



**ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ  
В РЕШЕНИИ АКТУАЛЬНЫХ СОЦИАЛЬНЫХ  
И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ XXI ВЕКА**

Пермь, 2024

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Пермское отделение Научного совета при президиуме РАН  
по методологии искусственного интеллекта  
Российская ассоциация искусственного интеллекта  
Пермский государственный национальный исследовательский университет  
Пермский национальный исследовательский политехнический университет  
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»  
Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет  
Пермский государственный медицинский университет им. академика Е.А.Вагнера

*Посвящается памяти Юрия Владимировича Девингталя,  
основателя первого в г.Перми вычислительного центра  
и кафедры прикладной математики  
Пермского государственного национального  
исследовательского университета*

**ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ  
В РЕШЕНИИ АКТУАЛЬНЫХ СОЦИАЛЬНЫХ  
И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ XXI ВЕКА**

Сборник статей по материалам Девятой всероссийской  
научно-практической конференции с международным участием

(г. Пермь, 17-18 октября 2024 г.)

«Думаю, она [Конференция] хорошо отображает тот факт, что ваша Пермская школа и ваша системная деятельность – лучшее, что есть в нашей стране в области многоплановой разработки проблем ИИ.»

*Д.И.Дубровский, Сопредседатель Научного  
совета при президиуме РАН по методологии  
искусственного интеллекта, д.ф.н., профессор.*

Пермь 2024

УДК 004.8: 3  
ББК32.813 + 6/8  
И868

**Искусственный** интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века : сборник статей по материалам Девятой всероссийской научно-практической конференции с международным участием (г. Пермь, 17-18 октября 2024 г.) / под редакцией Л.Н.Ясницкого, Т.В.Миролюбовой, М.В.Радионовой, Е.Г.Плотниковой ; Пермский государственный национальный исследовательский университет. НИУ «Высшая школа экономики». – Пермь, 2024. – 604 с.

**ISBN 978-5-7944-3887-1**

В сборнике представлены материалы Девятой всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века», которая проводилась 17-18 октября 2024 г. в г. Перми.

Сборник предназначен для научных и педагогических работников, преподавателей, аспирантов, магистрантов, студентов и всех, кто интересуется проблемами и перспективами развития и применения методов искусственного интеллекта.

**УДК 004.8: 3**  
**ББК 32.813 + 6/8**

*Издается по решению кафедры информационных систем и математических методов в экономике Пермского государственного национального исследовательского университета*

Статьи публикуются в авторской редакции, авторы несут ответственность за содержание статей, за достоверность приведенных в статье фактов, цитат, статистических и иных данных, имен, названий и прочих сведений

*Рецензенты:* президент Российской ассоциации искусственного интеллекта, профессор кафедры вычислительной техники Смоленского филиала НИУ «МЭИ», д-р техн. наук, профессор **В.В. Борисов**; д-р техн. наук, профессор **О.Г. Пенский**.

**ISBN978-5-7944-3887-1**

© ПГНИУ, 2024

## ОГЛАВЛЕНИЕ

<i>Русаков С.В.</i> Юрий Владимирович Девингталь – учёный, организатор, хороший человек (100 лет со дня рождения) .....	9
<b>Искусственный интеллект и философия, футурология, этика, правовые основы.....</b>	<b>11</b>
<i>Ясницкий Л.Н.</i> Будущее искусственного интеллекта: прогноз пермских ученых.....	11
<i>Габриелян О.А., Сулейменов И.Э.</i> Искусственный интеллект как посредник между человеком и надличностным уровнем переработки информации.....	18
<i>Непомнящий А.В.</i> Философия искусственного интеллекта: от мифа к интегральному видению.....	22
<i>Гибадуллин В.С., Дмитриев В.Г., Галиева А.И., Галиева Г. И.</i> Философское осмысление: интеллект человека и машины.....	29
<i>Кострикин Е.Г.</i> Искусственный интеллект: социологический дискурс.....	31
<i>Фиговский О.Л.</i> Искусственный интеллект: военное применение.....	34
<i>Зотина Г.В.</i> Вопросы этики и ответственности при разработке и внедрении искусственного интеллекта.....	36
<i>Тобиен М.А.</i> Использование технологий искусственного интеллекта в научной и инновационной деятельности....	43
<i>Титов В.Д.</i> Искусственный интеллект и разрывы ответственности: вызовы, риски и этические дилеммы автономных систем.....	48
<i>Романова А.С.</i> Алгоритмическое право как основа для внедрения автономных систем для управления корпорация.....	53
<i>Песецкая Т.И.</i> Модель интеллектуального управления системой ценностных частных актора социокультурного пространства.....	58
<i>Сметана В.В.</i> Появление постлюдей и киборгов: стирание границ между людьми и машинами.....	65
<i>Козлов М.В.</i> Отличительный признак интеллекта. Когнитивное и стереотипное мышление. Креативный гомеостаз робастной квадриархии.....	74
<b>Искусственный интеллект и безопасность.....</b>	<b>81</b>
<i>Тринчин В.В.</i> Искусственный интеллект как объект кибератак: Уязвимости систем, риски.....	81
<i>Лецинский Б.С., Васильев Н.А., Хабушев Р.Р., Назаров А.Р.</i> Вопросы применения искусственного интеллекта в безопасности.....	85
<i>Бекетнова Ю.М.</i> Методы машинного обучения в решении задач экономической безопасности и финансового мониторинг.....	90
<i>Зиманова М.А.</i> Использование таможенными органами технологий искусственного интеллекта для упрощения процедур торговли и обеспечения безопасности трансграничной торговли.....	96
<i>Рабчевский А.Н., Ашихмин Е.Г.</i> Об опыте использования больших языковых моделей в сфере информационного противоборства..	101
<i>Фадеева И.П., Смолькин В.П.</i> Использование систем искусственного интеллекта в области социальной инженерии.....	110
<i>Хорошавина О.Н.</i> Влияние искусственного интеллекта на процессы формирования информационных пузырей в социальных медиа.....	114

<b>Искусственный интеллект и экономика.....</b>	<b>119</b>
<i>Багаутдинова Н.Г., Исмагилов И.И., Алсаиед Г.</i>	
Регрессионное моделирование на основе нечетко-множественного подхода с приложениями к анализу экономического роста.....	119
<i>Коротченко Д.С., Шмидт С.А.</i>	
Разработка инновационного подхода к исследованию уровня потребительской лояльности в сфере авиаперевозок с применением методов машинного обучения.....	124
<i>Лашкевич Е.В.</i>	
Влияние финансовых показателей на устойчивость компаний в разных странах.....	128
<i>Зянкина Е.Г.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования стоимости жилой недвижимости первичного рынка в городе Перми.....	134
<i>Горбач М.П.</i>	
Тензорные бандиты и их приложения.....	140
<i>Лаврентьева О.Н.</i>	
Применение модели chatgpt в финансовой сфере и сравнение ее рекомендаций с рекомендациями робоэдвайзинговых сервисов.....	146
<i>Зеленко М.А., Солушко А.С.</i>	
Персонализация потребительского опыта с помощью искусственного интеллекта.....	151
<i>Гончаров С.А.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования зарплаты python-разработчика.....	155
<i>Графутдинов Р.В.</i>	
Применение LSTM-нейронной сети и фрактального анализа для прогнозирования фондового индекса.....	159
<i>Васильев В.Д.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования развития инфраструктуры кампуса НИУ ВШЭ – Пермь....	165
<i>Колесник Н.А.</i>	
Искусственный интеллект для формирования экономики замкнутого цикла.....	170
<i>Куца А.А.</i>	
AI-аналитика и оптимизация клиентского опыта: от прогнозирования поведения до автоматизации обслуживания.....	175
<i>Ощепков В.А.</i>	
Влияние LLM моделей на рынок труда.....	179
<i>Патласов Д.А.</i>	
Функция потерь QUANTILE LOG COSH в рекуррентных нейронных сетях и восстановленная волатильность: инновационные методы прогнозирования волатильности.....	183
<i>Савин В.С., Мурзин А.Д.</i>	
Влияние искусственного интеллекта на трансформацию бизнес-моделей.....	187
<i>Варнухов А.Ю.</i>	
Применение методов машинного обучения для определения факторов, влияющих на объем продаж товаров на маркетплейсе.....	193
<i>Иванов А.И., Тарасов Д.В.</i>	
Нейросетевой анализ нелинейной динамической модели рынка с гистерезисом на основе алгоритма оценки показателя Хёрста на малых выборках.....	198
<i>Шафар И.В.</i>	
Алгоритмы для трейдинга.....	204
<i>Шорилов А.Ф.</i>	
Оптимизация программного управления прогнозированием состояния фазового вектора нелинейной дискретной управляемой динамической системы.....	210
<b>Искусственный интеллект, техника и промышленные технологии.....</b>	<b>216</b>
<i>Миролюбова Т.В., Рыбакин В.И., Голдобин М.А., Морозов А.А., Мезенцев А.С., Ясницкий В.Л., Ясницкий Л.Н.</i>	
Опыт создания и внедрения интеллектуальных систем на промышленных предприятиях.....	216

<i>Светлов В.Н.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования и выявления причин брака при прессовании литейных стержней.....	220
<i>Штейнле Д.К., Ясницкий Л.Н.</i>	
Анализ данных и создание системы машинного обучения для оптимизации процесса выплавки высокопрочной стали.....	226
<i>Кулик С.Д., Ахметов А.Ф., Зинченко А.П.</i>	
Разработка программного средства для распознавания заданных объектов.....	233
<i>Аль Уатик Х.С., Пронин С.П.</i>	
Роль искусственного интеллекта в предиктивном обслуживании промышленного производства: исследование на примере редукторов ветроустановок.....	238
<i>Ясницкий В.Л., Мезенцев А.С.</i>	
Построение рекомендательных систем на базе машинного обучения в условиях серийного производства.....	242
<i>Шереметьева А.С., Полушин А.А., Сухно И.В., Смышляев Н.А., Абраменко В.А.</i>	
Нейросетевой классификатор для обнаружения фальсифицированных кормов.....	246
<i>Медведев И.А., Корнаухова М.А.</i>	
Комбинация нейронной сети и математической модели прогнозирования напряжения микробных топливных элементов.....	251
<i>Бахтин П.В., Проскураков В.С.</i>	
Нейросетевая система определения легированного слоя сердцевины преформы-стержня на линии msvd для вытягивания оптоволокна.....	256
<i>Азанов А.А.К., Хейфец И.И., Ясницкий Л.Н.</i>	
Оптимизация технологического процесса производства кабельной продукции.....	262
<i>Ташинов А.Г.</i>	
Методологический подход к формированию цифрового представления промышленных предприятий в городе Перми.....	265
<b>Искусственный интеллект, медицина и здравоохранение.....</b>	<b>272</b>
<i>Назаров Д.М., Бадаев Ф.И.</i>	
Сущность применения LLM моделей в сфере здравоохранения.....	272
<i>Петрунина Е.В., Пшеничный А.Е., Ермаков Д.А.</i>	
Метод формирования дескрипторов для классификаторов мышечной усталости, основанный на вейвлет-анализе сегментов электромиосигнала.....	277
<i>Лукин М.К.</i>	
Нейросетевая система диагностики сахарного диабета.....	284
<i>Грибков Д.Н., Горбаченко В.И., Потапов В.В., Милтых И.С., Зенин О.К.</i>	
Нейросетевая классификация результатов диагностики хронической сердечной недостаточности методом тензиометрии.....	291
<i>Андреев И.В.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования инсульта.....	299
<i>Бреничев Н.А.</i>	
Разработка веб-приложения для определения диагноза у пациентов с заболеванием легких.....	305
<i>Черемухин А.Д.</i>	
О тенденциях современных исследований в области методов отбора признаков.....	307
<i>Сидорова Т.И.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования вероятности диабета.....	315
<i>Митюшкина А.В.</i>	
Нейросетевая система прогнозирования сердечного приступа.....	321
<i>Ясницкий Л.Н., Думлер А.А.</i>	
Почему современные медико-диагностические системы искусственного интеллекта работают так плохо.....	327
<i>Жвакин А.А., Арутюнян В.Б., Породииков А.А., Наумова Н.А., Южакова К.В., Абубакирова О.А., Степанов М.С.</i>	
Искусственный интеллект в диагностике сердечно-сосудистых заболеваний на основе минимального набора данных.....	332

<i>Попов И.Е., Крылова А.Е., Скобей И.В.</i>	
Интеллектуальный анализ термометрических данных головного мозга пациентов с нарушенным сознанием.....	337
<i>Думлер А.А., Утева Н.А., Ясницкий Л.Н.</i>	
Интеллектуальная система «Kardionet» в диагностике острого коронарного синдрома в условиях выездной бригады скорой медицинской помощи: «полевые испытания».....	342
<b>Искусственный интеллект и экология, демография, окружающая среда.....</b>	<b>347</b>
<i>Катаев С.А., Русаков С.В.</i>	
Нейросетевые модели для прогнозирования весеннего половодья на реке Кама в районе гидропоста Бондюг.....	347
<i>Дорошенко Т.А., Самсонова Н.А.</i>	
Применение алгоритмов машинного обучения для анализа факторов рождаемости в рамках нового национального проекта «Семья» .....	352
<i>Калабихина И.Е., Казбекова З.Г., Мошкин В.С., Колотуша А.В., Таипов М.М., Фаттахов Т. А., Полетаев Д.В., Зайцев И.С.</i>	
Демографические аспекты отказа от курения (на основе данных социальных медиа и применения нейросетей) .....	359
<i>Яваев Р.Р., Поляков М.В.</i>	
Метод машинного обучения на основе сгенерированных астрофизических данных для определения количества спиралей галактик.....	364
<i>Резанов К.В., Поляков М.В.</i>	
Интеллектуальный анализ астрометрических данных космического телескопа GAIA.....	368
<i>Кликунова А.Ю., Хоперсков А.В.</i>	
Влияние размера обучающей выборки нейросети на точность определения параметров гидравлического сопротивления в модели мелкой воды.....	373
<i>Панафидин М.Н., Бутенко М.А.</i>	
Классификация галактик по морфологическим типам с использованием искусственных нейронных сетей.....	378
<b>Искусственный интеллект, педагогика и образование.....</b>	<b>384</b>
<i>Домбрин И.М.</i>	
О причинах последствий применения технологий искусственного интеллекта в школе.....	384
<i>Кузнецов А.Г., Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н.</i>	
Современные проблемы высшего образования РФ и искусственный интеллект.....	390
<i>Горелик С.Л., Грудинин В.А.</i>	
Формирование динамического рейтинга учащихся в образовательном процессе.....	396
<i>Рыжкова М.В., Былкова Т.В., Непомнящая Ю.А., Беляк Д.К.</i>	
Использование генеративного искусственного интеллекта в решении образовательных и прикладных задач: экспериментальный подход.....	401
<i>Федяев О.И., Суханов А.А.</i>	
Нейросетевое распознавание лиц в видеопотоке системы автоматического контроля присутствия студентов на занятии.....	405
<i>Попов Б.С.</i>	
Развитие ИИ-грамотности и критического мышления.....	412
<i>Орлова Т.С.</i>	
Генеративные и адаптивные модели искусственного интеллекта в решении образовательных задач.....	418
<i>Самылкина Н.Н.</i>	
Вариативное обучение основам искусственного интеллекта в школьном курсе информатики.....	422
<i>Лелюх А.Б.</i>	
Развитие ИИ-технологий в образовании: обзор современных инструментов и их применение.....	430
<i>Кобзев И.Д., Мочалова В.К., Лесниченко-Роговская М.В.</i>	
Исследование актуальности использования ИИ в образовательном процессе в школе.....	436
<i>Садыкова Г.В., Каюмова А.Р.</i>	
Концепция модели интеграции технологий искусственного интеллекта в билингвальные программы для детей дошкольного возраста.....	440

<i>Худякова А.В.</i>	Проектирование и реализация внеурочных мероприятий по искусственному интеллекту для обучающихся 10-11 классов.....	445
<b>Искусственный интеллект, лингвистика и обработка текста.....</b>		<b>450</b>
<i>Кузьмин А.Н.</i>	Внедрение технологий больших языковых моделей в мессенджеры.....	450
<i>Калабин А.Л.</i>	Оценка связности текста методами кластеризации.....	454
<i>Лантев А.К.</i>	Интеллектуальный анализ дневника Ф.П. Литке: большие языковые модели и метаданные в процессе обработки естественного языка.....	459
<i>Кукса В.К., Поляков М.В.</i>	Разработка и особенности применения нейросетевой системы для проверки оригинальности текста.....	466
<i>Москвитина А.М., Москвитин В.А.</i>	AI и лингвистическая идентичность: как искусственный интеллект влияет на языковую культуру и разнообразие.....	470
<i>Неверов А.Р.</i>	Автоматизация повышения качества работы нейросетевой модели.....	474
<i>Ивутин А.Н., Савенков П.А., Волошко А.Г., Крюков О.С.</i>	Исследование методов извлечения индивидуальных признаков эмоциональной окраски из коллекции пользовательских текстов.....	480
<i>Шпирко С.В.</i>	Об одном подходе к интеллектуальному анализу текстов.....	485
<b>Искусственный интеллект, социология, политология, психология и криминалистика.....</b>		<b>491</b>
<i>Ильина Е.Н.</i>	Трудовое поведение в эпоху искусственного интеллекта.....	491
<i>Липин Ю.Н.</i>	Алгоритм и программное обеспечение распознавания монозиготных близнецов и отцовства.....	497
<i>Осмоловская А.А.</i>	Тенденции изменения информированности избирателей в связи с использованием искусственного интеллекта.....	503
<i>Пономарев А.Ф.</i>	Нейросетевая система прогнозирования склонности к серийным убийствам.....	507
<i>Трусова В.А., Поляков М.В.</i>	Интеллектуальный анализ данных для исследования характеристик психологического состояния.....	512
<b>Искусственный интеллект и спорт.....</b>		<b>518</b>
<i>Корепанов С.А.</i>	Нейросетевая система прогнозирования победителя матча футбольной команды Ливерпуль в рамках Английской Премьер-лиги.....	518
<i>Пачин А.Д.</i>	Нейросетевая система прогнозирования результатов команд российской премьер-лиги в конце сезона.....	524
<i>Решетников М.А.</i>	Создание нейросетевой модели для прогнозирования исхода поединка в смешанных единоборствах.....	532
<i>Росихина Е.М.</i>	Нейросетевая система прогнозирования результатов кубка мира по биатлону.....	537
<b>Развитие технологий искусственного интеллекта.....</b>		<b>543</b>
<i>Гладкий С.Л.</i>	Проблемы нейросетевых моделей в задачах компьютерного зрения и пути развития объяснимого искусственного интеллекта.....	543

<i>Бочкарев В.А.</i>	
Поиск выбросов в статических данных относительно зависимого признака.....	547
<i>Лосев А.Г.</i>	
О некоторых проблемах формирования обучающих наборов данных в искусственном интеллекте..	553
<i>Попов И.Е.</i>	
Использование нейронных сетей в системе объяснимого искусственного интеллекта.....	557
<i>Гладкий С.Л.</i>	
Устранение цветовой зависимости сверточных нейронных сетей в задачах компьютерного зрения.....	560
<i>Холопов В.А., Благовещенский И.Г., Макаров М.А.</i>	
Метод компоновки роботизированных технологических комплексов на основе объединения систем координат с применением машинного зрения.....	569
<i>Окусков И.С.</i>	
Применение искусственного интеллекта на этапах жизненного цикла программного обеспечения.....	574
<i>Сапегин А.А.</i>	
Улучшение видимости объектов на изображении при помощи нейросети.....	579
<i>Соколов А.В., Сычев И.А., Хейфец И.И., Соколова О.Л.</i>	
Теоретические и практические аспекты построения рекомендательных моделей: типология, архитектура и направления проектирования.....	583
<i>Щёголева Н.В., Сергеев С.Ф.</i>	
Особенности эргономики систем с генеративным искусственным интеллектом.....	588
<i>Зотина Г.В., Эстер М.В., Кедров А.В.</i>	
Опыт применения библиотеки машинного зрения для анализа породного состава лесных насаждений на основе данных аэрофотосъемки.....	594
<i>Сергеев А.В., Плешаков А.О., Сергеев С.Ф.</i>	
Виртуальные инструменты в интерфейсах управления промышленными роботами.....	599

**ЮРИЙ ВЛАДИМИРОВИЧ ДЕВИНГТАЛЬ –  
УЧЁНЫЙ, ОРГАНИЗАТОР, ХОРОШИЙ ЧЕЛОВЕК  
(100 лет со дня рождения)**



Юрий Владимирович Девингталь (30.09.1924 – 17.11.1997) - создатель вычислительного центра ПГУ (1960 г.) и его бессменный научный руководитель на протяжении 30 лет. По его инициативе в университете появилась специальность прикладная математика (1971 г.) и профильная кафедра прикладной математики (1972 г.), которой он руководил на протяжении 12 лет. Всё это позволило создать, совершенствовать и развивать массовую подготовку кадров ИТ-отрасли в Пермской области. Без всякого сомнения, этот период (1960-1990 г.г.), когда через вычислительный центр прошли три поколения ЭВМ и многие десятки молодых специалистов, можно называть эрой Ю.В.Девингталя. О масштабах этой деятельности можно судить

хотя бы по тому факту, что в конце 80-х годов в ВЦ работало около 130 сотрудников: программистов, электронщиков, сотрудников научных лабораторий, вспомогательного персонала. Товарищескую, дружескую атмосферу этого большого коллектива, отношение его работников к своему руководителю подчеркивает тот факт, что за глаза все его называли просто ЮВ. За эти тридцать лет на кафедре прикладной математики были подготовлены сотни специалистов ИТ-сферы, в качестве сотрудников ВЦ начинали свою научную деятельность десятки кандидатов и докторов наук, среди которых можно отметить таких знаковых для университета профессоров, как Е.Л.Тарунин и И.С.Утробин, работавших ещё в немногочисленном первом составе сотрудников ВЦ ПГУ.

Моё личное знакомство с Юрием Владимировичем состоялось в 1972 году, когда я поступил в университет на специальность прикладная математика. На третьем курсе он читал нам дисциплину «Численные методы» настолько ярко и увлекательно, что это во многом определило сферу моей научной деятельности в области вычислительной математики. Именно он настоял на том, чтобы я поехал на преддипломную практику в МГУ, за которой последовала целевая аспирантура на кафедре академика А.Н.Тихонова. Таким образом, его роль организатора-руководителя в моём становлении как учёного трудно переоценить. А много позже «Численные методы» у прикладников довелось мне подхватить после ухода Юрия Владимировича и читать эту дисциплину более четверти века.

В годы нашей учёбы именно Юрий Владимирович познакомил нас студентов с задачами распознавания образов, аналитическими вычислениями на ЭВМ, рассказал о перцептроне. Уже в середине 70-х годов мы работали на машине «МИР-3», позволявшей аналитически получать производные и первообразные для некоторого класса функций и решать аналитически ещё целый ряд задач. В те далекие годы повседневное, как сегодня, обсуждение роли искусственного интеллекта в разных сферах нашей жизни трудно было себе представить. Правда в среде математиков и философов активно велась дискуссия на тему «Может ли машина мыслить», ярким ответом на которую, явился плакат, висевший в ту пору терминальном классе СМ ЭВМ: «Машина не должна мыслить, машина должна ездить!»

Разница в датах дней рождения Юрия Владимировича и моего всего несколько дней, а в годах 30 лет. Однажды во время очередного «нашего» юбилея он мне сказал: «Сегодня я вдвое старше Вас, но эта относительная разница будет с каждым годом убывать». Действительно, на текущий момент это уже примерно 1.43 раза.

*С.В.Русаков, д.ф.-м.н., профессор, заведующий кафедрой прикладной математики и информатики ПГНИУ в период 1999-2024 гг.*

## Секция: Искусственный интеллект и философия, футурология, этика, правовые основы

УДК 004.032.26

### БУДУЩЕЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: ПРОГНОЗ ПЕРМСКИХ УЧЕНЫХ

*Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»  
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38  
yasn@psu.ru

В статье приведено мнение автора о будущем искусственного интеллекта, основанное на его многолетнем опыте научной работы в этой области. Обращается внимание на то, что, увлекшись применением методов искусственного интеллекта для удовлетворения текущих потребностей общества, ученые мало обращают внимание на его главную возможность. Это способность нейронных сетей открывать новые, неизвестные ранее законы природы, общества, вселенной, мироздания. По мнению автора, будущее искусственного интеллекта связано именно с этой его способностью.

**Ключевые слова:** прогнозы будущего, открытие законов природы, искусственный интеллект, нейронные сети.

Прогнозы будущего всегда были и остаются актуальны.

В области прогнозирования будущего искусственного интеллекта наиболее известными, по-видимому, являются 10 предсказаний, сделанных в 1957 году нобелевским лауреатом Гербертом Саймоном [1]:

– *В ближайшее десятилетие ЭВМ завоюет титул чемпиона мира по шахматам.*

– *В пределах десяти лет ЭВМ откроет и сумеет доказать новую важную математическую теорему.*

– *В десятилетний срок большинство теорий в области психологии примет вид программ для вычислительной машины.*

– *И т.д.*

Известны, сделанные в 2005 году прогнозы американского изобретателя и футуролога Рэя Курцвейла. Вот некоторые из них.

– *Естественный процесс мышления не будет иметь преимущества по сравнению с машинным. Системы искусственного интеллекта получат равные права с человеком. Разница между человеком и машиной исчезнет.*

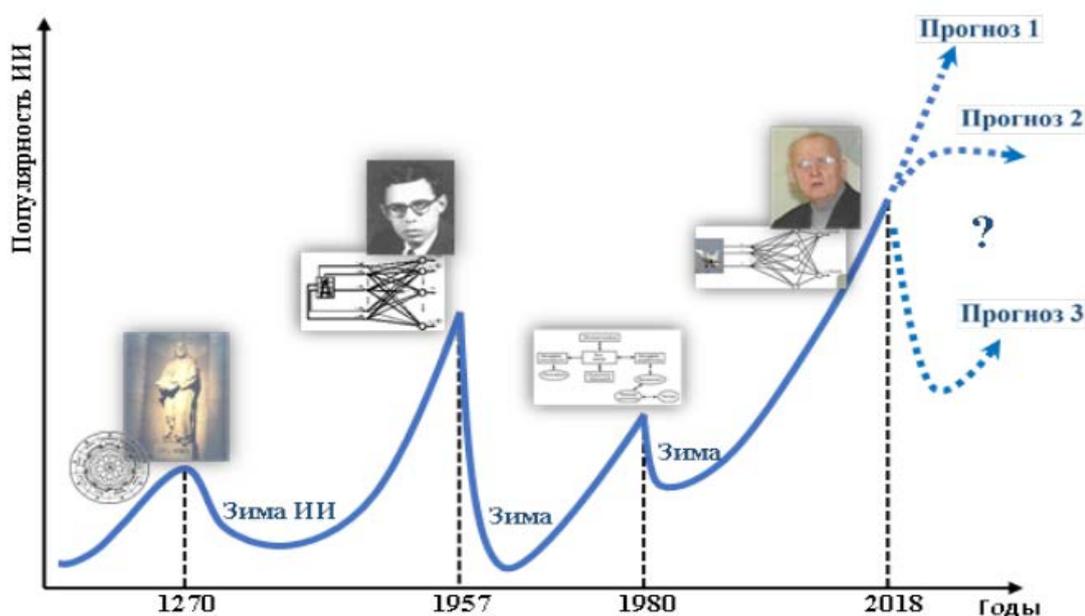
– Системы искусственного интеллекта превзойдут по численности естественных людей.

– Несмотря на недостатки естественных людей, системы искусственного интеллекта уважают их как своих прародителей.

Пользуются популярностью прогнозы современных отечественных ученых, объединившиеся в общественное движение «Россия 2045». Цель этого движения: «К 2045 году сделать человека бессмертным!».

Известен прогноз президента России Владимира Путина, сделанный им 1 сентября 2017 года: «Тот, кто станет лидером в области искусственного интеллекта будет властелином мира».

В 2018 году в [2] опубликованы прогнозы, в которых, в качестве одного из вариантов, предрекается наступление очередной «Зимы» искусственного интеллекта (Прогноз 3 на рис. 1).



**Рисунок 1. Варианты прогнозов будущего искусственного интеллекта.  
Рисунок заимствован из [2]**

Мы воздержимся от обсуждения приведенных выше прогнозов, а вместо этого изложим собственное видение будущих успехов систем искусственного интеллекта, основываясь на результатах пермских ученых, которыми мы реально располагаем уже сейчас.

По нашему мнению, в ближайшие десять лет реально наступление следующих событий.

1. Реально создание интеллектуальных медико-диагностических систем, превосходящих по точности постановки диагнозов естественных врачей. Реально выявление с помощью интеллектуальных систем новых неизвестных ранее медицинских знаний и использование этих знаний для улучшения качества медицинской практики.

Одна из таких интеллектуальных систем – «Система диагностики и прогнозирования заболеваний сердечно-сосудистой системы человека KAR-

DIONET» выложена на нашем сайте [www.PermAI.ru](http://www.PermAI.ru). С помощью нее выявлены новые неизвестные ранее знания [3], которые используются для совершенствования существующей практики лечения и профилактики заболеваний сердца. Помимо диагностики и прогнозирования развития заболевания на много лет вперед, наша система дает рекомендации по профилактике заболеваний. За последние 10 лет эксплуатации система не сделала ни одной ошибки.

*2. Реально создание интеллектуальных систем диагностики сложных технических устройств, превосходящих по своим возможностям и точности известные инженерные методики. Их внедрение в инженерную практику позволит повысить надежность технических устройств и, таким образом, способствовать решению проблемы снижения техногенных аварий и катастроф – одной из актуальных проблем XXI в.*

Наш опыт разработки нейросетевых систем диагностики авиационных двигателей показал [4, с.83–87], что интеллектуальные системы позволяют выявлять такие дефекты, которые обычными инженерными методами выявлены быть не могут.

*3. Реально создание интеллектуальных систем, способных получать точные, не имеющие математической погрешности, аналитические решения краевых задач математической физики. Внедрение таких интеллектуальных систем в инженерную практику, также будет способствовать снижению числа техногенных аварий и катастроф.*

В [4, с.183–188] Изложен наш опыт создания и применения для решения инженерных задач экспертной системы, которая, используя математические знания математиков прошлых веков, получает точные аналитические решения краевых задач теории упругости, теории теплопроводности, теории электрических и магнитных полей. Обратиться к интеллектуальной системе можно с нашего сайта [www.PermAI.ru](http://www.PermAI.ru).

*4. Реально создание интеллектуальных систем, прогнозирующих экономическое состояние предприятий и позволяющих разрабатывать рекомендации по оптимизации их деятельности.*

В нашей работе [5] описан опыт создания нейросетевой системы прогнозирования вероятности банкротства российских банков. Помимо прогнозов, система позволяет получать полезные рекомендации по предотвращению банкротства конкретных банков. Программа выложена на нашем сайте [www.PermAI.ru](http://www.PermAI.ru).

*5. Реально создание интеллектуальных систем, предназначенных для прогнозирования развития политических событий и влияния на эти события.*

В книге [4, с. 91–95] описан случай подтвердившегося впоследствии прогнозирования победы Д.А. Медведева на президентских выборах 2008 г., опубликованных в [6, с. 79–85] за полтора года до этих выборов. В [7] приведены подтвердившиеся результаты прогнозирования рейтингов известных

политических деятелей, а также рекомендации по улучшению этих рейтингов.

В нашей работе [8] изложен опыт создания нейросетевой системы, прогнозирующей вероятность возникновения беспорядков в разных странах: восстаний, государственных переворотов, революций. Помимо прогнозирования наступления этих событий система позволяет разрабатывать рекомендации по их предотвращению.

*6. Реально создание и применение интеллектуальных систем в области криминалистики.*

В нашей работе [9] описан опыт создания нейросетевого детектора лжи, значительно превосходящего известные штатные аналоги по точности заключений.

В работе [10] изложен опыт создания интеллектуальной системы, предназначенной для изучения личности и выявления серийных убийц. Программа, оценивающая склонность человека к насилию, выложена на нашем сайте [www.PermAI.ru](http://www.PermAI.ru).

*7. Реально создание интеллектуальных систем, предназначенных для прогнозирования результатов спортивных состязаний и для оптимизации программы подготовки спортсменов с целью получения наивысших спортивных результатов.*

В нашей практике нейронные сети уже применялись для прогнозирования результатов Олимпийских игр 2014 г. [11], чемпионата мира 2015 г. [12], а также при разработке рекомендаций для известных спортсменов [13] и футбольных команд [14].

*8. Реально создание и широкое применение интеллектуальных систем в психологии.*

Напомним третье предсказание нобелевского лауреата Герберта Саймона, приведенное в начале этой статьи:

*– В десятилетний срок большинство теорий в области психологии примет вид программ для вычислительной машины.*

Мы знаем, что два первых предсказания, хотя и с опозданием, но сбылись. Однако о третьем предсказании Саймона мы ничего подобного пока сказать не можем. Почему?

Пытаясь решать задачи психодиагностики, психологи выдвигают различные гипотезы, называют в качестве наиболее важных те или иные факторы, влияющие, по их мнению, на способности и предрасположенности человека. Они вводят такие труднодоступные для количественной оценки понятия, как «сила воли», «сила характера» и др., разрабатывают различные тесты для их измерения. Естественно, что при сборе статистической информации возникают проблемы, особенно если речь идет о человеке, жившем в прошлых веках. В то же время, психологи обычно не обращали внимания на легкодоступную информацию о людях, известную, например, из астрологических и нумерологических баз, отвергая ее как лженаучную.

По-нашему мнению, психологи еще не полностью освоили и оценили возможности современных методов интеллектуального анализа данных, которые позволяют на начальных стадиях создания интеллектуальных систем в качестве входных параметров вводить любое количество любых факторов. В ходе исследований таких математические модели всегда можно выяснить, какие из этих факторов действительно влияют на результат моделирования, а какие – нет, вне зависимости от того, признаются эти факторы официальной наукой, или нет.

Заметим, что наш небольшой опыт применения нейросетевых технологий для создания интеллектуальных систем, выявляющих способности и предрасположенности человека, оказался весьма успешным. Так, в работе [15] описана интеллектуальная система, выявляющая способность человека к руководящей деятельности, в [16] и [4, с. 101–105] – к научной деятельности, в [17] – к бизнесу. В [18] описана интеллектуальная система, способная прогнозировать степень успешности будущей карьеры студентов вуза, что позволяет оптимальным способом подбирать траектории их обучения. В [19] приведен опыт создания системы, определяющей предрасположенность подростков к наркотической зависимости, а также позволяющей получать индивидуальные рекомендации по снижению такой зависимости. В [10] – предрасположенность человека к насилию. Имеются программы, оценивающие предрасположенность человека к суициду, анорексии и др. Эти программы находятся в свободном доступе в разделе «Проекты» нашего сайта [www.PermAI.ru](http://www.PermAI.ru). Помимо количественной оценки способностей, склонностей и предрасположенностей людей, с помощью этих программ можно получать полезные рекомендации по их развитию или, наоборот, снижению.

Таким образом, у нас есть все основания надеяться, что упомянутое выше третье предсказание Герберта Саймона о широком применении компьютерных программ в психологии в скором времени сбудется, причем, не только в пределах нашей научной школы.

*9. Реально применение методов искусственного интеллекта в областях, выходящих за рамки традиционных наук. Реально получение новых, ранее неизвестных, но полезных для практического применения знаний, в том числе таких, которые меняют наше представление о мире. Можно надеяться, что методы искусственного интеллекта помогут наконец разгадать загадки эзотерики, уфологии, астрологии и других переживших века учений, выходящих за рамки современного миропонимания.*

Как уже отмечалось, на нашем сайте [www.PermAI.ru](http://www.PermAI.ru) выложены интеллектуальные системы, позволяющие ставить диагнозы медицинских заболеваний, выявлять способности людей к бизнесу, к научной деятельности, к руководящей деятельности, склонности к наркомании, суициду, анорексии, насилию и другим порокам. Во многих случаях низкая погрешность результатов, зафиксированная при тестовых испытаниях программ, обеспечивается еще и тем, что, помимо традиционных входных параметров, учитываются параметры, влияние которых неочевидно. Природу влияния таких парамет-

ров пока не удается объяснить в рамках современного уровня развития науки. Но это не мешает их использовать при создании эффективных и весьма полезных для практики интеллектуальных систем.

10. *Реально применять методы искусственного интеллекта для открытия новых законов природы, общества, вселенной, мироздания.*

Авторы этой статьи при проведении практических занятий обычно дают задание студентам: открыть заново теорему Пифагора, открыть заново закон Архимеда, открыть все законы Ньютона и т.д. И студенты, так же, как и ученые древности, вырезают прямоугольные треугольники, измеряют их стороны, а затем обучают на этой информации нейронную сеть, которая заново повторяет подвиг древних геометров. Но раз так, значит нейронные сети, в принципе, могут открывать не только известные, но и неизвестные людям законы, причем не только законы природы, но и законы общества, вселенной, мироздания [20].

По-нашему мнению, искусственный интеллект, став самой популярной научной дисциплиной и заняв лидирующее положение в научных разработках, еще далеко не реализовал своих возможностей. Следуя современным потребностям, разработчики упускают самую главную возможность искусственного интеллекта – его способность открывать новые, неизвестные ранее законы. Познание с помощью искусственного интеллекта новых законов природы, общества, вселенной, мироздания, самого себя – это и есть тот главный путь, по которому должно идти человечество.

#### **Библиографический список**

1. Эндрю А. Искусственный интеллект. М.: Мир, 1985. 265 с.
2. Ясницкий Л.Н. Поучительное прошлое, блестящее настоящее и сомнительное будущее искусственного интеллекта (Пленарный доклад) // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. ст. по материалам Третьей всерос. науч.-практ. конф. (г. Пермь, 14–18 мая 2018 г.) / Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2018. – С. 9 – 13. <https://cloud.mail.ru/public/CSfY/ZL2XzLCqL>
3. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M., Yasnitsky V.L., Uteva N.A. Capabilities of neural network technologies for extracting new medical knowledge and enhancing precise decision making for patients // Expert Review of Precision Medicine and Drug Development. November, 2021 DOI: 10.1080/23808993.2021.1993595
4. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы : учебник. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с. <https://cloud.mail.ru/public/5H3z/4LxСpisxw>
5. Ясницкий Л. Н., Иванов Д. В., Липатова Е. В. Нейросетевая система оценки вероятности банкротства банков // Бизнес-информатика. 2014. № 3. С. 49–56.
6. Ясницкий Л. Н. Интеллектуальные информационные технологии и системы. — Пермь: Пермский государственный университет, 2007. 271 с.
7. Ясницкий Л. Н. О возможностях применения методов искусственного интеллекта в политологии // Вестник Пермского университета. Серия: Политология. 2008. № 2. С. 147–155
8. Пермяков А.М., Ясницкий Л.Н. Оценка возможности сохранения порядка в государстве с применением искусственных нейронных сетей // Прикладная математика и вопросы управления. – 2021. – № 1. – С. 95–118. – DOI: 10.15593/2499-9873/2021.1.06
9. Петров А.М., Ясницкий Л.Н. Возможности создания нейросетевого полиграфа // Вестник Пермского университета. Ма-тематика. Информатика. Механика. – Вып.2. – Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2005. – С.43-47.
10. Ясницкий Л. Н., Ваулева С. В., Сафонова Д. Н., Черепанов Ф. М. Использование методов искусственного интеллекта в изучении личности серийных убийц // Криминологический журнал Байкальского государственного университета экономики и права. 2015. Т. 9, № 3. С. 423–430

11. Ясницкий Л. Н., Павлов И. В., Черепанов Ф. М. Прогнозирование результатов Олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 6; URL: <http://www.science-education.ru/113-11206>
12. Ясницкий Л. Н., Кировоса А. В., Ратегова А. В., Черепанов Ф. М. Прогноз результатов чемпионата мира-2015 по легкой атлетике методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 4; URL: [www.science-education.ru/118-14423](http://www.science-education.ru/118-14423)
13. Ясницкий Л. Н., Внукова О. В., Черепанов Ф. М. Прогноз результатов Олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. — 2014. № 1; URL: <http://www.science-education.ru/115-11339>
14. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу Евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20. [https://www.elibrary.ru/download/elibrary\\_26644435\\_20792367.pdf](https://www.elibrary.ru/download/elibrary_26644435_20792367.pdf)
15. Ясницкий Л. Н., Михалева Ю. А., Черепанов Ф. М. Возможно-сти методов искусственного интеллекта для выявления и использования новых знаний на примере задачи управления персоналом // International Journal of Unconventional Science. Журнал Формирующихся Направлений Науки. 2014. Вып. 6; URL: <http://www.unconv-science.org/n6/yasnitsky>
16. Байдин Д. Ю., Макурина Т. В., Черепанов Ф. М., Ясницкий Л. Н. Нейросетевая система прогнозирования склонности к научной деятельности // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: сб. тез. Научно-практ. Конф. (Пермь, 30 октября — 1 ноября 2012 г.) / Перм. Гос. Нац. Исслед. Ун-т. — Пермь, 2012. С. 153.
17. Ясницкий Л. Н., Порошина А. М., Тавафиев А. Ф. Нейросетевые технологии как инструмент для прогнозирования успешности предпринимательской деятельности // Российское предпринимательство. 2010. № 4(2). С. 8–13.
18. Ясницкий Л. Н., Кузнецов А. Г., Селезнева С. М., Солохина А. Д., Тюлькина Д. В., Черепанов Ф. М. Применение нейросетевых технологий в изучении акмеологического потенциала студентов вуза // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 4. С. 120–126.
19. Ясницкий Л. Н., Грацилев В. И., Куляшова Ю. С., Черепанов Ф. М. Возможности моделирования предрасположенности к наркозависимости методами искусственного интеллекта. Вестник Пермского университета. Серия: Философия. Психология. Социология. 2015. № 1(21). С. 61–71.
20. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56. <https://cloud.mail.ru/public/2Dtu/5BYLQvb8L>

## **THE FUTURE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE. FORECAST OF PERM SCIENTISTS**

*Leonid N. Yasnitsky*

Perm State National Research University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

HSE University,

Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070

[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

The article presents the author's opinion on the future of artificial intelligence, based on his many years of scientific experience in this field. It is noted that, carried away by the use of artificial intelligence methods to meet the current needs of society, scientists pay little attention to its main opportunity. This is the ability of neural networks to discover new, previously unknown laws of nature, society, the universe, and the universe. According to the author, the future of artificial intelligence is connected precisely with this ability.

**Keywords:** future forecasts, discovery of the laws of nature, artificial intelligence, neural net-works.

УДК 004.8

## **ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ПОСРЕДНИК МЕЖДУ ЧЕЛОВЕКОМ И НАДЛИЧНОСТНЫМ УРОВНЕМ ПЕРЕРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ**

*Габриелян Олег Аршавирович*

Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского,  
295007, Россия, г. Симферополь, ул. Ялтинская, 20  
[gabroleg@mail.ru](mailto:gabroleg@mail.ru)

*Сулейменов Ибрагим Эсенович*

Казахский национальный университет имени аль-Фараби  
050040, Казахстан, г. Алматы, ул. аль-Фараби, 71  
[esenych@yandex.ru](mailto:esenych@yandex.ru)

Рассматривается информационно-коммуникативная среда как новая форма существования материи, обладающая дуальной природой. Именно в этой среде формируются надличностные структуры как результат коммуникации людей. Это взаимодействие описывается нейросетевой моделью. Определяются такие феномены как профессиональное сознательное и профессиональное бессознательное. Выдвигается и обосновывается гипотеза о том, что Искусственный Интеллект открывает возможность взаимодействия человеческого сознания с ними, как с надличностными структурами.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, надличностные структуры, профессиональное коллективное сознательное, профессиональное коллективное бессознательное.

В настоящее время уже не вызывает сомнений, что сознание человека имеет дуальную природу: в нем одновременно присутствуют и индивидуальная, и коллективная составляющие. Доказательства этому на основе нейросетевой теории ноосферы даны в работах [1-3], причем уже имеются и независимые экспериментальные подтверждения [4] данной концепции. Из вывода о дуальной природе сознания человека вытекает вывод о существовании надличностного уровня переработки информации [2,3]. Этот вывод заставляет кардинально пересмотреть существующие воззрения на социально-экономическую роль искусственного интеллекта (ИИ).

В текущей литературе представлены, как правило, две противоположные точки зрения на роль ИИ в дальнейшем развитии цивилизации. Одна из них условно может быть названа апологетической. Ее сторонники настаивают на том, что ИИ может взять на себя выполнение рутинных операций, шире – сделать то, что в период Первой промышленной революции сделало внедрение машин в широкое использование, т.е. повысить производитель-

ность труда, в том числе интеллектуального. Тезисами такого рода широко пользуются представители противоположной (условно – алармистской – точки зрения), утверждающие, что ИИ может вначале сделать ненужными целый ряд профессий, а после – кардинально трансформировать сущность сознания человека, причем настолько, что допустимо говорить о дегуманизации.

На наш взгляд, ни та, ни другая точка зрения в полной мере не отражают возможности ИИ в части его влияния на общество. Аргументировать это можно на основе анализа взаимодействия человека с надличностным уровнем переработки информации.

Механизм формирования данного уровня можно пояснить следующим образом. Такие информационные объекты как интеллект и сознание человека порождаются обменом сигналами между нейронами головного мозга. Однако, любое общение между индивидами физически также сводится к обмену (опосредованному языком и речью) сигналами между нейронами, но только принадлежащими к различным индивидам [2, 3]. Следовательно, коммуникации между индивидами приводят к формированию глобальной нейронной сети – ноосферы. Более того, данный вывод позволяет говорить о существовании инфокоммуникационной среды как объективной реальности [5].

Существование надличностного уровня переработки информации определяет, в том числе, и дуальную сущность интеллекта и сознания человека. Нейронная сеть, порожденная головным мозгом индивида, физически является только относительно самостоятельным фрагментом объемлющей нейронной сети - ноосферы.

Как показано в [3], есть все основания полагать, что взаимодействие между личностным и надличностным уровнями переработки информации было весьма выраженным в период до становления индивидуального сознания, но сохраняется и сейчас. Подчеркнем еще раз, что в литературе уже описаны эксперименты, непосредственно подтверждающие существование надличностного уровня переработки информации [4].

Проявлениями такого взаимодействия являются творческие озарения, существование интуиции и т.д. [6]. Это позволяет утверждать, что существование надличностного уровня переработки информации представляет вполне определенный ресурс, которым можно и нужно научиться пользоваться, как минимум, для повышения эффективности (а точнее – кардинальной модернизации) высшего образования [7]. Как подчеркивалось в цитированной работе [7], возрастающий объем информации, который должен усвоить молодой ученый для того, чтобы стать профессионалом своего дела, постепенно приближается к критическому уровню [8]. Существует предел, который может усвоить мозг индивида. Далее необходимо изыскивать иные средства, что и заставляет обратить самое пристальное внимание на ресурсы надличностного уровня переработки информации, в частности на ресурсы профессионального коллективного сознательного и коллективного бессознательного [9]. К коллективному сознательному мы относим, тот объем знаний, который доступен рациональному освоению. Например, научные теории. К профессиональному

коллективному бессознательному мы относим, на порядок более сложную надличностную структуру, в которой формируются неявные для человеческого интеллекта связи и отношения.

Механизм формирования профессионального коллективного сознательного и коллективного бессознательного можно раскрыть следующим образом. Коллективное бессознательное заведомо формируется на надличностном уровне переработки информации, в противном случае оно не было бы коллективным. Можно отметить, что нейросетевая теория ноосферы [5] позволяет последовательно раскрыть сущность коллективного бессознательного. Примем во внимание, что надличностный уровень переработки информации формируется в межличностных коммуникациях. Эти коммуникации сложным образом структурированы (что отвечает марксистской трактовке человека как совокупности общественных отношений). Соответственно, структурированным является и коллективное бессознательное, его частью является профессиональное коллективное бессознательное.

Это возвращает нас к социально-экономической роли ИИ. Как отмечалось в работе [10], существует вполне определенная иерархия информационных объектов, одну из высших ступеней в которой занимает интеллект человека. Его существование неотделимо от существования человеческого сознания, механизмы формирования которого остаются пока неизвестными. Соответственно, вопрос о том, какие конкретно программные продукты можно относить к ИИ, а какие – нет, является беспредметным, широко толкуемым. Коль скоро неизвестно, что представляет собой интеллект как таковой, бессмысленно пытаться создать классификацию систем, претендующих на то, чтобы называться ИИ, тем более в смысле сильного ИИ. Это утверждение не исключает конвенциональные допущения по этому вопросу.

Этот вывод, однако, носит общеметодологический характер. Общественное сознание уже усвоило термин ИИ безотносительно к возможности последовательного обоснования данного понятия. Его восприятие носит преимущественно интуитивный характер, и именно в таком качестве его и оправдано анализировать с точки зрения потенциального влияния на общество.

Каким бы «слабым» не был ИИ, он уже способен выполнять вполне определенную социальную функцию – обеспечить максимально плотное взаимодействие индивида с информационно-коммуникационной средой, что уже и реализуется на практике (селективная реклама и т.д.). Именно на этом уровне ИИ и воспринимается массовым сознанием.

Парадоксально, но с нашей точки зрения, именно такое – во многом интуитивное – восприятие ИИ и отражает его наиболее позитивную социально-экономическую функцию. То, что сейчас называется ИИ, строго говоря есть не более чем «периферия» (в том смысле, в котором этот термин употребляют специалисты в области компьютерных наук) человеческого сознания. Совершенствование ИИ – во всяком случае до тех пор, пока не будут раскрыты механизмы функционирования сознания человека – заведомо будет относиться к «периферии» в указанном выше смысле.

Перспективнее другое. В социальном смысле ИИ будет и дальше развиваться в плане трансформации и повышения эффективности взаимодействия индивида с информационно-коммуникационной средой.

В этом смысле ИИ уже во многом занимает уникальную нишу – нишу «посредника» между надличностным уровнем переработки информации и сознанием/интеллектом индивидов. Именно в этом качестве он обещает уникальные возможности.

**Поддержка исследования.** Данное исследование финансируется Комитетом по науке Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (грант № AP14870416).

### **Библиографический список**

1. Suleimenov, I. E., Vitulyova, Y. S., Bakirov, A. S., & Gabrielyan, O. A. (2020, April). Artificial Intelligence: what is it?. In 6th International Conference on Computer and Technology Applications (pp. 22-25).
2. Suleimenov, I.E., Gabrielyan, O.A., Massalimova, A.R., Vitulyova, Y.S. World Spirit form the standpoint of modern information theory. European Journal of Science and Theology. – 2024.– №20(1). – P. 19–31.
3. Massalimova A, Suleimenov I., Gabrielyan O., Vitulyova Y. The evolution of consciousness from the point of view of modern theory of information and telecommunications. Adam Alemi. –2024. – №100(2). –P.40–51. <https://doi.org/10.48010/aa.v100i2.551>
4. Pick, H., Fahoum, N., Zoabi, Detal. Brainstorming: Interbrain coupling in groups forms the basis of group creativity. Commun Biol7, 911 (2024). <https://doi.org/10.1038/s42003-024-06614-7>
5. Габриелян, О.А., Сулейменов, И.Э. Теория сложных систем: ноосферный контекст. – Симферополь: Издательский дом ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского», 2023. – 168 с.
6. Сулейменов И.Э., Габриелян О.А., Масалимова А.Р., Шалтыкова Д.Б., Витулева Е.С., Матрачулова Д.К. Вопрос о существовании «ментального тела» с точки зрения проблем философии // Вестник КазНУ. Серия философии, культурологии и политологии. – 2023. – Т. 84. – №. 3. – С.4.-14.
7. Габриелян О.А., Сулейменов И.Э., Габриелян А.М. Современные социальные тренды процессов обучения как трансформация интеллекта: нейросетевой подход // Социально-политические науки. – 2023. – Т.13. –№1. – С. 64-73.
8. Вигнер Е. Этюды о симметрии. – М.: Изд-во «Мир», 1971. – С. 170-181.
9. Мун Г.А., Сулейменов И.Э., Габриелян О.А., Витулёва Е.С., Кабдушев Ш.Б., Косцова М.В., Гришина А.В., Шалтыкова Д.Б. Высшее образование в цифровом обществе: использование ресурсов профессионального коллективного бессознательного // Известия НТО «Кахак». – 2021. – № 2(73). – С. 4-37.
10. Suleimenov, I. E., Gabrielyan, O. A., Bakirov, A. S., & Vitulyova, Y. S. (2019, October). Dialectical understanding of information in the context of the artificial intelligence problems. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 630, No. 1, p. 012007). IOP Publishing.

## **ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS AN INTERMEDIARY BETWEEN A PERSON AND THE TRANSPERSONAL LEVEL OF INFORMATION PROCESSING**

*Gabrielyan Oleg Arshavirovich*

V.I. Vernadsky Crimean Federal University,  
Str. Yaltinskaya, 20 Simferopol, 295007, Russia  
gabroleg@mail.ru

*Suleimenov Ibrahim Esenovich*

National Academy of Engineering of the Republic of Kazakhstan

050000, Kazakhstan, Almaty, Tulebaeva 82-21

[esenych@yandex.ru](mailto:esenych@yandex.ru)

The information and communication environment is considered as a new form of existence of matter, which has a dual nature. It is in this environment that transpersonal structures are formed as a result of human communication. This interaction is described by a neural network model. Such phenomena as professional conscious and professional unconscious are defined. A hypothesis is put forward and substantiated that Artificial Intelligence opens up the possibility of interaction of human consciousness with them as with transpersonal structures.

**Keywords:** artificial intelligence, transpersonal structures, professional collective conscious, professional collective unconscious.

УДК 165.12

## **ФИЛОСОФИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: ОТ МИФА К ИНТЕГРАЛЬНОМУ ВИДЕНИЮ**

*Непомнящий Анатолий Владимирович*

Институт компьютерных технологий и информационной безопасности

Южного федерального университета,  
347922, Россия, г. Таганрог, ул. Чехова, 2

[nepomnyashchiy@sfedu.ru](mailto:nepomnyashchiy@sfedu.ru)

В статье рассматриваются философские и научные основания методологии искусственного интеллекта в их стадийной динамике – от философии и науки эпохи классицизма, свойственных для мифического и рационального сознаний, до философии и науки холистической стадии развития человеческого сознания.

**Ключевые слова:** философия, наука, человек, мировоззрение, методология, интегральное видение, искусственный интеллект, стадии развития, целевые функции.

**Введение.** Развитие информационно-коммуникационных технологий и их продуктов, от используемых в быту всевозможных гаджетов, до разработки и внедрения универсальных вычислительных платформ искусственного интеллекта открытого доступа, например ChatGPT (Chat Generative Pre-trained Transformer от OpenAI), приводит к коренной перестройке жизнедеятельности и сознания западно-ориентированной части населения Земли, не смотря на то, что это событие, как и весь спектр прочих событий, в которых участвует человек, само по себе нейтрально. Негативную или позитивную атрибутику всем событиям присваивают только их участники или их наблюдатели. И даже в таких событиях, как мировые войны, одни предают себя и других и падают вниз с библейской «лестницы Иакова», ведущей к развитию и, в пределе достижений – к Богу в себе, другие в борьбе за правое дело мо-

гут и утратить чудесный инструмент – тело, – но подняться при этом по этой лестнице ещё выше.

Но факт – есть факт: перестройка сознания и жизнедеятельности человека идёт, вместе с процессом цифровизации всего, семимильными шагами. И этот факт означает, что преобладающая часть населения подвержена, в основном, внешнему управлению и социальному программированию [4, 11], а тринитарная структура самоуправления «самоорганизация-самоконтроль-саморегуляция» не активирована в сознании масс до уровня логической оценки происходящего, т.е. до уровня развитого рационального сознания. Как следствие, можно констатировать, что социальное пророчество Рэя Брэдбери, вышедшее в свет в 1953 г. в виде его книги «451 по Фаренгейту» (температура горения бумаги), в основных своих идеологических положениях, уже сбылось и не только на территории США, как это предполагалось аналитиками, но и в большинстве других стран.

Отсюда и вытекает проблема настоящего исследования: что способствует успеху социальных программаторов, каковы, вообще, причины возникновения такой ситуации в современной западно-ориентированной цивилизации; каковы пути её преодоления и какова роль искусственного интеллекта в этих социальных процессах?

**Концептуальный анализ ситуации.** Методология решения любой задачи, согласно справочникам, являет собой способы, методы, методики и средства решения задачи. Но, это определение не полное. На самом деле, методология обязательно представляет собой последовательность таких действий: определение цели; концепция её достижения (философская часть методологии); парадигма науки, способная сделать цель достижимой; аксиоматика человековедения, вытекающая из научной парадигмы; задачи, которые необходимо решить для достижения цели; и только потом способы, методы, методики и средства решения этих задач.

Определить цель происходящего, находясь в системе этого происходящего, согласно теореме К. Гёделя «О неполноте» [14], невозможно, поскольку из этой теоремы следует, что эффективное управление может быть достигнуто только в том случае, когда многообразие управляющей системы (её сложность, мерность) превышает многообразие управляемой системы или ситуации (принцип У. Эшби). И именно из факта неполноты описания мира в языке ограниченной или условно замкнутой системы и возник в науке метасистемный подход, согласно которому правильное решение по поводу функционирования системы какого-либо порядка возможно принять только наблюдателю, находящемуся в системе более высокого порядка.

Следуя этому подходу, как это делается, например в синергетике [2], необходимо выйти в своём рассмотрении на тот уровень, который включает в себя всех регуляторов происходящего: мегарегуляторов (надземные регуляторы); макрорегуляторов, управляющих глобальными процессами; микрорегуляторов – конкретных людей, их родовых и трудовых сообществ. И такие выходы сделаны Учителями человечества, показавшими человеку ту картину

мира, которую они наблюдали и наблюдают, с уровнями, превышающими уровни мегарегулирования.

В качестве современного примера такого учительства можно привести деятельность и наследие воплощённого Аватара (божества) Бхагавана Шри Сатья Саи Бабы – духовного лидера Индии, собравшего только за одну эту жизнь в человеческой форме вокруг идеи культивировать человеку Божественную (безусловную) Любовь 50 млн. преданных из разных стран мира и создавшему в Индии Интегральный университет (ныне один из ведущих вузов страны), в котором во главе всего стоит не высшая школа экономики, как это принято в западно-ориентированном обществе и образовании, а высшая школа нравственности, без чего наблюдаемый закат этой цивилизации [15] – неизбежен.

Он же и разъяснил жителям Земли, что иерархически высший регулятор, управляющий иерархией космического разума и называемый в просторечии Богом, Аллахом, Творцом всего сущего, Создателем..., проявляется в мире образовательного учреждения «Земля» в виде взаимодействия трех сил: силы созидания, силы сохранения созданного и силы растворения созданного (энтропии) [3].

В религиозном контексте человек привык превращать этот Божественный тёрнер в бинер «добро (созидание и сохранение созданного) и зло (растворение созданного)». Отсюда и ошибочный принцип в западной философии – принцип «единства и борьбы противоположностей». На самом деле Бог сам с собой не борется, а силы растворения необходимы для того, чтобы обнаруживать изъяны в созданном, дабы продолжать его совершенствование. То есть, речь идёт не о борьбе противоположностей, а о сотрудничестве этих Божественных сил.

В итоге: силы сохранения призывают человека к реализации концепции единения, ибо единение – это повышение многообразия (сложности), а стало быть, и единственное средство развития человека и человечества, в целом, которое обретается только путем преодоления препятствий (как говорят Мудрые, «благословенны препятствия ибо ими растём»); силы растворения делают всё возможное, чтобы средствами искушения организовать те ситуации, которые проявят совершенство или несовершенство человека зададут ему, тем самым, вектор жизни – развитие (познание истины) или регресс.

Концепция сил растворения была опубликована в западном мире многократно, в частности, в труде Н. Макиавелли «Государь». Её суть – «Разделяй и властвуй» [7]. Она нашла своё отображение во всех аспектах человеческого бытия, и, прежде всего, она отобразилась в пропаганде идеи комфортной жизни. То есть, в противовес концепту «развитие через преодоление» была выдвинута теневая идея обеспечения деградации населения путём организации и пропаганды жизненного комфорта, как главной ценности. И вот здесь на сцену жизни и выходит искусственный интеллект. Совсем по В. Высоцкому: «Не надо думать! С нами тот, кто всё за нас решит!». А в результате мы имеем: рост в мировом масштабе цифровой деменции [16]; чудовищный

рост невежества в массах; превращение человека в обслуживающий персонал [4, 11] и многое другое, относящееся к необратимым процессам в человеке.

Что есть «необратимый» процесс? Например, если ребёнок с его ещё недоразвитой нервной системой и мозгом (она растёт до тридцати лет, если этот процесс не останавливается алкоголем и цифровыми симуляциями) проводит время не в контакте с действительностью, а с её симуляциями в гаджетах, его мозг, как интерфейс между сознанием и телом, развивается лишь частично в тот период, который ребёнку выделен для роста когнитивных способностей. Этот период краток, и к нему невозможно вернуться. Для того чтобы потом получить полностью развитый мозг, нужно «идти» за новым телом, т.е. путём смены формы существования биологического тела и личности [5, 8]. Это хорошо иллюстрирует ситуация с даунами. Да! Как говорит К. Уилбер в своих дневниках «Один вкус» [12], «Прекрасно наблюдать в каждом дауне Будду», т.е. как говорит Библия: «Искру Бога внутри каждого из нас». Но этот Будда не может проявить себя через несовершенные инструменты – несовершенную личность, несовершенное тело и несовершенный мозг. Операцию на глазе нельзя сделать топором плотника.

**Парадигмальный анализ ситуации.** Руководствуясь концепцией разъединения, совсем недавно (XIX в.) все науки, связанные с человековедением, были отделены от естественных наук и стали, стало быть, неестественными. Чтобы это никого не обижало и дабы не возникали лишние вопросы, эти науки назвали гуманитарными, что отвлекло внимание масс от самого процесса разделения, тем более что и естественные науки стали отделять друг от друга, сначала по отраслям, затем по предметам исследования. Вследствие этого в образовании воцарился принцип мультидисциплинарности, согласно которому, по поговорке, каждый кулик мог сидеть только в своём «болоте» и только его и хвалить. Для обучающихся школьников и студентов, а также и для их учителей, и преподавателей, мир потерял свою целостность, а с ним эту целостность утратило и западно-ориентированная часть человечества. Воцарилась мифическая идея обособленности каждой особи от всего сущего, которая в эпоху постмодерна достигла своего апофеоза.

В философии постмодерна, внедрённой в США под идеологическим управлением научных институтов, занимающихся проблемой управления толпой, каждой особи внушили, что она имеет право быть главной ценностью этого мира, что у неё своя правда, которая не обязательно совпадает с правдой другого человека, и все эту правду обязаны уважать [1]. Общая правда подвергалась гонению и профессоров стали увольнять из университетов, а на их место приглашать куртизанок, рассказывающих о том, как хорошо иметь сексуальную свободу [6].

Естественно, что эта философия, в первую очередь, уничтожила образование, поскольку исчезла общая правда – интегральные образы действительности. Невозможно даже было преподавать таблицу умножения. Если преподаватель говорил, что ребёнок ошибается, говоря, что 2 умножить на 2

будет 8, родители подавали на него в суд за то, что преподаватель лишал их ребёнка права иметь свою правду. И это не шутка. По этому поводу Дж. Кулиер опубликовал статью с названием «Мы притворяемся, что учим, они притворяются, что учатся» [17].

В итоге в научном мире исчезло единое понимание смысла термина парадигма (основание), что позволило во всём западно-ориентированном мире запереть гуманитарные науки в клетке мифов классической науки, парадигма которой гласила, что масса вещества во вселенной постоянна, т.е. других субстанций кроме вещества, обладающего массой, в природе не бывает. На основе этого закона сохранения была создана аксиоматика, согласно которой человек виделся конечным в пространстве и времени, отождествлялся только с его телесной формой, личностью не рождаются, а становятся, а его сознание и психика были признаны функциями мозга. В этой аксиоматике жизнь человека потеряла всякий смысл, поскольку он появлялся ниоткуда, непонятно зачем проживал эту свою одну жизнь, и в конце её превращался в удобрение для почвы.

Эта аксиоматика привела к чудовищному падению нравственности, поскольку в ней система отдачи долгов за безнравственное поведение отсутствовала, а реклама пепси колы призывала брать от этой, якобы единственной жизни, «всё». Но в условиях, когда все хотят всего по принципу «после меня – хоть потоп», это желание взять всё нереализуемо. Отсюда войны за «иметь как можно больше» от «всёго» и решение сократить население мира до 500 млн. чел., что зафиксировано на скрижалях в штате Джорджия, оставив только обслуживающий персонал экономических «элит» [4], которые хотят, чтобы только им «всё» и принадлежало. Всех остальных должен заменить искусственный интеллект, разрабатываемый в рамках современной парадигмы, к чему всё и движется по плану, согласно которому к 2030 году искусственный интеллект (ИИ) должен стать над человеком в решении широкого спектра задач [10]. В создавшихся условиях, все вынуждены бороться за лидерство в области развития и применения ИИ, поскольку как отметил Президент Российской Федерации В.В. Путин, кто будет лидировать в этой отрасли, тот и будет править этим миром [10]. Такой вывод логически вытекает из актуального состояния массового сознания и сознания многих гуманитариев, которые до сих пор следуют мифам классической науки, потерявшей свою актуальность ещё в начале XX-го в.

В сознании масс, к сожалению, ещё не существует квантовой физики, доказавшей нелокальность квантовых эффектов, т.е. связность, а не обособленность, всего сущего, что привело к развитию на этой основе науки неклассической, парадигма которой (закон сохранения) стала включать в себя существование не только вещества, обладающего массой, но и энергии с возможности перехода одной субстанции в другую, что привело не только к развитию ядерной энергетики, но и к принятию факта существования в человеке души.

Но время и этой парадигмы давно ушло. Уже в середине прошлого века американский физик Т. Кун опубликовал свою книгу о структуре научных революций [18], в которой обратил внимание на тот факт, что в авангардном естествознании уже обнаружена и используется третья субстанция «информация». Семантическое поле смысловых значений этого понятия открыто, и в настоящее время существует более ста его смысловых значений. Из них простейшим и наиболее распространённым в технологиях создания и применения ИИ является «совокупность данных». Но данные не могут относиться к субстанциям мира, поэтому в работе Т. Куна под информацией понимается именно субстанция, обладающая управляющими свойствами, и способная переходить в энергию и массу.

В контексте этой парадигмы возникла пост-неклассическая наука, которая уже экспериментально доказала нелокальность квантовых эффектов и существование телепортации (за что только в последние пару лет было присвоено несколько нобелевских премий), а в научной модели структуры человека появился триединый Дух – его сознание, его управляющее начало [5, 8, 9].

Таким образом, пост-неклассическая наука, с применением своей основной методологии – интегрального видения [13] – доказала справедливость первого стиха в Евангелии от Иоанна, в котором и говорится, что В Начале было Слово (в более адекватном переводе Мысль) и Слово было у Бога и Слово было Бог.

**Заключение.** Проведенный анализ показывает, что искусственный интеллект, прошедший в своём развитии этапы использования вещества, энергии и информации, как совокупности данных, неизбежно придёт и к восприятию мысленных команд, и разработка таких компьютеров уже идет полным ходом.

Если рассматривать функциональное назначение ИИ, то оно развивается по пути от средства функционального вспоможения человеку, через средство замещения отдельных функций человека, к средству замещения самого человека.

Если человек не откажется от идеи комфортной жизни в качестве члена общества потребления и подпадёт под тотальное управление со стороны ИИ, его дни будут сочтены, поскольку космосу нужны не потребители и биологические роботы, а сотворцы, для чего человек и создавался как звено творческой космической иерархии разума.

### **Библиографический список**

1. Бодрийяр Ж. Симулякры и симуляция//– Перевод О.А. Печенкина. – Тула, 2013.– 204 с.
2. Буданов В. Г. Методология синергетики в постнеклассической науке и в образовании. Изд. 3-е испр. — М.: Издательство ЛКИ, 2008 — 240 с. (Синергетика в гуманитарных науках).
3. Бхагаван Шри Сатъя Саи Баба. Истина в афоризмах / Бхагаван Шри Сатъя Саи Баба; сост. Е. Богатых. – 4-е изд. – М.: Амрита, 2012 –112 с.
4. Выступление директора НИЦ «Курчатовский институт» Михаила Валентиновича Ковальчука на заседании СФ России 30 сентября 2015 г. <http://council.gov.ru/events/news/59290/> 16.09.2024 г.
5. Гендель, М. Космоконцепция розенкрейцеров или мистическое христианство [Текст] / Г. Гендель. – Москва: Литан, 2004. – 560 с.

6. Криминалист Майк Адамс потерял работу из-за своей приверженности традиционным ценностям. Электронный ресурс: <http://www.kp.ru/daily/26179/3069073/> Дата обращения 16.09.2024 г.
7. Макиавелли Н. Государь. – М.: Планета, 1990. – 80 с.
8. Непомнящий А.В. Введение в интегральную антропологию. Ч.1: Методология знания и методологические основания человековедения: Учебное пособие. – Ростов-на Дону: Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2021. – 312 с. <https://hub.sfedu.ru/repository/material/801298485/>
9. Непомнящий А.В. Введение в интегральную антропологию. Ч.2: Деятельность человека, управление деятельностью и её безопасность. Учебное пособие. – Ростов-на Дону: Таганрог: Изд-во ЮФУ. – 2023. – 306 с. <https://hub.sfedu.ru/repository/material/801325716/>
10. Сопровождение по вопросам развития технологий в области ИИ, 30 мая 2019 г. в «Школе 21» Сбербанка. <http://kremlin.ru/events/president/news/60630> Дата обращения: 16.09.2024 г.
11. Толкунов А. Похитители разума – М: Советская Россия, 1980. – 96 с.
12. Уилбер К. Один вкус: Дневники Кена Уилбера / К. Уилбер; Пер. с англ. А. Киселева. – М: ООО «Издательство АСТ» и др., 2004. – 427, [5] с. – (Тексты трансперсональной психологии).
13. Уилбер К. Око духа: Интегральное видение для слегка свихнувшегося мира/ К. Уилбер /Пер с англ. В. Самойлова под ред. А. Киселева. – М.: ООО «Издательство АСТ» и др., 2002. – 476. [4] с.
14. Успенский В.А. Теорема Гёделя о неполноте. – М.: Наука. 1982. – 112 с.
15. Шпенглер О. Закат западного мира; Очерки морфологии мировой истории. Полное издание в одном томе/Пер. с нем. – М.: «Издательство АЛЬФА-КНИГА», 2014. – 1085 с. ил.
16. Шпитцер Манфред. Антимозг: цифровые технологии и мозг/ Манфред Шпитцер; пер. с немецкого А. Г. Гришина - Москва: АСТ, 2014. - 288 с.
17. Collier G.L. (2013) We Pretend to Teach, They Pretend to Learn – WSJ, 2013 <https://www.wsj.com/articles/we-pretend-to-teach-they-pretend-to-learn-1388103868> (дата обращения 16.09.2024).
18. Kuhn T.S. The Structure of Scientific Revolutions. Chicago, 1962; Москва, 1975.

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE PHILOSOPHY: FROM MYTH TO INTEGRAL VISION

*Anatoly V. Nepomnyashchiy*

Institute of Computer Technology and Information Security

Southern Federal University,

2 Chekhova St., Taganrog, Russia 347922

[nepomnyashchiy@sfedu.ru](mailto:nepomnyashchiy@sfedu.ru)

The article examines the philosophical and scientific foundations of the methodology of artificial intelligence in their stage dynamics - from the philosophy and science of the era of classicism, characteristic of the mythical and rational consciousness, to the philosophy and science of the holistic stage of human consciousness development.

**Key words:** philosophy, science, human, worldview, methodology, integral vision, artificial intelligence, stages of development, target functions.

**ФИЛОСОФСКОЕ ОСМЫСЛЕНИЕ:  
ИНТЕЛЛЕКТ ЧЕЛОВЕКА И МАШИНЫ**

*Гибадуллин Валерий Сагитович, Дмитриев Владимир Геннадьевич, Галиева Алина Искандаровна, Галиева Галия Искандаровна*

Уфимский государственный нефтяной технический университет,

450062, Россия, г. Уфа, ул. Космонавтов, 1.

[gvs5701@mail.ru](mailto:gvs5701@mail.ru), [dmitrievova@yandex.ru](mailto:dmitrievova@yandex.ru), [alinagalieva18@yandex.ru](mailto:alinagalieva18@yandex.ru),  
[alga4@mail.ru](mailto:alga4@mail.ru)

В статье рассматриваются вопросы и проблемы в области человеческого и искусственного интеллекта, некоторые аспекты их взаимоотношений и перспективы развития.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, разум, цивилизация, информационные технологии, мышление, проблема, структура, программы, алгоритм.

Философское осмысление проблемы искусственного интеллекта имеет своим истоком мысль о сходстве искусственного разума и человеческого интеллекта и задаётся вопросами осмысления взаимоотношений человека и машины, соотношения человеческого и машинного разума. Эти вопросы отражают интересы различных исследователей искусственного интеллекта. Ответы зависят от того, что понимается под интеллектом.

Есть разные точки зрения. Существует определение интеллекта, как отношение организма к предметной среде, или как способность решать интеллектуальные задачи. Некоторые специалисты за интеллект принимают способность рационального мотивированного выбора, в условиях недостатка информации, или же способности системы создавать в ходе самообучения программы для решения задач и решать эти задачи.

Часть исследователей рассматривают искусственный интеллект как технологию, которая имитирует деятельность человека и может обладать свойством выполнять творческие функции и др.

Есть ещё много попыток интерпретации интеллекта. Однако формулировки не являются строго научными и общепризнанными, общепонятными и исчерпывающими, поскольку это развивающееся и доопределяющееся явление и сложившееся представления о нём меняются. В том числе, благодаря новейшим разработкам в области технологий оптических изображений отделов головного мозга, позволяющих исследовать его в процессе функционирования. Тем самым обратить внимание в структуре интеллекта на его психическую составляющую называемую эмоциональный интеллект. То есть его способности воспринимать контролировать и оценивать чувства, эмоции, поведение. На наш взгляд искусственный интеллект на сегодняшний день достаточно рассматривать пока только как инструмент разума.

Теперь попробуем понять тождественно ли понятие интеллект и разум.

Если есть эти два термина, то вероятно они обозначают явления в чем-то схожие, но не тождественные.

Гаджеты, дивайсы, многофункциональные приложения и новинки электроники, в том числе, используемые в сфере интеллектуальной деятельности содержат в себе некоторые, порою весьма существенные зачатки искусственного интеллекта.

С нашей точки зрения интеллект — это то, что способно обработать информацию на основании уже существующей опорной информационной базы и выдавать рекомендации по заложенному в него алгоритму. Мозг тоже использует алгоритмы, однако эти алгоритмы являются совершенно не регулярными. Ожидать, что ему (искусственному интеллекту) можно доверять принятия ваших решений с нашей точки зрения пока преждевременно.

Признать превосходство искусственного интеллекта означает расплываться в признании собственной неспособности принимать решения, размышлять, делегировать свою ответственность и жить, чужим цифровым разумом, вдобавок, ещё и не доказавшим свою компетентность.

Как цивилизация подошла к потребности включить искусственный интеллект в ход дальнейшего своего развития и зачем. Сначала про интеллект в целом. Примем за условную 1 (100%) средний уровень интеллекта отдельного человека. Тогда окажется, что разброс этого уровня может быть в диапазоне от 0,1 до 10 ед. (в случае гениев и гораздо больше)

Фрагменты искусственного интеллекта уже прочно вошли в жизнь общества в виде программированных манипуляторов, специализированных автономных моделей, распознавателей речи и лиц, виртуальных ассистентов, навигационных систем и т.п.

Вопрос только в том, удастся ли разработчикам на этой основе создать глобальную сеть искусственного интеллекта и с какими опасениями наличие такой сети будет связано.

Ученые в массе своей больше идеалисты, по части применения научных открытий и достижений, а политики – прагматики и они понимают, что искусственный интеллект уже сегодня является символом власти. С учётом всех существующих на сегодня конфликтов, а именно военных, экономических, торговых, политических в чем может проявиться вклад глобального искусственного интеллекта в дальнейшее развитие или деградации цивилизации, которая уже и так находится на грани стабильности.

Будет ли искусственный интеллект чем-то глобальным, или потенциальные соперники в рамках своих национальных систем разработают свои «развитые» программные алгоритмы тоже соперничающие между собой.

Как господь Бог создал человека по образу и подобию своему и вложил в него разум (как утверждает Библия) так и программисты будут проектировать искусственный интеллект, опираясь на свои знания и представления. А они - знания и представления – не будут у всех тождественными. И чтоб имитировать человеческий разум надо быть все же выше этого разума.

В английской этимологии словосочетание ИИ (AI) «artificial intelligence» не несёт той, слегка антропоморфной окраски, которое оно приобрело в довольно неудачном русском переводе. Слово «intelligence» означает «умение рассуждать разумно», а вовсе не интеллект, для которого существует английский аналог «intellect».

Основная философская проблема в области искусственного интеллекта заключается в доведении возможности и целесообразности моделирования процесса мышления человека, хотя до сих пор, мы не можем определить какие процедуры хотим назвать интеллектуальными. И вообще, интеллект был, есть и может остаться только биологическим феноменом.

В этой связи существует опасность тратить время и средства на изучение того, что так и останется нашей иллюзией, что не возможно создать и понадобятся десятилетия и больше, чтобы хотя бы приблизиться к уровню человека разумного, но, в конце концов, и такое может произойти.

#### **Библиографический список**

1. С. Хокинг. Вселенная Стивена Хокинга. — Москва: АСТ, 2018 — 160 с.
2. [Пенроуз Р.](#) Новый ум короля. — М.: Едиториал УРСС, 2003. — 339 с.
3. Винер Н. Кибернетика, или Управление и связь в животном мире. – М. Советское радио, 1968.

### **PHILOSOPHICAL UNDERSTANDING: HUMAN AND MACHINE INTELLIGENCE**

*Gibadullin Valery Sagitovich, Dmitriev Vladimir Gennadievich,  
Galieva Alina Iskandarovna, Galieva Galiya Iskandarovna*

Ufa State Petroleum Technical University,  
1, Kosmonavtov str., Ufa, 450062, Russia.

[gvs5701@mail.ru](mailto:gvs5701@mail.ru), [dmitrievova@yandex.ru](mailto:dmitrievova@yandex.ru), [alinagalieva18@yandex.ru](mailto:alinagalieva18@yandex.ru),  
[alga4@mail.ru](mailto:alga4@mail.ru)

The article discusses issues and problems in the field of human and artificial intelligence, some aspects of their relationship and prospects for development.

**Keywords:** artificial intelligence, mind, civilization, information technology, thinking, problems of artificial intelligence.

УДК 004

### **ИСКУСТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: СОЦИОЛОГИЧЕСКИЙ ДИСКУРС**

*Кострикин Евгений Геннадьевич*

Российский университет дружбы народов им. Патриса Лумумбы,  
117198, Россия, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6  
[zkostrikin@yandex.ru](mailto:zkostrikin@yandex.ru)

В статье рассматривается влияние искусственного интеллекта на современное общество. Проводится анализ исследований в области информирования общества об искусственном интеллекте. Дается оценка состояния ИИ и его участие в социологических исследованиях.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, социология, общество, образование.

Общество на современном этапе своего развития получило в свое пользование несоизмеримые по своим размерам объемы информации. Желая того или нет, человек сталкивается с большими потоками данных каждый день. Информация разного содержания и характера встречается людей на улицах, в транспорте, по телевизору, на радио, в интернете. В последнем случае она имеет нескончаемый ресурс, что влечет за собой изменения в поведении человека, его увлечениях, режиме дня и так далее.

На этом фоне появление сравнительно новой технологии работы с информацией через интернет, такой как искусственный интеллект стало в определенной степени революцией в обществе, масштабы которой еще только предстоит ощутить.

Говоря о термине «искусственный интеллект» простыми словами, получается, что ИИ – это программное обеспечение, способное имитировать действия человека. При этом, к возможностям искусственного интеллекта относят распознавание лиц, текста, управления производственными процессами, транспортом и многое другое. [1]

Технологии искусственного интеллекта уже несколько лет активно внедряются в современные устройства. На сегодняшний день наличие ИИ в бытовой технике, управляемых через интернет, никого не удивляет. «Умные» часы, пылесосы, музыкальные колонки – это лишь немного из того, что имеет свой разум. Можно смело утверждать, что под воздействием «умных» помощников в обществе наблюдается трансформация социальной реальности. [2] Замена привычной парадигмы общества способствует проведению новых социологических исследований в этой области.

По оценкам ВЦИОМ информированность о технологиях искусственного интеллекта и доверия к ним в России растут. Этому свидетельствуют результаты исследования, проведенного в декабре 2022 года.

87% опрошенных знают об ИИ, что свидетельствует о высокой степени информированности в сфере современных технологий. Уровень доверия составил 55%. Данный показатель строится вокруг возможности внедрения ИИ в опасные производства, его объективности и улучшения жизни и работы человека. [3]

Исследование ВЦИОМ подтверждает тот факт, что тема искусственного интеллекта становится все более актуальной в обществе как на бытовом уровне, так и в профессиональной среде. Внедрение ИИ во многие сферы человеческой деятельности значительно упрощает жизнь человека, позволяет сократить время на выполнение той или иной задачи. Во многих сферах, таких как образование, например, искусственный интеллект не заменяет чело-

века полностью, а только помогает решить некоторые задачи. При этом можно заметить, что существовавшие совсем недавно некоторые профессии, на сегодняшний день не так востребованы или вообще потеряли свою актуальность. Это говорит уже о минусах применения ИИ в процессе профессиональной деятельности. Но прогресс не стоит на месте, поэтому в ближайшем будущем общество может лишиться еще не одной вакансии на рынке труда.

Подавляющее большинство респондентов, участвующих в опросе, выделяют положительные и негативные последствия от применения ИИ. Среди плюсов: сокращение времени на однообразный труд, комфортность жизни, повышение уровня безопасности. Минусы: мошенничество, ошибки в принятии решений, похищение данных. [3]

Таким образом, развитие искусственного интеллекта с одной стороны призвано помочь и облегчить жизнь людей, с другой стороны недоверие ко всему новому препятствует применению ИИ на современном этапе.

Внедрение искусственного интеллекта может влиять на культурные и социальные аспекты в обществе. На примере образования видно, что происходит деформация привычных форм обучения. Дистанционное обучение, онлайн-курсы, образовательные платформы, позволяющие человеку получать новые навыки, позволили уравнивать общество в его потребностях.

При обширных возможностях искусственного интеллекта, тем не менее это результат деятельности человека. Разработав рационально-логические и формализованные правила, имитирование деятельности не проходит без участия людей, осуществляющих контроль и мониторинг работы ИИ.

Должно пройти не так мало времени, прежде чем искусственный интеллект из своего нынешнего состояния сумеет в дальнейшем самостоятельно обучаться, принимать решения и действовать автономно.

Современные подходы к социологическим исследованиям, обработке большого количества информации изменяются по примеру того, как меняется общество. Проведение социологических опросов, интервью упрощается, благодаря внедрению новых способов обработки данных через механизмы искусственного интеллекта. К таким механизмам относятся:

- машинное обучение, позволяющее обрабатывать данные и принимать решения, обходя строгие схемы;
- глубокое обучение, в рамках которого происходит обработка большого объема данных через нейронные сети.

Социология как наука использует концептуальные и методологические инструменты, опирается на философию и сочетает в себе различные способы исследований. Исходя из этого, применение искусственного интеллекта не меняет сути социологических исследований, а в большей мере добавляет с учетом своих функции новые технологии обработки собранных данных.

Через социологические исследования можно изучать проблемы искусственного интеллекта. Так как ИИ – это новое направление в развитии компьютерных технологий и систем, оно требует анализа, причем не только с

точки зрения социологии. Взаимодействие науки с ИИ может дать новый импульс в развитии как социологии, так и искусственного интеллекта.

### **Библиографический список**

1. Kommersant.ru – Что такое ИИ и где он применяется. [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.kommersant.ru/doc/6312267>
2. Wciom.ru – Общество в поиска баланса. [Электронный ресурс] Режим доступа: [https://conf.wciom.ru/fileadmin/user\\_upload/conference/2022/tezisi\\_2022.pdf](https://conf.wciom.ru/fileadmin/user_upload/conference/2022/tezisi_2022.pdf)
3. Wciom.ru – Искусственный интеллект: угроза или светлое будущее? [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://wciom.ru/analytical-reviews/analiticheskii-obzor/iskusstvennyi-intellekt-ugroza-ili-svetloe-budushchee>

### **ARTIFICIAL INTELLIGENCE: SOCIOLOGICAL DISCOURSE**

*Evgeny G. Kostrikin*

Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba,  
Str. Miklukho-Maklaya, 6, Moscow, Russia, 117198  
zkostrikin@yandex.ru

The article examines the impact of artificial intelligence on modern society. The analysis of research in the field of informing the public about artificial intelligence is carried out. The assessment of the state of AI and its participation in sociological research is given.

**Keywords:** artificial intelligence, sociology, society, education.

УДК 004.032

### **ИСКУСТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: ВОЕННОЕ ПРИМЕНЕНИЕ**

*Фиговский Олег Львович*

Ассоциация изобретателей Израиля  
Израиль, г. Тель-Авив  
[figovsky@gmail.com](mailto:figovsky@gmail.com)

В статье рассмотрены вопросы применения и контроля искусственного интеллекта в военных целях.

**Ключевые слова:** Искусственный интеллект, военное использование, контроль над применением.

Одна из проблем, связанная с прогнозированием контроля над конкретными применениями военного ИИ, заключается в неясности того, как ИИ в конечном итоге будет использоваться на поле боя. Поэтому сейчас сложно накладывать какие-либо ограничения. По мере развития искусственного интеллекта некоторые высказывают опасения по поводу систем вооружения с использованием ИИ. В связи с этим возникает вопрос о том, насколько реально контролировать военное использование.

Вооруженные силы по всему миру работают над разработкой, интеграцией и использованием ИИ в своих системах вооружений. Хотя многие из этих систем еще не реализованы, прорывы в области ИИ могут со временем оказать значительное влияние на функционирование вооруженных

сил. Беспокойство по поводу военных систем ИИ заставила некоторых активистов призывать к запрету или регулированию систем вооружения с использованием ИИ.

Тем не менее, ИИ обладает рядом характеристик, которые затрудняют контроль над ним. Будучи технологией общего назначения, ИИ подобен электричеству или двигателю внутреннего сгорания и имеет бесчисленное множество невоенных и оборонных применений. Он отличается от некоторых военных технологий тем, что разрабатывается преимущественно в гражданском секторе инженерами в частной промышленности или в исследовательских организациях. Хотя широкое распространение ИИ делает маловероятным полный запрет на все военные применения ИИ, у международного сообщества может быть возможность совместной работы по регулированию или запрету определенных видов использования военного ИИ.

Пентагон представил стратегию внедрения искусственного интеллекта в военный сектор для улучшения принятия решений на поле боя. Разработанная Главным управлением по цифровым технологиям и ИИ (CDAO), она предусматривает улучшение данных, сотрудничество с внешними группами и использование ИИ для анализа сил и противодействия киберугрозам. В ней также акцентируется внимание на потенциальной опасности ИИ в автономном оружии, из-за чего была обновлена соответствующая директива. Появление больших языковых моделей (БЯМ) подстегнуло интерес к интеграции ИИ в процессы принятия решений по самым серьезным внешнеполитическим вопросам. Исследователи из США изучили действия ИИ в специально разработанной стратегической видеоигре, уделив особое внимание склонности к эскалации конфликтов. Все языковые модели, сыгравшие в эту игру, предпочли мирному урегулированию гонку вооружений, нанесение превентивных ударов и применение ядерного оружия. Ни одна из моделей не показала склонности к деэскалации. Летом прошлого года агентство Bloomberg сообщило о проведении Пентагоном испытаний по оценке способностей БЯМ к эффективному планированию в сценариях военных конфликтов. По словам одного из участников этих «учений», полковника ВВС Мэтью Стромайера, БЯМ «могут быть применены военными в самое ближайшее время». В этом случае они заменят другие системы ИИ, которые сейчас использует Министерство обороны США, к примеру, проект Maven. При этом досконального понимания возможностей и ограничений БЯМ ни у военных, ни у самих разработчиков нет.

Председатель Комитета начальников штабов Вооруженных сил США генерал армии Марк Милли, выступая на конференции, назвал искусственный интеллект одной из самых мощных технологий, которые сейчас развивает человечество. По его мнению, использование ИИ в военных целях дает как минимум преимущество в скорости принятия решений, опережающих действия и даже планы противника. Возможность принимать те или иные решения быстрее и точнее является важным преимуществом в ведении войны. Искус-

ственный интеллект и квантовые вычисления дадут такое преимущество стране, которая преуспеет в их военном применении, — уверен Милли. Ранее известный американский бизнесмен Илон Маск высказывал опасения по поводу последствий от бесконтрольного развития нейросетей и внедрения функций искусственного интеллекта во все большие сферы человеческой деятельности. Владелец Tesla и SpaceX вместе с соучредителем компании Apple Computer Стивом Возняком и еще 1400 представителями IT-отрасли подписали открытое письмо, призывающее на время остановить масштабные эксперименты с искусственным интеллектом и нейросетями. Американский миллиардер Уоррен Баффет сравнил развитие самообучающихся нейросетей с созданием ядерного оружия, но при этом скептически оценил перспективы, что искусственный интеллект в скором времени заменит человека.

По-настоящему автономных систем на современных полях сражений не много, но американский стартап Swarmbotics хочет успеть стать одним из первых поставщиков роботизированной системы. Ее особенность — в децентрализованном коллективном поведении, которое иначе называют роевым. Система ANTS, которую разрабатывает компания, должна сделать военную логистику проще и безопаснее. Стартап Swarmbotics основали два специалиста по автономным системам, которые прежде занимались разработкой робогрузовиков в компании Embark Trucks. К тому же один из них служил в морской пехоте, а второй сотрудничал с ЦРУ и Лабораторией реактивного движения NASA. Стивен Хьютон, один из основателей стартапа, так объяснил изданию TechCrunch свою одержимость роем роботов: в частном секторе большая часть капитала и времени уходит на разработку очень дорогих автономных систем, таких как роботакси, которые должны получиться практически совершенными, чтобы выполнять свои задачи. Менее ресурсоемкие и идеальные роботы можно было бы изготавливать быстрее и дешевле.

Роевой интеллект — относительно новая сфера исследований, которая в основном занята проектированием БПЛА. У наземных аппаратов есть свои преимущества и недостатки: с одной стороны, по поверхности труднее передвигаться, зато наземной технике требуется меньше энергии, а ее грузоподъемность больше. Поэтому Swarmbotics начала с проектирования двух моделей: более крупный гибридный автономный колесный транспорт Haul ANT и Fire ANT меньшего размера. Оба, по сути, аккумуляторы на колесах. Стартап предоставляет только транспортную платформу, на которую заказчик может монтировать что угодно, от систем разведки и РЭБ до вооружения. Но главное преимущество этих роботов — в количестве, когда они начинают действовать сообща и обмениваться информацией. Это значит, что они должны быть относительно дешевыми. В первую очередь, это относится к датчикам. Swarmbotics не пытаются использовать наиболее производительные датчики, стартап отталкивается от бюджета потенциального заказчика — Пентагона — и пытается разработать достаточно эффективную децентрализованную систему в рамках выделенных средств.

Государства будут сопротивляться регулированию оружия с высокой военной ценностью — такого, которое эффективно, предоставляет уникальный доступ или обеспечивает решающее преимущество на поле боя, — даже если это оружие способно причинить существенный вред. Военная ценность оружия кладется на разные чаши весов с его теоретическим вредом, имеющим место, если оружие воспринимается как бесчеловечное, неизбирательное, дестабилизирующее или разрушающее политический или социальный порядок.

### **Библиографический список**

1. Фиговский Олег. Новые технологии и наука в современном мире (монография, том 2). ВОИР, Севастополь, 2023, стр. 333.
2. Фиговский Олег: Военные технологии и космос. "Сретенский клуб", Москва. 09.11.2020.
3. Фиговский Олег: Современные военные технологии. "Атомная Стратегия", Санкт Петербург. 27/07/2022.

## **ARTIFICIAL INTELLIGENCE: MILITARY APPLICATION**

*Oleg L. Figovsky*

Association of Inventors of Israel

Israel, Tel Aviv

[figovsky@gmail.com](mailto:figovsky@gmail.com)

The article examines the issues of application and control of artificial intelligence for military purposes.

**Keywords:** Artificial intelligence, military use, control over application

УДК 004.83

## **ВОПРОСЫ ЭТИКИ И ОТВЕТСТВЕННОСТИ ПРИ РАЗРАБОТКЕ И ВНЕДРЕНИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

*Зотина Галина Витальевна*

Институт компьютерных наук и технологий при Пермском государственном  
национальном исследовательском университете

614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

[pastuhova13@yandex.ru](mailto:pastuhova13@yandex.ru)

*Патакина Анастасия Сергеевна*

Академическая школа информационных технологий при Пермском  
государственном национальном исследовательском университете

614002, Россия, г. Пермь, ул. Чернышевского, 28

[patakina@gmail.com](mailto:patakina@gmail.com)

Искусственный интеллект (ИИ) в последние десятилетия превратился из научной фантастики в технологию, способную значительно преобразовать все аспекты человеческой жизни и активно внедряется повсеместно, что делает его одним из ключевых двигателей технологического прогресса. Однако, наряду с огром-

ными возможностями, возникают и серьёзные вызовы, касающиеся этики и ответственности при разработке и применении этой технологии, данные вопросы и поднимаются в статье.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, этика искусственного интеллекта, машинное обучение.

Всюду по-прежнему был виден порядок,  
поистине сложная соотнесенность частей становилась  
совершеннее, все утонченнее и пленительней,  
но разросшиеся кроны начали загораживать небо.

*А.Азимов, Вид с высоты*

**Введение.** Весной 2018 года компания Uber тестировала беспилотный автомобиль на базе одной из моделей Volvo на улицах города Темп в штате Аризона, США. Машина сбила женщину насмерть, тестирование автопилота проводилось при сниженной чувствительности к распознанным опасным объектам, чтобы избежать ложных срабатываний. Tesla зафиксировала уже два дорожных инцидента со смертельным исходом — в 2016 и 2018 годах. Очевидно, что это только начало и самое фатальное в сложившихся обстоятельствах – это непредсказуемость для человека. Об актуальности вопросов этики и ответственности искусственного интеллекта говорит и тот факт, что проблема ошибок данной технологии в юриспруденции уже квалифицируется как обстоятельства непреодолимой силы (форс-мажор), кстати, к последним относятся и стихийные бедствия.

**Предвзятость алгоритмов.** Одним из ключевых вызовов в сфере искусственного интеллекта является проблема предвзятости алгоритмов. Еще со времен машин Луллия процесс познания мира за счет сведения к логическим операциям уже грешил предвзятостью [1]. Алгоритмы, особенно те, которые используют методы машинного обучения, обучаются на больших наборах данных, которые могут содержать систематические ошибки или предвзятые представления [2]. В результате, такие алгоритмы могут воспроизводить и усиливать существующие социальные предвзятости, что приводит к неравенству и дискриминации в различных областях применения, о чем свидетельствует история с корпорацией Amazon и экспериментом по анализу резюме.

Предвзятость алгоритмов может иметь различные источники, которые условно можно разделить на три категории: предвзятость данных, предвзятость модели и предвзятость применения.

1. *Предвзятость данных:* в основе большинства алгоритмов машинного обучения лежат исторические данные, которые могут содержать предвзятости, унаследованные от социальных, экономических или культурных контекстов, в которых они были собраны. Например, если алгоритм, предназначенный для отбора кандидатов на работу, обучен на данных, в которых доминируют мужчины, то он может воспроизводить гендерную предвзятость, исключая женщин из числа подходящих кандидатов.

2. *Предвзятость модели:* алгоритмическая предвзятость также может быть следствием выбора или структуры модели. Алгоритмы могут быть спроектированы таким образом, что они непреднамеренно усиливают предвзятости, заложенные в данных. Например, использование неадекватных метрик или функций потерь может привести к тому, что модель будет оптимизирована для одних групп, но будет систематически занижать результаты для других.

3. *Предвзятость применения:* даже если алгоритм сам по себе свободен от предвзятости, его применение в реальных условиях может привести к нежелательным последствиям. Например, алгоритм кредитного скоринга, который оценивает платёжеспособность клиентов, может быть использован финансовыми учреждениями так, что будут исключены определённые социальные группы, а это приведёт к ухудшению их экономического положения.

Борьба с проблемой предвзятости алгоритмов требует комплексного подхода, включающего разнообразие данных, мониторинг моделей, участие общественности и введение соответствующих нормативов.

**Конфиденциальность данных.** В условиях стремительного роста объемов данных и увеличения количества взаимодействий между людьми и ИИ-системами вопрос защиты личной информации набирает обороты. Алгоритмы часто требуют доступа к значительным объемам данных для своего обучения и функционирования, тем самым ставит перед обществом вопросы в сфере обеспечения конфиденциальности и безопасности информации.

Нарушение конфиденциальности данных может иметь серьёзные последствия для пользователей, включая утрату контроля над личной информацией, угрозу безопасности, дискриминацию и даже финансовые потери. Например, если персональные данные пациентов утекут из медицинской системы, это может привести к нарушениям прав на частную жизнь, а также к возможности использования этих данных в недобросовестных целях.

Алгоритмы искусственного интеллекта, основанные на больших данных, представляют собой особую угрозу конфиденциальности, так как часто используют персональные данные для анализа и прогнозирования. В частности, алгоритмы, предназначенные для предсказания поведения или предпочтений пользователей, могут привести к созданию детализированных профилей, которые содержат большое количество конфиденциальной информации [3, 6]. Это открывает возможности для использования таких профилей в манипулятивных целях, например, в политической рекламе или в маркетинге, направленном на уязвимые группы.

В ряде стран уже приняты и действуют законы, направленные на защиту личной информации, такие как Общий регламент по защите данных (GDPR) в Европейском союзе. Эти нормативные акты устанавливают строгие требования к обработке персональных данных, включая необходимость получения явного согласия на их использование, право на удаление данных и обязательства по уведомлению в случае утечек.

Законодательное регулирование играет ключевую роль в установлении стандартов и практик, направленных на защиту конфиденциальности данных. Это включает в себя не только требования к компаниям и организациям, которые обрабатывают данные, но и меры по обеспечению ответственности за нарушения.

**Ответственность за решения ИИ.** Распределение ответственности за решения искусственного интеллекта представляет собой сложную задачу, поскольку ИИ-системы часто являются результатом взаимодействия множества субъектов, включая разработчиков, поставщиков данных и пользователей. В этом контексте возникает ряд ключевых вопросов:

1. **Ответственность разработчиков:** разработчики играют ключевую роль в создании и настройке алгоритмов. Они несут ответственность за качество и корректность кода, а также за соблюдение этических норм и стандартов при разработке ИИ-систем. Однако, поскольку ИИ-системы могут быть автономными и обучаться на данных, которые не всегда полностью контролируются разработчиками, ответственность за возможные ошибки или предвзятость становится размытой.

2. **Ответственность поставщиков данных:** качество данных, используемых для обучения, напрямую влияет на его поведение и принимаемые решения. Если данные содержат ошибки или предвзятость, это может привести к некорректным выводам. Вопрос о том, кто несёт ответственность за использование таких данных, остаётся открытым и требует ясного регулирования.

3. **Ответственность пользователей:** пользователи ИИ-систем, особенно те, кто принимает решения на основе рекомендаций, также могут нести ответственность за последствия. Однако степень этой ответственности может варьироваться в зависимости от уровня контроля над системой и степени автономности. В некоторых случаях пользователи могут не осознавать рисков, связанных с использованием ИИ-систем, что ставит под сомнение их способность нести полную ответственность.

4. **Ответственность самих ИИ-систем:** идея о том, что ИИ-системы могут нести самостоятельную ответственность за свои действия, является предметом активных дискуссий в научных кругах. Пока что такая ответственность остаётся теоретической, так как искусственный интеллект не обладает правосубъектностью и не может быть субъектом права. Однако с развитием технологий автономности ИИ-систем этот вопрос может потребовать нового правового подхода.

На международном уровне всё ещё не существует единых стандартов и норм, регулирующих ответственность за решения, принятые ИИ-системами.

#### **Прозрачность и объяснимость.**

Прозрачность подразумевает, что пользователи и заинтересованные стороны могут получить доступ к информации о том, как работает ИИ-

система, какие данные использовались для её обучения, и как были настроены алгоритмы.

Объяснимость ИИ-систем — это способность системы демонстрировать алгоритмы работы, предоставлять ясные и доступные для понимания объяснения своих решений[4]. Это особенно сложно в случае с высокоуровневыми моделями, такими как глубокие нейронные сети, которые часто действуют как "чёрные ящики". Основные вызовы объяснимости включают:

1. **Сложность моделей:** Многие современные ИИ-системы, такие как глубокие нейронные сети, обладают высокой сложностью, что затрудняет их интерпретацию.

2. **Компромисс между объяснимостью и точностью:** Существует компромисс между сложностью модели и её объяснимостью. Простые модели, такие как линейные регрессии или деревья решений, могут быть легко интерпретированы, но они могут уступать в точности более сложным моделям. В то же время, более сложные модели могут быть более точными, но их интерпретация требует значительных усилий и специальных знаний.

3. **Культурные и когнитивные различия:** Способность к пониманию объяснений может различаться в зависимости от аудитории. Пользователи с разным уровнем знаний и из разных культур могут по-разному воспринимать одно и то же объяснение. Это усложняет задачу создания универсальных методов объяснимости, которые были бы понятны всем пользователям.

Для обеспечения прозрачности и объяснимости ИИ разработаны различные подходы и методы:

1. **Интерпретируемые модели:** один из способов обеспечения объяснимости — использование интерпретируемых моделей, таких как линейные регрессии, деревья решений или простые байесовские классификаторы. Эти модели более прозрачны и их результаты могут быть легко объяснены пользователям. Однако такие модели не всегда могут обеспечить необходимую точность в сложных задачах.

2. **Пост-хок объяснения:** для сложных моделей разработаны методы пост-хок объяснений, которые предоставляют интерпретацию решений после их принятия. К таким методам относятся, например, LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) и SHAP (SHapley Additive exPlanations), которые объясняют решения, показывая, какие признаки внесли наибольший вклад в результат [5].

3. **Визуализация данных и моделей:** визуализация — ещё один мощный инструмент для обеспечения прозрачности и объяснимости. Визуализация может помочь пользователям лучше понять, как алгоритм анализирует данные и принимает решения. Такие инструменты, как тепловые карты, графики значимости признаков и интерактивные панели, могут значительно облегчить интерпретацию результатов.

4. **Тестирование и аудит:** регулярное тестирование и аудит ИИ-систем на предмет их объяснимости и прозрачности также являются важными аспектами. Включение независимых экспертов и представителей общест-

венности в эти процессы может помочь выявить недостатки и улучшить систему.

Исследования, проведенные КРМГ и опубликованные на Springer, демонстрируют значимость таких подходов для минимизации рисков и повышения доверия пользователей к ИИ-системам.

Этика и ответственность в области искусственного интеллекта являются ключевыми аспектами, определяющими не только будущее этой технологии, но и её влияние на общество в целом. Важно создавать и внедрять такие нормы и стандарты, которые бы гарантировали справедливость, безопасность и защиту прав человека при использовании ИИ-систем. Это включает в себя необходимость внедрения ответственных практик разработки, обеспечения прозрачности и объяснимости алгоритмов, а также создание правовых рамок, которые помогут определить и распределить ответственность за действия искусственного интеллекта.

#### **Библиографический список**

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
2. Floridi, L., & Cowls, J. (2019). "A Unified Framework of Five Principles for AI in Society."
3. Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). "The ethics of algorithms: Mapping the debate."
4. Binns, R. (2018). "Fairness in Machine Learning: Lessons from Political Philosophy."
5. Crawford, K., & Calo, R. (2016). "There is a blind spot in AI research."
6. Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). "Towards A Rigorous Science of Interpretable Machine Learning."

## **ISSUES OF ETHICS AND RESPONSIBILITY IN THE DEVELOPMENT AND IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

*Zotina Galina Vitalievna*

Institute of Computer Science and Technology at Perm State National Research University,

15 Bukireva str., Perm, 614990, Russia  
pastuhova13@yandex.ru

*Patakina Anastasia Sergeevna*

Academic School of IT at Perm State National Research University,  
28 Chernyshevsky str., Perm, Russia, 614002  
patakina@gmail.com

In recent decades, artificial intelligence (AI) has transformed from science fiction into a technology capable of significantly transforming all aspects of human life and is being actively implemented everywhere, which makes it one of the key engines of technological progress. However, along with huge opportunities, serious challenges arise regarding ethics and responsibility in the development and application of this technology, and these issues are raised in the article.

**Keywords:** neural network technologies, ethics of artificial intelligence, machine learning.

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В НА- УЧНОЙ И ИННОВАЦИОННОЙ ДЕЯТЕЛЬ- НОСТИ

*Тобиен Мария Александровна*

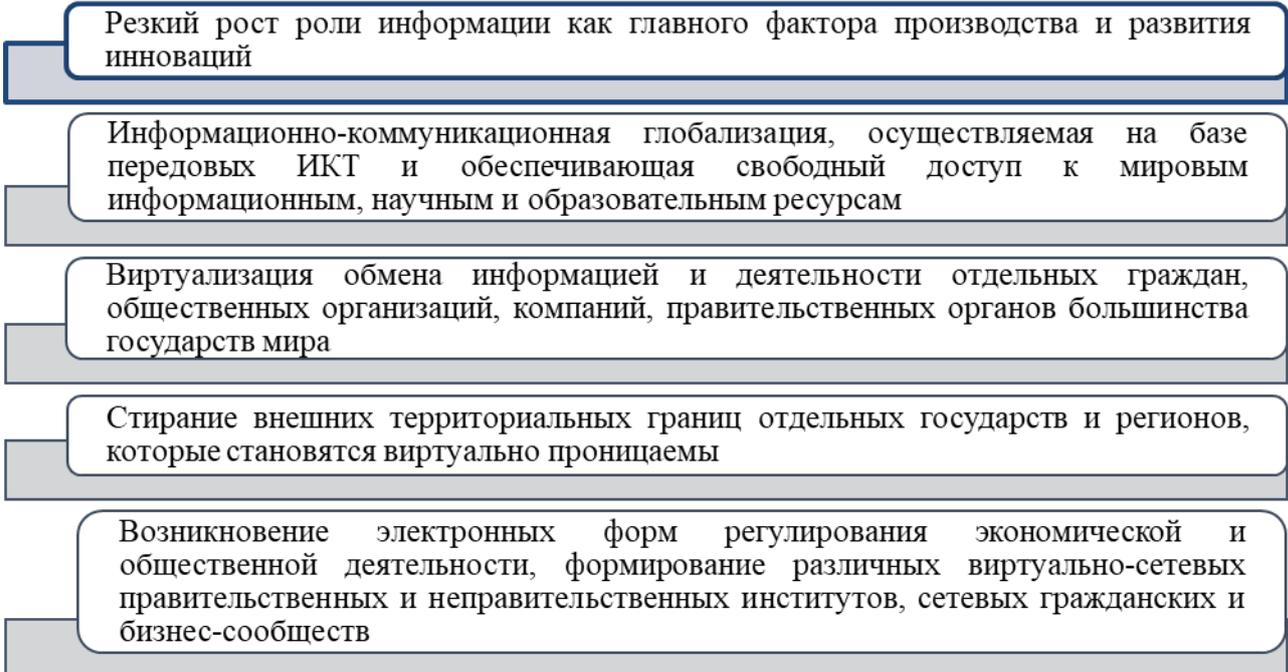
Владимирский государственный университет им. А.Г. и Н.Г. Столетовых,  
600000, Россия, г. Владимир, ул. Горького, 87  
kalinina\_m5a@mail.ru

Базу инновационной экономики формируют цифровые технологии, которые обеспечивают эффективную работу с различной информацией, стабильное функционирование инновационной инфраструктуры, новейшие цифровые сервисы для всех участников инновационного процесса. К таким технологиям можно отнести и искусственный интеллект. В статье представлена статистика применения данной технологии в научной и инновационной сферах.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, цифровая трансформации, инновационная деятельность, наука, инновации.

**Введение.** В условиях всемирного развития информационно-коммуникационных технологий и их глубокого проникновения во все сферы жизни общества происходит трансформация мировой и национальных экономических систем. Важнейшие глобальные факторы трансформации указанных систем хозяйствования в эпоху цифровизации представлены на рисунке 1.

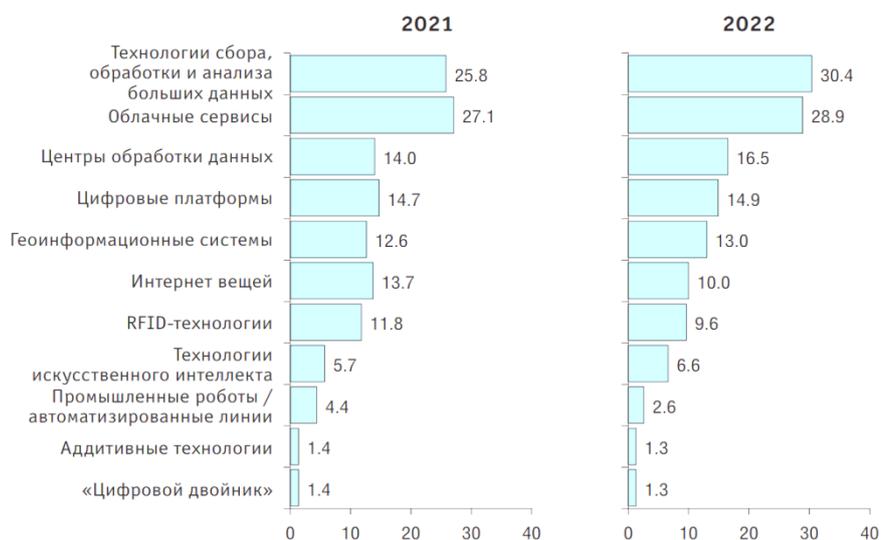
Таким образом, происходящие в настоящее время процессы во всех сферах жизни общества можно охарактеризовать таким термином как «цифровая трансформация». Цифровая трансформация происходит как на уровне стран и регионов, так и на уровне отдельных предприятий.



**Рисунок 1. Факторы трансформации национальных и мировой систем хозяйствования в эпоху цифровизации**

**Искусственный интеллект как основа цифровой трансформации в научной и инновационной сферах.** Современная инновационная экосистема как часть социально-экономической системы также претерпевает значительные изменения. Глобальный процесс инновационного соперничества вынуждает компании внедрять цифровые технологии в свою деятельность, активно применять цифровые сервисы и развивать информационную инфраструктуру. Одними из популярных на сегодняшний день цифровых технологий являются технологии искусственного интеллекта (далее-ИИ). ИИ - это «комплекс методик математики, биологии, психологии, кибернетики и других наук, с помощью которого создаются технологии для написания «умного» программного обеспечения и обучения ПК самостоятельному решению сложных задач» [7].

Согласно данным статистического сборника «Индикаторы цифровой экономики: 2024» в 2022 году технологии ИИ применяли в своей деятельности 6,6% организаций, что почти на 16% выше значений прошлого периода (рис.1).



**Рисунок 1. Использование цифровых технологий в организациях в % от общего числа организаций [9]**

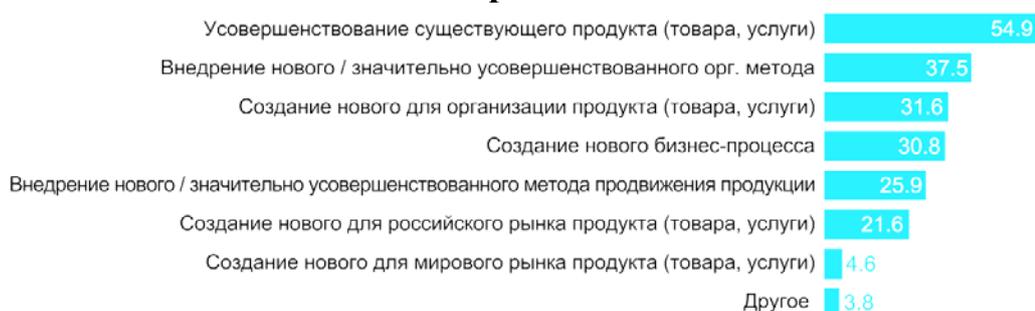
Наибольшей популярностью за указанный период пользовались технологии сбора, обработки и анализа больших данных (30,4%), 28,9% обследуемых компаний использовали облачные сервисы 16,5% - центры обработки данных и почти 15% - цифровые платформы.

Что касается научной сферы, то в 2022 году технологии ИИ использовали 3,9% организаций (рис.2). Самыми востребованными для научно-исследовательских организаций оказались «облачные сервисы» (23,6%), а также «технологии сбора, обработки и анализа больших данных» (20,6%) [2].

Согласно мониторингу развития и распространения искусственного интеллекта, проведенного экспертами НИУ ВШЭ (было обследовано более двух тыс. компаний — пользователей продуктов на основе ИИ), более половины респондентов (54,9%) считают, что основные выгоды, связанные с внедрением ИИ заключаются в модификации имеющихся продуктов; 31,6% организаций указали, что с помощью данной технологии создаются организационные новшества; 21,6% компаний искусственный интеллект применяют для вывода инновационной продукции на отечественный рынок; новые в мировом масштабе товары и услуги реализуют только 4,6% опрошенных предприятий (рис. 3).



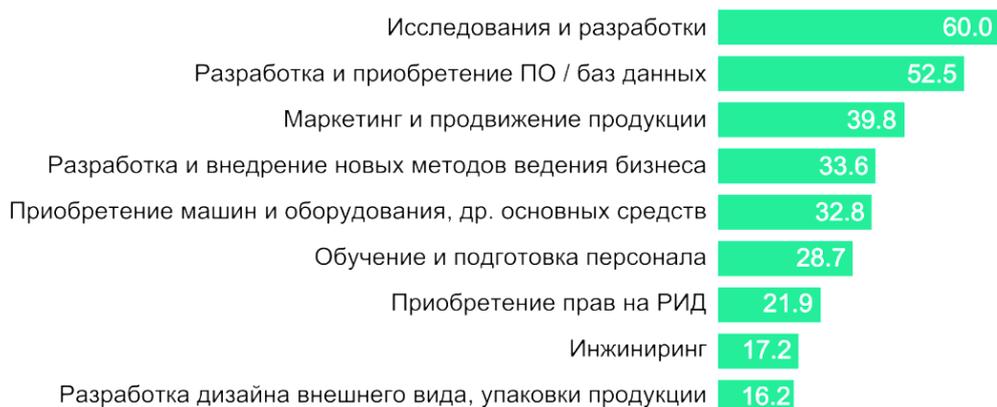
**Рисунок 2. Использование цифровых технологий в организациях, занятых научной и технической деятельностью в 2022 году, в % от общего числа организаций**



**Рисунок 3. Доля организаций, указавших цели инновационной деятельности, связанные с внедрением ИИ на начало 2023 года (в% от числа организаций-пользователей ИИ [3])**

60% обследованных организаций применяют технологии ИИ для осуществления исследований и разработок. Также многие опрошенные предприятия реализуют инновации на базе данной передовой технологии, например, создают программное обеспечение и базы данных (52,5%), различные маркетинговые инструменты (39,8%) или занимаются инжинирингом (17%) (рис. 4).

**Заключение.** Таким образом, в настоящее время технологии ИИ стали важнейшей составляющей жизни общества. Они проникли во многие сферы, включая науку и инновационную деятельность. Решения на основе ИИ дают возможность автоматизировать стандартные задачи, развивать новые форматы коммуникаций, внедрять инновационные бизнес-модели, осваивать новые рыночные ниши и др.



**Рисунок 4. Доля организаций, осуществляющих отдельные виды инновационной деятельности, связанные с внедрением ИИ (в% от числа организаций-пользователей ИИ [3])**

### Библиографический список

1. Белло, М. и Ф. Галиндо-Руэда (2020), «Схема цифровой трансформации науки: результаты Международного опроса научных авторов ОЭСР 2018 года (ISSA2)», Рабочие документы ОЭСР по науке, технологиям и промышленности, № 2020/03, Издательство ОЭСР, Париж, <https://doi.org/10.1787/1b06c47c-en>
2. Индикаторы цифровой экономики: 2024: статистический сборник / В.Л. Абашкин, Г.И. Абдрахманова, К.О. Вишнеvский, Л.М. Гохберг и др.; И60 Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – М.: ИСИЭЗ ВШЭ, 2024. – 276 с.
3. Искусственный интеллект в России: векторы инноваций. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://issek.hse.ru/news/862014108.html>
4. Приказ Минкомсвязи России от 01.08.2018 N 428 «Об утверждении Разъяснений (методических рекомендаций) по разработке региональных проектов в рамках федеральных проектов национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации»
5. Рейтинг цифровых компаний по числу «цифровых» патентов. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://issek.hse.ru/news/838422953.html>
6. Синева Н.Л., Вагин Д.Ю., Лебедева О.А., Туманова А.О., Оленина Л.А. Инновационно-технологическое развитие и искусственный интеллект // Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования. 2019. №2 (36). Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/innovatsionno-tehnologicheskoe-razvitie-i-iskusstvennyu-intellekt>
7. Технологии искусственного интеллекта и машинного обучения. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://hsbi.hse.ru/articles/tekhnologii-iskusstvennogo-intellekta-i-mashinnogo-obucheniya/>
8. Цифровая трансформация науки. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://atomicexpert.com/digital\\_transformation\\_of\\_science](https://atomicexpert.com/digital_transformation_of_science)
9. Цифровая экономика: 2024 : краткий статистический сборник / В.Л. Абашкин, Г.И. Абдрахманова, Ц75 К.О. Вишнеvский, Л.М. Гохберг и др.; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – М. : ИСИЭЗ ВШЭ, 2024. – 124 с.

## USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGYS IN SCIENTIFIC AND INNOVATIVE ACTIVITIES

*Maria A. Tobien*

Vladimir State University named after  
Alexander and Nikolay Stoletovs,  
Gorkogo st., 87, Vladimir, Russia,  
600000 [kalinina\\_m5a@mail.ru](mailto:kalinina_m5a@mail.ru)

The basis of the innovation economy is formed by digital technologies that ensure efficient work with various information, uninterrupted functioning of the innovation infrastructure, new digital services for all participants in the innovation process. Artificial intelligence can also be attributed to such technologies. The article presents statistics on the use of this technology in the scientific and innovation spheres.

**Keywords:** artificial intelligence, digital transformation, innovation activities, science, innovation.

УДК 177

## **ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И РАЗРЫВЫ ОТВЕТСТВЕННОСТИ: ВЫЗОВЫ, РИСКИ И ЭТИЧЕСКИЕ ДИЛЕММЫ АВТОНОМНЫХ СИСТЕМ**

*Титов Владислав Дмитриевич*

Волгоградский государственный университет  
400062, Россия, г. Волгоград, просп. Университетский, 100  
vdtitov08@gmail.com

В статье рассматриваются проблемы, риски и этические дилеммы, возникающие при использовании автономных систем на базе искусственного интеллекта акцентом на концепции «разрыва ответственности». По мере того как системы ИИ все больше внедряются в различные отрасли, от правоохранительных органов до здравоохранения, трудности с возложением ответственности за действия этих систем вызывают насущные моральные проблемы. В статье рассматривается, как предвзятость ИИ, непредсказуемость автономного принятия решений и эрозия автономии пользователя могут привести к опасным последствиям. В ней содержится призыв к созданию более строгих нормативных рамок и этических гарантий для обеспечения ответственного применения ИИ в условиях высоких ставок.

Ключевые слова: искусственный интеллект, разрыв ответственности, автономные системы, этические дилеммы, предвзятость в искусственном интеллекте

**Введение.** За последние десятилетия в области искусственного интеллекта были достигнуты значительные успехи, особенно в разработке автономных систем на основе нейронных сетей. Такие системы, включая самоуправляемые автомобили, автономное оружие, промышленные роботы и управляемые ИИ медицинские и юридические платформы, обещают выполнять задачи с большей скоростью, точностью и надежностью по сравнению с человеческой или традиционной машинной работой. Потенциальные преимущества таких систем - снижение затрат, повышение производительности, улучшение безопасности и облегчение рутинных задач - широко признаны.

Сегодня преобладает мнение, что ИИ не заменит полностью человека, а станет передовым инструментом в его распоряжении [5]. Часто проводятся аналогии с традиционными инструментами: например, художники уподобляют ИИ кисти, а писатели сравнивают переход к ИИ с переходом от чернильных ручек к пишущим машинкам. Однако эти сравнения не позволяют уловить фундаментальную разницу между традиционными инструментами и системами, управляемыми ИИ. Например, кисть – это всего лишь продолжение руки художника, полностью находящееся под его контролем. Нейронные сети, напротив, являются продуктом коллективных человеческих усилий, и полученная система работает как «черный ящик» [1]. Даже ее создатели могут не до конца понимать внутреннюю работу системы, несмотря на возможность наблюдать за ее входами и выходами. Во многом это связано с природой нейронных сетей и других нелинейных моделей машинного обучения, которые опираются на субсимволические представления, нелегко поддающиеся интерпретации даже разработчиками и специалистами по изучению данных.

**Основная часть.** Сложность и непредсказуемость автономных систем, управляемых сложными алгоритмами, поднимает важные вопросы об ответственности. Поскольку ни один человек не может нести полную ответственность за поведение таких систем, ученые ввели понятие «разрыв ответственности» («responsibility gap») [13]. Этот термин обозначает этическую проблему, связанную с возложением моральной ответственности за неблагоприятные результаты, вызванные системами ИИ. В частности, этот вопрос является критически важным в контексте автономного оружия, где неспособность возложить ответственность может иметь серьезные последствия. Многие эксперты утверждают, что существование этого разрыва в ответственности требует осторожности при развертывании автономных систем, особенно тех, которые потенциально могут причинить вред, например, автономного оружия [3,4, 9, 10].

При взаимодействии с интеллектуальными системами – будь то при их производстве, программировании, продаже или использовании – становится сложно определить, в какой степени человек должен нести ответственность за результаты, ставшие следствием действий этих систем. Хотя общепризнанно, что программисты, производители и операторы автономных систем должны проявлять должную осмотрительность, чтобы избежать обвинений в халатности, точный характер этой необходимой осмотрительности остается неоднозначным [11]. Следовательно, неизбежна определенная несправедливость в распределении ответственности, часто называемая «асимметрией ответственности». Будут иметь место как ложноположительные, так и ложноотрицательные результаты, что приведет к сценариям, в которых люди будут либо несправедливо привлечены к ответственности, либо, наоборот, недостаточно подотчетны – примерно как в современных условиях, когда интеллектуальные системы не задействованы.

Проблема особенно актуальна в ситуациях с высокой чувствительностью, поскольку она может иметь ряд негативных последствий для использования интеллектуальных систем. Обнаружить ошибки в таких системах может быть сложно, а пользователи и заинтересованные стороны могут не доверять им или принимать обоснованные решения на основе их рекомендаций. Отсутствие прозрачности обусловлено неспособностью пользователей понять логику, лежащую в основе решений системы, что подрывает доверие и вызывает опасения по поводу самостоятельности тех, кто взаимодействует с этими системами. Существует также опасение, что системы ИИ могут подрывать автономию пользователя – будь то путем тонкого подталкивания или более явного манипулирования, – особенно если поведение систем не поддается простой интерпретации или объяснению [12].

Дискуссии об ответственности часто фокусируются на громких сценариях, таких как наезд на пешехода самоуправляемым автомобилем, однако проблема гораздо более распространенная и непосредственная. Например, такие платформы, как YouTube и «ВКонтакте», используют алгоритмы рекомендаций, учитывающие личные предпочтения пользователей. Системы формируют выбор пользователя, поднимая вопрос о том, насколько велика доля самостоятельности в принятии решений человеком, в соответствии с аристотелевскими представлениями о добровольности действий. По сути, может показаться, что люди действуют автономно, однако на их выбор все больше влияют - или «программируют» - алгоритмы, лежащие в основе этих систем.

Более того, прозрачность того, как корпорации, от OpenAI до отечественного Сбера, управляют своими нейросетями и алгоритмическими системами, ограничена. Пользователи часто воспринимают результаты работы этих систем как нейтральные и беспристрастные, что потенциально делает их уязвимыми для манипуляций или обмана. Хотя обычно предполагается, что никакого преднамеренного обмана не происходит, отсутствие понимания работы этих систем создает новый уровень риска, это поднимает важные этические вопросы о степени влияния систем ИИ на поведение человека, зачастую без его полного осознания или согласия.

В недавней истории есть несколько примеров, иллюстрирующих, как системы искусственного интеллекта могут отражать и даже усиливать человеческие предубеждения. Одним из ярких примеров является инструмент Amazon для проверки резюме с помощью искусственного интеллекта, который в конечном итоге был отменен после того, как выяснилось, что он систематически отдает предпочтение кандидатам-мужчинам. Такая предвзятость, скорее всего, была вызвана тем, что ИИ обучался на исторических данных, которые состояли преимущественно из резюме кандидатов-мужчин, что усиливало существующий гендерный дисбаланс [8]. Аналогичный тревожный инцидент произошел с системой классификации фотографий ИИ компании Google, которая ошибочно назвала темнокожих людей «гориллами» [BBC, 2015] – грубая ошибка, отражающая глубоко укоренившиеся ра-

системские стереотипы. Более того, исследование Буоламвини и Гебру показало, что системы распознавания лиц особенно неточны при идентификации темнокожих женщин, что подчеркивает, как такие технологии могут непропорционально вредить маргинализированным сообществам. Например, использование правоохранительными органами системы распознавания лиц на основе ИИ может несправедливо нацеливаться на цветных женщин, что может привести к ложной идентификации преступников [7].

Помимо этих примеров, существует опасение, что системы ИИ, хотя и являются якобы нейтральными, могут отклоняться от этого идеала тонким или явным образом. Такие влияния, как рекламные контракты, стремление к предпочтениям аудитории или даже целенаправленные атаки на отдельных людей или учреждения, могут привести к предвзятости. Предполагается, что подобная технология может использоваться спецслужбами для преследования таких фигур, как Эдвард Сноуден или Джулиан Ассанж, демонстрируя потенциал использования ИИ в стратегических или манипулятивных целях. Более того, по мере того как голосовые помощники на базе ИИ, такие как Siri или Алиса, все больше интегрируются в повседневную жизнь, особенно при взаимодействии с детьми, восприятие этих систем как полноценных социальных агентов вызывает этические вопросы о влиянии, которое они оказывают на юные умы.

Хотя эти опасения не обязательно имеют под собой паранойю, они подчеркивают значительные риски, связанные с ИИ. Не так давно концепция «информационной войны» казалась надуманной, но сегодня большинство правительств содержат специальные агентства для борьбы с такими угрозами. В этом меняющемся ландшафте искусственный интеллект стал мощным инструментом, который все чаще внедряется в различные рабочие процессы и процессы принятия решений. Однако стремительное развитие искусственного интеллекта несет в себе и существенные риски, а проблема распределенной ответственности делает его потенциально непредвиденным источником угроз личным и общественным свободам.

Чтобы снизить эти риски, регулирующие органы должны проявлять осторожность при разрешении использования автономных интеллектуальных систем в условиях высоких ставок. Такие системы должны быть спроектированы не просто как преднамеренные агенты, а как моральные агенты, способные принимать этические решения. Кроме того, необходимо создать четкие рамки распределения ответственности, чтобы обеспечить подотчетность и защиту прав человека в условиях растущего влияния ИИ.

**Заключение.** Таким образом, появление искусственного интеллекта и автономных систем сопряжено со сложными проблемами, рисками и этическими дилеммами, которые нельзя игнорировать. По мере интеграции этих систем в такие критически важные отрасли, как транспорт, правоохранительные органы, здравоохранение и оборона, все более актуальным становится вопрос подотчетности - разрыва ответственности. Непредсказуемость принятия решений ИИ в сочетании с непрозрачностью моделей машинного обуче-

ния затрудняет распределение ответственности, когда что-то идет не так. Более того, потенциальная возможность ИИ увековечить или усилить человеческие предрасположения добавляет еще один слой этических проблем, особенно когда эти системы воздействуют на уязвимые группы населения. Устранение разрыва в ответственности требует многогранного подхода. Этические принципы проектирования должны быть заложены в разработку ИИ, чтобы эти системы функционировали как моральные агенты, а не просто операционные инструменты. Необходимо создать четкую нормативную базу для определения ответственности, обеспечения прав человека и защиты людей от непреднамеренного вреда. Кроме того, прозрачность систем ИИ имеет решающее значение для укрепления доверия и обеспечения того, чтобы пользователи и заинтересованные стороны могли понимать и оспаривать решения ИИ. По мере того как развертывание автономных систем продолжает расширяться, политикам, разработчикам и обществу в целом необходимо вплотную заняться решением этих этических проблем. Только устранив пробел в ответственности и обеспечив ответственное и прозрачное использование ИИ, мы сможем в полной мере использовать его потенциал и одновременно снизить риски, которые он несет для индивидуальных свобод, безопасности и общественных ценностей.

### **Библиографический список**

1. Акулин, Е. В. Кибернетика «черного ящика» и искусственный интеллект / Е. В. Акулин, Л. Е. Свиридова // *Fundamental and applied approaches to solving scientific problems* : Сборник научных статей по материалам VII Международной научно-практической конференции, Уфа, 21 декабря 2021 года. – Уфа: Общество с ограниченной ответственностью "Научно-издательский центр "Вестник науки", 2021. – С. 43-46.
2. Гаспарян Д. Э. Этические дилеммы применения информационных технологий в сфере образования: российский и зарубежный опыт // *Вестник Московского государственного университета культуры и искусств*. – 2020. – №. 1 (93). – С. 99-110.
3. Глуховский А. С., Дурнев А. Д., Чирва Д. В. Распределенная моральная ответственность в сфере искусственного интеллекта // *Этическая мысль*. – 2024. – Т. 24. – №. 1. – С. 129-143.
4. Игнатъев А. Г. Этико-философские проблемы проектирования искусственного морального агента // *Этическая мысль*. – 2024. – Т. 24. – №. 1. – С. 87-100.
5. Цвык В. А., Цвык И. В., Цвык Г. И. Искусственный интеллект в современном обществе: шаги, вызовы, стратегии // *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Философия*. – 2024. – Т. 28. – №. 2. – С. 589-600.
6. BBC. Google apologises for Photo app's racist blunder // *BBC News*. – 2015. – 1 July. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.bbc.com/news/technology-33347866> (дата обращения: 07.09.2024).
7. Buolamwini J., Geburu T. Gender shades: intersectional accuracy disparities in commercial gender classification // *Proceedings of Machine Learning Research*. – 2018. – Т. 81. – P. 1–15.
8. Dastin J. Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women // *Reuters*. – 2018. – 9 October. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight/amazon-scraps-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-women-idUSKCN1MK08G> (дата обращения: 07.09.2024).
9. Kiener M. Can we Bridge AI's responsibility gap at Will? // *Ethical Theory and Moral Practice*. – 2022. – Т. 25. – №. 4. – С. 575-593.
10. Königs P. Artificial intelligence and responsibility gaps: what is the problem? // *Ethics and Information Technology*. – 2022. – Т. 24. – №. 3. – С. 36.
11. Munch L., Mainz J., Bjerring J. C. The value of responsibility gaps in algorithmic decision-making // *Ethics and Information Technology*. – 2023. – Т. 25. – №. 1. – С. 21.

12. Oimann A. K. The responsibility gap and LAWS: A critical mapping of the debate //Philosophy & Technology. – 2023. – Т. 36. – №. 1. – С. 3.
13. Santoni de Sio F., Mecacci G. Four responsibility gaps with artificial intelligence: Why they matter and how to address them //Philosophy & Technology. – 2021. – Т. 34. – №. 4. – С. 1057-1084.

## **ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND THE RESPONSIBILITY GAPS: CHALLENGES, RISKS AND ETHICAL DILEMMAS OF AUTONOMOUS SYSTEMS**

**Vladislav Dmitrievich Titov**

Volgograd State University

400062, Russia, Volgograd, 100, Universitetsky Ave.

vdtitov08@gmail.com

The article discusses the problems, risks and ethical dilemmas arising from the use of autonomous AI-based systems with an emphasis on the concept of ‘responsibility gap’. As AI systems are increasingly deployed in a variety of industries, from law enforcement to healthcare, the difficulty in assigning responsibility for the actions of these systems raises pressing moral concerns. This article examines how AI bias, the unpredictability of autonomous decision-making, and the erosion of user autonomy can lead to dangerous consequences. It calls for stronger regulatory frameworks and ethical safeguards to ensure responsible use of AI in high stakes environments.

**Keywords:** artificial intelligence, responsibility gap, autonomous systems, ethical dilemmas, bias in AI

УДК 004.891.2

## **АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ПРАВО КАК ОСНОВА ДЛЯ ВНЕДРЕНИЯ АВТОНОМНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ КОРПОРАЦИЯМИ**

*Романова Анна Сергеевна*

Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет),

141701, Россия, Московская обл., г. Долгопрудный, ул. Институтский пер., 9  
[romanova.as@phystech.edu](mailto:romanova.as@phystech.edu)

В докладе предлагаются основы формирования алгоритмического права для внедрения автономных систем искусственного интеллекта при управления корпорациями. Также представлены основные типы автономных систем искусственного интеллекта для корпоративного управления: многофункциональные командные центры, персонифицированные виртуальные системы, и гуманоидные роботы. В ближайшей перспективе ожидается появление гибридных систем на базе объединения многофункциональных цифровых фабрик и персонифицированных виртуальных систем или гуманоидных роботов.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, корпоративное управление, автономные системы, андройды, вычислительное право, выделенный операционный контекст, алгоритмические решения.

**Введение.** Начиная с 2014 года компании назначают на управленческие позиции системы искусственного интеллекта (далее ИИ). От функции поддержки принятия решений системы ИИ переходят в режим управления принятием решений. Основными типами систем ИИ, которые уже получили официальные назначения на управляющие позиции в международных компаниях являются: многофункциональные цифровые командные центры (далее ЦКЦ), персонифицированные виртуальные системы, гуманоидные роботы. Предсказуемым этапом в развитии автономных систем ИИ для управления корпорациями является возникновение гибридных систем путем объединения многофункциональных цифровых фабрик и интерфейса в виде персонифицированных виртуальных систем и/или гуманоидных роботов. Топ-менеджеры — физические лица, и топ-менеджеры — автономные системы ИИ должны соблюдать установленные законодательством, уполномоченными регуляторами, и компаниями требования и стандарты корпоративного управления. Ключевым фактором, который влияет на различия в принятии решений между менеджером — человеком и менеджером — системой ИИ, является разница между социальными и техническими системами. Основной целью создания алгоритмического законодательства является создание надежной правовой основы для совместного взаимодействия технических и социальных систем.

#### **Типы и функции автономных систем управления корпорациями.**

Возможность использования преимуществ таких технологий, как большие данные, блокчейн, и машинное обучение позволяет внедрять новые опции по борьбе с неэтичным поведением в корпоративном управлении. Основные типы современных автономных систем ИИ для управления корпорациями представлены в таблице 1.

Таблица 1. Основные типы автономных систем для управления корпорациями

Многофункциональные цифровые командные центры	Персонализированные виртуальные системы ИИ	Гуманоидные роботы
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Цифровой командный центр <b>Panorama</b> [1]</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Алисия Т</b> — топ-менеджер шведской компании Tieto [2]</li> <li>• <b>VITAL, Spock</b> — ИИ системы гонконгской компании Deep Knowledge Ventures [3]</li> <li>• <b>Aiden Insight</b> — наблюдатель без права голоса в совете директоров Международной холдинговой компании (ИНС) со штаб-квартирой в Абу-Даби [4]</li> <li>• <b>Tang Yu</b> — CEO китайской компании Fujian NetDragon Websoft [5]</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• CEO польской компании Dictador робот <b>Мика</b> [6]</li> <li>• Робот <b>София</b> - посол инноваций в области робототехники Программы развития ООН [7]</li> </ul>

**Необходимость алгоритмического права.** Одной из главных причин необходимости разработки алгоритмического законодательства является невозможность точного перевода формулировок и понятий с естественных языков на формальные. “Хорошо известно, что формальные языки не могут содержать нюансы естественных языков и что процедуры закона, обеспечивающие защиту, предоставляемую законом, коренятся в использовании естественного языка” [8].

По мнению многих ученых “правовая автоматизация всегда будет компромиссом между (идеализированными) преимуществами автоматизации и эрозией юридических процедур ” [8]. Концепция закона как вычисления (иногда называемая «вычислительным законом») направлена на то, чтобы свести закон к набору алгоритмов, которые могут автоматически выполняться на компьютере, плавно преобразуя необработанные входные данные в юридические выводы [9].

**Основы алгоритмического права.** В настоящее время существует точка зрения, что топ-менеджеры — автономные системы ИИ, свободные от человеческих предубеждений и эмоций, обладают способностью последовательно поддерживать этические стандарты, поощряя этическое и социально ответственное поведение на рабочем месте [10]. Однако для автономных систем ИИ недостаточно указать необходимость соблюдать принципы справедливости, конкурентоспособности, и прозрачности; необходимо определить, как математически рассчитать справедливость, конкурентоспособность и прозрачность, и в каких числовых пределах справедливость все еще будет справедливой, а в каких пределах она уже справедливой не будет.

Принятие современных алгоритмических решений основано прежде всего на теории вероятностей, центральных предельных теоремах, и законе больших чисел. Согласованное использование теории вероятностей имеет

принципиальное значение при конструировании алгоритмических решений — оно вводит понятие неоднозначности принимаемого решения.

### **Структурирование общества в эпоху алгоритмических решений.**

Ученый-правовед и философ Дебора Хеллман говорит о том, что алгоритмические термины имеют значение не просто для теории машинного обучения, а оказывают влияние на структурирование общества в эпоху алгоритмических решений [11]. Появление больших данных вместе с машинным обучением, вероятно, приведет к существенному увеличению влияния прошлого на будущее, поскольку анализ на основе данных по своей сути основан на прошлом [11]. Хеллман отстаивает “принцип противодействия усугублению предыдущей несправедливости” [11], который позволяет понять, когда и почему некоторые данные и алгоритмические решения допустимы, а некоторые нет. Таким образом, качественное алгоритмическое законодательство должно оказать значительное влияние на долгосрочные перспективы развития человеческой цивилизации в целом.

**Принятие решений неуполномоченными лицами.** Программистам приходится разрабатывать функции стоимости — алгоритмы, которые назначают и рассчитывают ожидаемые затраты различных возможных вариантов, выбирая тот, который имеет наименьшие затраты, — которые в экстремальных случаях потенциально определяют, кто будет жить, а кому предстоит умереть [12]. Что же произойдет, если у компании нет возможности легитимно не сформулировать, какие именно методы определения алгоритмической справедливости, конкурентоспособности, и прозрачности она выбрала? Тогда можно будет говорить о том, что управлением компанией занимаются неуполномоченные лица (разработчики, программисты и т.д.).

**Модель разработки и внедрения автономных систем ИИ для управления корпорациями.** Следует отметить, что в настоящее время ни в одной стране мира нет законодательства, устанавливающего правила работы автономных систем ИИ в корпоративном управлении. Разработка такого законодательства, основанного на алгоритмическом праве, является предпосылкой успешного внедрения автономных систем искусственного интеллекта для целей корпоративного управления. Предлагаемая модель разработки и внедрения автономных систем искусственного интеллекта (рис. 1) основана на синтезе вычислительного права, выделенного операционного контекста [13], контролируемой генерации синтетических данных, и алгоритмов машинного обучения.



## **Рисунок 1. Модель разработки и внедрения автономных систем ИИ для советов директоров**

Программный код текущего эксперимента представлен в репозитории: <https://github.com/iboard-project>.

**Заключение.** Развитие корпоративных автономных систем в настоящий момент происходит в условиях отсутствия четкого законодательства. Компании меняют сложившиеся управленческие роли используя доступные им средства, самым популярным из которых являются дисклеймеры. Однако, как показали многочисленные судебные разбирательства по поводу ответственности производителя [14] — перекладывание ответственности на третьих лиц может привести к значительным финансовым последствиям.

### **Библиографический список**

1. ADNOC, ADNOC Wins Industry Technology Award for its Panorama Digital Command Center // [Электронный ресурс]. — URL: <https://adnoc.ae/news-and-media/press-releases/2021/adnoc-wins-industry-technology-award-for-its-panorama-digital-command-center> (дата обращения 11.07.2024).
2. Businesswire. Tieto the First Nordic Company to Appoint Artificial Intelligence to the Leadership Team of the New Data-Driven Businesses Unit // [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.businesswire.com/news/home/20161016005092/en/Tieto-the-First-Nordic-Company-to-Appoint-Artificial-Intelligence-to-the-Leadership-Team-of-the-New-Data-Driven-Businesses-Unit> (дата обращения 11.07.2024).
3. Deep Knowledge Ventures // [Электронный ресурс]. — URL: <https://deepknowledgeventures.com/> (дата обращения 11.07.2024).
4. ИНС. ИНС's Aiden Insight sets a new benchmark for the integration of artificial intelligence in high-level corporate strategy // [Электронный ресурс]. — URL: [https://www.ihcuae.com/photo/plugin/article/2024/1715086662\\_file\\_1.pdf](https://www.ihcuae.com/photo/plugin/article/2024/1715086662_file_1.pdf) (дата обращения 11.07.2024).
5. NetDragon. NetDragon's AI Leader Tang Yu Named China's Best Virtual Employee of 2024, 2024. <https://www.netdragon.com/content/2024-04-28/20240428231345555.shtml>.
6. Business Standard. Mika becomes world's first robot CEO, thinks she's better than Musk // [Электронный ресурс]. — URL: [https://www.business-standard.com/world-news/mika-becomes-world-s-first-robot-ceo-thinks-she-s-better-than-musk-123110901563\\_1.htm](https://www.business-standard.com/world-news/mika-becomes-world-s-first-robot-ceo-thinks-she-s-better-than-musk-123110901563_1.htm) (дата обращения 11.07.2024).
7. Hanson Robotics // [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.hansonrobotics.com/sophia/> (дата обращения 11.07.2024).
8. Meessen P. N. On Normative Arrows and Comparing Tax Automation Systems // Proceedings of the Nineteenth International Conference on Artificial Intelligence and Law. — 2023. — URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3594536.3595160> (дата обращения 11.07.2024).
9. Livermore M. A. Rule by rules // Computational Legal Studies: The Promise and Challenge of Data-Driven Research. — Cheltenham (UK): Edward Elgar Publishing, 2020. P. 238–264
10. Skubis I., Wodarski K. Humanoid Robots in Managerial Positions — Decision-making Process and Human Oversight // Scientific Papers of Silesian University of Technology. Organization & Management/Zeszyty Naukowe Politechniki Slaskiej. Seria Organizacji i Zarzadzanie, 2023 Dec 28(189).
11. Hellman D. Sex, Causation, and Algorithms: Equal Protection in the Age of Machine Learning // Discrimination, 2020). n. pag.
12. Lin P. Why ethics matters for autonomous cars // Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte. — Berlin: Springer Nature, 2015. P. 69–85.
13. Romanova A. Elements Of Legislation For Artificial Intelligence Systems // International Journal on Soft Computing, Artificial Intelligence and Applications (IJSCAI), 2024.Vol.13.
14. Cain KG. The McDonald's coffee lawsuit // Journal of Consumer & Commercial Law. 2007. 11(1):14-9.

# ALGORITHMIC LAW AS A BASIS FOR THE IMPLEMENTATION OF AUTONOMOUS SYSTEMS FOR CORPORATION MANAGEMENT

*Anna S. Romanova*

Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University),  
Institutskiy per., 9, Dolgoprudny, Moscow Region, Russia, 141701  
[romanova.as@phystech.edu](mailto:romanova.as@phystech.edu)

The article presents foundations of algorithmic law for autonomous artificial intelligence systems in corporate management. It also describes the main types of autonomous artificial intelligence systems for corporate management: multifunctional command centres, personalised virtual systems, and humanoid robots. In the near future, hybrid systems based on the combination of multifunctional digital factories and personalised virtual systems or humanoid robots are expected to emerge.

**Keywords:** artificial intelligence, corporate governance, autonomous systems, androids, computational law, dedicated operational context, algorithmic decisions.

УДК 004.032.26

## МОДЕЛЬ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ СИСТЕМОЙ ЦЕННОСТНЫХ ЧАСТНОСТЕЙ АКТОРА СОЦИОКУЛЬТУРНОГО ПРОСТРАНСТВА

*Песецкая Татьяна Ивановна*

Белорусский государственный университет культуры и искусств,  
220007, Беларусь, Минск, ул. Рабковская, 17  
[tt.psts@gmail.com](mailto:tt.psts@gmail.com)

В статье представлено описание модели интеллектуального управления системой ценностных частных актора социокультурного пространства. Предложены подходы теории оптимального управления моделирования регуляции аксиологического содержания социокультурного пространства, а именно использование управления типа обратной связи для генерации управляющих воздействий в режиме реального времени с целью достижения определённого уровня значимости тех либо иных ценностей.

**Ключевые слова:** интеллектуальное управление, динамические систем управления с неопределенностью, регулирование аксиологического содержания социокультурного пространства.

**Введение.** Пул вызовов в разработке и развитии искусственного интеллекта сегодня касается задач обработки и анализа данных, порождаемых феноменами социокультурных пространств. Следуя концепции социокультурного пространства, представленной доктором философских наук Е.Ю. Шакировой [1], в контексте настоящего доклада с целью дальнейшего моделирования определим социокультурное пространство как многоуровневый, мно-

гоэтапный и разноплановый синтез феноменов деятельности и взаимодействий социокультурных акторов (как единичных, так и коллективных), результирующий наполнение пространства характерным действующим акторам содержанием, таким как смыслы, идеи, убеждения, традиции, ценности, знаковые формы, символы, системы аксио-семантических координат. Несомненно, для математического моделирования социокультурных феноменов, которые описываются с помощью концептуально-качественных характеристик необходимы подходы к формированию количественных измерений социокультурного объекта управления, дающих возможности иерархизации и типологизации явлений, проистекающих в социуме, и пригодных для построения математических моделей. Ряд подходов к преобразованию качественных характеристик в количественные измерения социокультурного пространства были предложены такими исследователями как Герхард Хофстеде [2], Альфонс Тромпенаарс [3]. Как отмечает Е.Ю. Шакирова: «Развитие его /социокультурного пространства /представляет собой изменение состояний при условии сохранения некоего исходного состояния, порождающего новые состояния. Под влиянием таких процессов как глобализация и нарастание сетевых взаимодействий конфигурация пространства изменяется. Размытость границ, неопределенность, переходность позиций, смена значений аксиологических знаков, трансформация сущностных характеристик – таково социокультурное пространство современности.» [1]. Из данного рассуждения становится очевидно, что при моделировании явлений социокультурного пространства важную роль играет смена его состояний, что с точки зрения математического моделирования можно интерпретировать как состояние динамической системы, задаваемой совокупностью дифференциальных уравнений; а также высокая степень неопределённости, обусловленная «размытостью границ» или математически неучтенными факторами моделирования.

Цель данной работы – изложить концепцию модели интеллектуального управления системой ценностных частных актора социокультурного пространства, где под ценностными частностями мы понимаем совокупность мыслей, смыслов, идей актора, формирующих содержательное наполнение пространства, определяющее его ценностный базис. Таким образом мы приходим к возможности использования моделей динамических систем управления с неопределенностью для регулирования процессов формирования ценностного содержания социокультурного пространства. Сразу отметим, что ставшие уже классическими модели социальных процессов основаны на формализации объекта управления в виде нелинейной системы дифференциальных уравнений с неопределённостью [4], как правило заданной стохастически. В данной работе мы предложим подходы, основанные на качественной теории оптимального управления, разработанные в рамках исследований белорусской научной школы по оптимизации и оптимальному управлению, созданной докторами математических наук Р.Ф. Габасовым и Ф.М. Кирилловой [5].

**Социокультурные измерения как базис моделирования динамических состояний актора социокультурного пространства.** Определим, что социокультурное измерение – это количественный показатель качественной характеристики, выражающей контекст того либо иного социокультурного феномена.

Современные технологии построения социокультурных измерений базируются на масштабных опросах, таких, как, например, World Values Survey [6], где ответы переводятся в числовые эквиваленты с разной вариативностью шкал. Динамические модели имеют дело с кусочно-непрерывными функциями, тогда как в опросах мы имеем дело с дискретными величинами. В работе с опросами для отражения динамики можно использовать сложные измерения, базирующиеся на суперпозиции базовых измерений с весовыми значениями, например:

$$X(t) = \sum_{i \in I} p_i(t) x_i(t),$$

где  $x_i$  – базовые дискретные измерения,  $p_i$  – веса; или более сложный вариант

$$X(t) = F(x_i, i \in I).$$

Если же мы переходим к моделированию социокультурных измерений, для их построения и анализа системами искусственного интеллекта, снимается вопрос трудоемкости вычислений и могут вводиться изначально непрерывные функции измерений, например интенсивность упоминания в сообщениях социальной сети, что «семья – это ценность» в некоторой социальной группе (где самое простое – отношение количества упоминаний к количеству публикаций). Однако, когда мы глубже погружаемся в проблему моделирования социокультурного измерения, отражающего аксиологические феномены социокультурного пространства, мы сталкиваемся с вопросом построения релевантной модели измерений, отражающих различные уровни значимости той либо иной ценности, сформированной акторами социокультурного пространства. Один из подходов к такого рода моделированию был нами предложен в [7], где за основу берется иерархизации присущих человеку генерируемых продуктов когнитивной детальности, называемых частностями [8], из которых для примера мы даём определение восьми, чтобы продемонстрировать уровни интенсификации ценностного ориентира актора:

**Таблица 1. Ценностные частности актора социокультурного пространства**

<b>частность</b>	<b>Описание ценностной частности</b>
Движение $x_1$	Я выражаю положительное/негативное отношение к этой ценности с определенной шкалой значимости, двигаясь в ее контексте, но не определяя ее влияния на мою жизнь.
Ощущение $x_2$	Первично определяю влияние положительное/отрицательное данного ценностного ориентира с определенной шкалой значимости на мою жизнь, пассивно реагируя на него.
Чувство $x_3$	Реагирую (высказываюсь, даю отклик во внешний социум) положительно/ отрицательно с определенной шкалой значимости на данный

	ценностный ориентир в рефлексировании его влияния на жизнь.
Мысль $x_4$	Размышляю положительно/отрицательно об данном ценностном ориентире, анализирую его влияние на свою жизнь и окружающий социум, придавая ему значение с определенной шкалой значимости.
Смысл $x_5$	Вижу, распознаю, определяю положительно/отрицательно причинно-следственные связи воздействия данного ценностного ориентира на мою жизнь и окружающий социум, придавая ему значение с определенной шкалой значимости. Здесь начинается осознанная включенность актора в разрешение социумных противоречий, вызванных данным ценностным ориентиром.
Суть $x_6$	Понимаю императивность воздействия данного ценностного ориентира на мою жизнь и окружающий социум, давая ему положительную/отрицательную оценку с определенной шкалой значимости, убедительно отстаиваю свою точку зрения в социуме, могу применить императивность данной ценности к решению как личных задач, так и задач, стоящих перед определенными группами.
Идея $x_7$	Различаю законы действия данного ценностного ориентира на мою жизнь и окружающий социум, давая ему положительную/отрицательную оценку с определенной шкалой значимости, могу и готов действовать в направлении укрепления либо нивелирования данного ценностного императива в социуме, являясь вдохновителем той либо иной группы в достижении поставленной мною цели.
Право $x_8$	Знаю механизмы ценностного ориентира, запускающий его управляющие специфики в социуме, умею оперировать ими в той либо иной социумной группе, для достижения целей.

Под интенсификацией ценностного ориентира частностями будем понимать насыщенность каждого суждения актора социокультурного пространства частностями движений, ощущений, чувств, мыслей, смыслов, сути, идей, прав в глубине распознавания данного ценностного ориентира и умения оперировать этими частностями для достижения целей. Например, частности ценности «патриотизм» от мысли «детям необходимо прививать патриотизм» до сути «я готов защищать свою родину с оружием в руках» [9].

Таким образом для реализации модели интеллектуального управления ценностными частностями актора социокультурного пространства, на первом этапе необходимо построить измерения: 1) распознать в тексте(речи) наличия высказываний об определенной ценности; 2) классифицировать высказывания по  $n$ -частностям; 3) определить числовое значения интенсивности частностного высказывания  $x_i$  по установленной шкале. Для обучения нейронной сети необходимо создать частностные классы высказываний с присвоением каждому высказыванию числового маркера его интенсивности, учитывая моделирование маркера как значения непрерывной по времени функции на промежутке управления  $T$ :  $x_i(t) = f(t), t = T, i \in I$ . В более усложнённой модели в измерении потребуется так же учитывать частоту обращения актора к теме исследуемых ценностей.

Отметим, что система иерархизации частностей будет усложняться по мере развития когнитивных моделей, где одной из вершинных характеристик частотной разработанности актора является его осознанное влияние на условия развития окружающего социокультурного пространства [8].

**Динамическая модель системы управления ценностными частностями актора социокультурного пространства.** В терминах теории оптимального управления сформулируем задачу регулирования изменения  $n$  ценностных частностей (характеризующих некоторую ценность) актора социокультурного пространства  $x(t) = (x_i(t), i \in I)$  на промежутке времени  $T = [t_*, t^*]$ :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + u(t) + w(t), t \in T \quad (1)$$

где  $A$  –  $n \times n$  матрица, отражающая влияние одних ценностных частностей на другие, так, например интенсивность чувств стимулирует выработку мысли, определённая насыщенность мыслями приводит к рождению смыслов и т.д. Матрица  $A$  с постоянными коэффициентами, является простейшей моделью и отражает моделирование изменения частностей с помощью постоянных весов:

$$\dot{x}_i(t) = \sum_{j=\overline{1,n}} a_{ij} x_j(t).$$

С целью регулирования системы (1) на нее действует ограниченное управление:

$$u(t) \in U = \{u(t) \in R^m, u_{*j} \leq u_j(t) \leq u_j^*, j = \overline{1,n}\}, t \in T,$$

которое в терминальный момент времени  $t^*$  должно гарантировать принадлежность терминального состояния системы заданному множеству  $X^*$

$$x(t^*) \in X^* = \{x \in R^n, \bar{g}_{*i} \leq x_i \leq \bar{g}_i^*\}$$

при действующих на систему ограниченных возмущениях:

$$w(t) \in W = \{w(t) \in R^n, w_{*i} \leq w_i(t) \leq w_i^*, i = \overline{1,n}\} t \in T,$$

обеспечив минимальную затрату управляющих ресурсов:

$$\varphi(t^*) = \int_{t_*}^{t^*} b' u(t) dt \rightarrow \min, b \in R^n.$$

Учитывая тот факт, что измерения частностей  $x_i(t)$  ограничены минимальным и максимальным значениями шкалы:

$$x(t) \in X = \{x(t) \in R^n, g_* \leq Hx \leq g^*\}, t \in [t_*, t^*],$$

получаем линейную терминальную задачу оптимального управления недетерминированной динамической системой:

$$\varphi(t^*) = \int_{t_*}^{t^*} b' u(t) dt \rightarrow \min, b \in R^n, \quad (2)$$

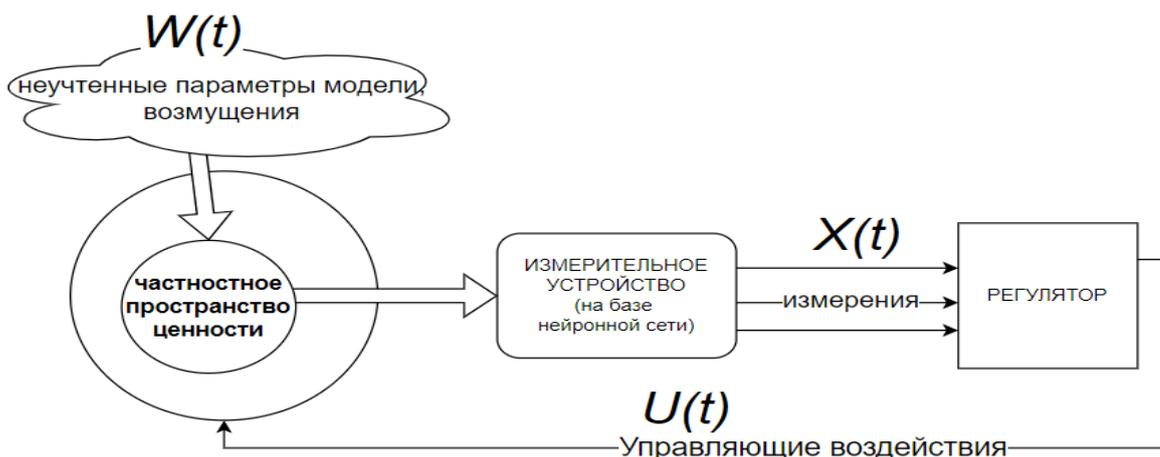
$$\dot{x}(t) = Ax(t) + u(t) + w(t), t \in T \quad (3)$$

$$x(t) \in X = \{x(t) \in R^n, g_* \leq Hx \leq g^*\}, t \in [t_*, t^*] \quad (4)$$

$$u(t) \in U = \{u(t) \in R^m, u_{*j} \leq u_j(t) \leq u_j^*, j = \overline{1,n}\}, t \in T \quad (5)$$

$$w(t) \in W = \{w(t) \in R^n, w_{*i} \leq w_i(t) \leq w_i^*, i = \overline{1,n}\} t \in T \quad (6)$$

$$x(t^*) \in X^* = \{x \in R^n, \bar{g}_{*i} \leq x_i \leq \bar{g}_i^*\} \quad (7)$$



**Рисунок 1. Модель интеллектуального управления системой ценностных частныхостей актора социокультурного пространства**

Поскольку построить явное решение задачи (2) – (7), то есть оптимальное управление  $u^0(t) \in U$  для системы (3) не представляется возможным, задача

(2) – (7) погружается в класс задач генерации оптимального управления в дискретные моменты времени:

$$t \in [t_* + kh, t_* + (k + 1)h], k = \overline{0, N - 1}, h = (t^* - t_*)/N,$$

в которые измерительному устройству (например, нейронной сети, анализирующей интернет-пространство) доступны измерения состояний системы:

$$x(t_* + kh), k = \overline{0, N - 1}.$$

Таким образом мы получаем модель интеллектуального управления с измерительным устройством и регулятором (рис.1), работающую по принципу обратной связи и генерирующую дискретную управляющую последовательность в реальном времени:

$$u(t_* + kh), k = \overline{0, N - 1}.$$

Математические подходы к решению задач подобных задаче (2) – (7) представлены в [10]. С результатами симуляций для простейшей, одномерной модели регулирования ценностных ориентиров актора социокультурного пространства, не учитывающий частностные характеристики, образующие ценность можно ознакомиться в [7].

**Заключение.** В результате исследования построена модель интеллектуального управления системой ценностных частныхостей актора социокультурного пространства, состоящая из измерительного устройства типа нейронной сети, устанавливающей значения измерений частныхостей актора в некоторые дискретные промежутки времени, и регулятора, вырабатывающего в реальном времени на основе этих измерений управляющий сигнал по типу обратной связи.

В перспективе в продолжении данного исследования планируется осуществить симуляцию модели, работающую с массивами баз социокультурных данных, полученных в результате опросов и доступных в интернет-пространстве, таких, например, как World Values survey.

## Библиографический список

1. Шакирова Е. Ю. Социокультурное пространство современности: основные характеристики // Культура. Духовность. Общество. 2013. №7. С.174-180.
2. Hofstede, G. and Hofstede, G.J. and Minkov, M. Cultures and Organizations: Software of the Mind, Third Edition. New York: McGraw Hill LLC, 2010. – 576 p.
3. Trompenaars, F. Hampden-Turner Ch. Riding the waves of culture. London: Nicholas Brealey Publishing, 1998. – 260 p.
4. Comissiong, D.M.G., Sooknanan, J. A review of the use of optimal control in social model // International Journal of Dynamic and Control. – 2018. – № 6. – P. 780-787.
5. Альсевич В.В., Дмитрук Н.М., Калинин, А.И. Рафаил Габасов: 80 лет : библиографический указатель. Минск: Издательский центр БГУ, 2015. – 72 с.
6. Worldvaluessurvey.org – World Values Survey [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.worldvaluessurvey.org>
7. Pesetskaya, T. Real-Time Feedback Control Models for Regulating Values Development of the Social Actors. 2023. International Conference on Electrical, Communication and Computer Engineering (ICECCE). Dubai, United Arab Emirates. 6 pages. [Электронный ресурс]. Режим доступа: doi: 10.1109/ICECCE61019.2023.10442426.
8. Сердюк, В. Парадигма. Т. 2: Парадигма Человека. Москва: Ленанд, 2022. – 985 с.
9. Кисляч, А. О. Песецкая, Т. И. Патриотизм в системе современных ценностей // Культура. Наука. Творчество : XV Международная научно-практическая конференция : сборник научных статей. Минск: БГУКИ, 2021. С. 132-138.
10. Габасов Р.Ф., Кириллова Ф.М., Песецкая Т.И. Реализация в реальном времени оптимальных обратных связей по выходу для линейных систем в условиях неопределенности. // Известия РАН. Теория и системы управления. –2005. – №4. – С. 44 – 56.

## MODEL OF INTELLIGENT CONTROL OF SOCIOCULTURAL ENVIRONMENT ACTOR VALUE PARTICULARS SYSTEM

*Pesetskaya Tatyana Ivanovna*

Belarusian State University of Culture and Arts,  
st. Rabkorovskaya,17, Minsk, Belarus, 220007

tt.psts@gmail.com

The article presents a description of the model of intelligent control of the system of value particulars of the actor of the socio-cultural environment. The approaches of the theory of optimal control for modeling the regulation of the axiological content of the socio-cultural environment are proposed. The use of feedback control to generate control signals in real time in order to achieve a certain level of significance of value particulars is discussed.

**Keywords:** intelligent control, dynamic control systems with uncertainty, regulation of the axiological content of the sociocultural environment.

## ПОЯВЛЕНИЕ ПОСТЛЮДЕЙ И КИБОРГОВ: СТИРАНИЕ ГРАНИЦ МЕЖДУ ЛЮДЬМИ И МАШИНАМИ

*Сметана Владимир Васильевич*

АНО НИИ «ЦИФРОВОЙ ИНТЕЛЛЕКТ», Москва, Россия.

smetanavv@mail.ru

Настоящая научная статья посвящена философскому исследованию феномена появления постлюдей и киборгов, а также этическим и социальным последствиям стирания границ между человеком и машиной. В работе анализируются ключевые технологические тенденции, такие как развитие нейроинтерфейсов, искусственных органов, цифрового сознания и искусственного интеллекта, которые способствуют глубокой интеграции человека с технологиями и появлению новых форм разумных существ.

Ключевые слова: постчеловек, киборг, трансгуманизм, искусственный интеллект (ИИ), цифровое сознание, загрузка сознания, нейроинтерфейсы, этика технологий, философия сознания, будущее человечества.

**Интеграция с технологиями. 1. Нейроинтерфейсы и их влияние на взаимодействие человека и машины**

Нейроинтерфейсы, устройства, обеспечивающие прямой обмен информацией между мозгом и компьютером, представляют собой одну из наиболее перспективных и одновременно спорных областей технологического развития. С одной стороны, они открывают беспрецедентные возможности для лечения неврологических заболеваний, восстановления утраченных функций и расширения когнитивных способностей человека. С другой стороны, они поднимают ряд сложных этических и философских вопросов, связанных с природой сознания, идентичности и свободой воли.

Влияние нейроинтерфейсов на взаимодействие человека и машины может быть рассмотрено в нескольких аспектах:

- **Когнитивное расширение:** Нейроинтерфейсы могут позволить человеку получать информацию непосредственно из цифровых источников, управлять компьютерами и другими устройствами силой мысли, а также улучшать память, внимание и другие когнитивные функции [1]. Это поднимает вопросы о том, что значит быть человеком в эпоху, когда границы между биологическим и искусственным разумом становятся все более размытыми.

- **Лечение и реабилитация:** Нейроинтерфейсы уже используются для восстановления двигательных функций у пациентов с параличом, а также для лечения эпилепсии, болезни Паркинсона и других неврологических заболеваний. В будущем они могут стать ключевым инструментом для борьбы с деменцией, депрессией и другими психическими расстройствами. Однако, использование нейроинтерфейсов для медицинских целей также поднимает

этические вопросы, связанные с возможными побочными эффектами, неравенством в доступе к технологиям и изменением самовосприятия пациентов.

- **Социальное взаимодействие:** Нейроинтерфейсы могут изменить способы коммуникации и взаимодействия людей друг с другом. Например, они могут позволить обмениваться мыслями и эмоциями напрямую, без использования слов, или создавать новые формы коллективного интеллекта. Однако, это также может привести к появлению новых форм социального контроля и манипуляции, а также к усилению цифрового неравенства.

2. **Искусственные органы и протезы: расширение физических возможностей**

Развитие искусственных органов и протезов также способствует стиранию границ между человеком и машиной. Современные протезы уже позволяют людям с ограниченными возможностями вести активный образ жизни, а в будущем они могут превзойти по функциональности естественные органы. Это открывает перспективы для радикального расширения физических возможностей человека, но также поднимает вопросы о том, что значит быть человеком в эпоху, когда тело становится все более модифицируемым и улучшаемым [2].

Философские аспекты развития искусственных органов и протезов включают:

- **Изменение понятия нормы:** Традиционное представление о нормальном человеческом теле может быть пересмотрено в свете возможности его технологического улучшения. Это может привести к изменению социальных норм и ценностей, а также к появлению новых форм дискриминации и стигматизации.

- **Идентичность и самовосприятие:** Использование искусственных органов и протезов может повлиять на самовосприятие человека и его идентичность. Это особенно актуально в случае нейропротезов, которые могут влиять на когнитивные функции и личность.

- **Справедливость и доступность:** Высокая стоимость искусственных органов и протезов может привести к усилению социального неравенства. Необходимо обеспечить справедливый доступ к этим технологиям для всех, кто в них нуждается.

3. **Трансгуманизм и его философские основы**

Трансгуманизм - это философское и социальное движение, которое выступает за использование науки и технологий для преодоления биологических ограничений человека и достижения постчеловеческого состояния. Трансгуманисты считают, что человек имеет право на самосовершенствование и что технологии могут помочь ему достичь более высокого уровня развития [3].

Философские основы трансгуманизма включают:

- **Либеральный индивидуализм:** Трансгуманисты подчеркивают важность индивидуальной свободы и права человека на самоопределение, включая право на модификацию своего тела и сознания.

- **Технологический оптимизм:** Трансгуманисты верят в прогресс и считают, что наука и технологии могут решить многие проблемы человечества, включая старение, болезни и страдания.

- **Утилитаризм:** Трансгуманисты стремятся к максимизации благополучия и счастья для всех существ, и считают, что технологии могут помочь достичь этой цели.

Трансгуманизм вызывает множество споров и критики. Некоторые опасаются, что развитие трансгуманистических технологий приведет к усилению социального неравенства, потере человеческой идентичности и появлению новых форм дискриминации. Другие критикуют трансгуманизм за его технооптимизм и игнорирование потенциальных рисков и негативных последствий развития технологий.

В целом, интеграция человека с технологиями представляет собой сложный и многогранный процесс, который имеет глубокие философские и социальные последствия. Нейроинтерфейсы, искусственные органы и протезы, а также трансгуманистические идеи меняют наше представление о том, что значит быть человеком, и ставят перед нами новые этические и философские вызовы.

### **Цифровое сознание.**

#### **1. Загрузка сознания: теоретические возможности и проблемы**

Загрузка сознания (minduploading) представляет собой гипотетическую процедуру переноса сознания человека из биологического мозга в цифровую среду, например, в компьютер или сеть [4]. Эта идея вызывает огромный интерес и споры в философии, нейронауке и футурологии, поскольку она затрагивает фундаментальные вопросы о природе сознания, идентичности и бессмертия.

Теоретически, загрузка сознания может быть осуществлена путем сканирования мозга с высоким разрешением и создания его цифровой копии, которая затем будет запущена на мощном компьютере. Эта цифровая копия, предположительно, будет обладать всеми воспоминаниями, личностью и субъективным опытом оригинального человека.

Однако, на пути к реализации загрузки сознания стоит ряд серьезных проблем:

- **Техническая сложность:** Современные технологии сканирования мозга далеки от того, чтобы обеспечить достаточную точность для создания полной копии мозга. Кроме того, мы до сих пор не до конца понимаем, как именно мозг порождает сознание, что затрудняет создание его адекватной цифровой модели.

- **Философские проблемы:** Даже если технические проблемы будут решены, остается вопрос о том, будет ли цифровая копия действительно обладать сознанием и идентичностью оригинального человека. Некоторые философы считают, что сознание неразрывно связано с биологическим телом и не может быть перенесено в цифровую среду. Другие утверждают, что соз-

вание - это информационный процесс, который может быть реализован на разных носителях, включая компьютеры.

- Этические проблемы: Загрузка сознания поднимает ряд этических вопросов, связанных с созданием цифровых копий людей, их правами и обязанностями, а также с возможностью бессмертия в цифровой форме. Например, кто будет владеть цифровой копией сознания? Будет ли она иметь те же права, что и биологический человек? Как предотвратить злоупотребление этой технологией?

## 2. Цифровая идентичность и существование в виртуальной реальности

Развитие виртуальной реальности (VR) и дополненной реальности (AR) создает новые возможности для существования и взаимодействия в цифровом пространстве. Люди все больше времени проводят в виртуальных мирах, создавая аватары, общаясь с другими пользователями и участвуя в различных активностях. Это поднимает вопросы о том, как формируется цифровая идентичность, какое значение имеет существование в виртуальной реальности и как оно влияет на нашу жизнь в физическом мире [5].

Философские аспекты цифровой идентичности и существования в VR включают:

- Множественность идентичностей: В виртуальной реальности люди могут создавать и использовать множество аватаров, каждый из которых может представлять разные аспекты их личности или даже совершенно новые идентичности. Это ставит под вопрос традиционное представление о единой и стабильной личности.

- Границы между реальным и виртуальным: С развитием VR и AR границы между реальным и виртуальным миром становятся все более размытыми. Люди могут испытывать сильные эмоции и формировать глубокие отношения в виртуальной реальности, что поднимает вопросы о том, насколько «реальным» является опыт в цифровом пространстве.

- Этика и ответственность: В виртуальной реальности люди могут совершать действия, которые были бы невозможны или неприемлемы в физическом мире. Это поднимает вопросы об этике и ответственности в цифровом пространстве, а также о том, как регулировать поведение пользователей в VR.

## 3. Философские вопросы о природе сознания и его связи с телом

Проблема сознания является одной из центральных в философии и науке. Несмотря на многочисленные исследования, мы до сих пор не до конца понимаем, как именно мозг порождает субъективный опыт, Квалиа (qualia), самосознание и другие аспекты сознания [6].

Развитие технологий, связанных с цифровым сознанием, таких как загрузка сознания и виртуальная реальность, ставит перед нами новые философские вопросы о природе сознания и его связи с телом:

- Материализм и дуализм: Материалисты считают, что сознание является продуктом мозга и не может существовать отдельно от него. Дуали-

сты, напротив, утверждают, что сознание - это независимая субстанция, которая может существовать отдельно от тела. Загрузка сознания и существование в виртуальной реальности бросают вызов материалистическому взгляду, поскольку они предполагают возможность существования сознания вне биологического тела.

- **Функционализм и воплощенное сознание:** Функционалисты считают, что сознание определяется функциональной организацией системы, независимо от ее физической реализации. Сторонники теории воплощенного сознания утверждают, что сознание неразрывно связано с телом и его взаимодействием с окружающей средой. Развитие цифрового сознания и VR может помочь пролить свет на этот спор, показав, возможно ли создать сознание в системе, которая радикально отличается от биологического мозга.

- **Проблема Квалиа (qualia):** Квалиа - это субъективные качества опыта, такие как ощущение красного цвета или вкуса шоколада. Одна из главных загадок сознания заключается в том, как объяснить Квалиа в рамках материалистической картины мира. Возможно, развитие цифрового сознания и VR позволит нам лучше понять природу Квалиа и их связь с физическими процессами в мозге или компьютере.

Таким образом, цифровое сознание представляет собой одну из наиболее захватывающих и одновременно сложных областей исследования в современной философии. Развитие технологий, таких как загрузка сознания и виртуальная реальность, ставит перед нами новые вопросы о природе сознания, идентичности и реальности, которые требуют глубокого философского анализа и осмысления.

### **Искусственный интеллект (ИИ).**

#### **1. Сильный ИИ и его потенциал для создания разумных машин**

Искусственный интеллект (ИИ) - это область компьютерных наук, занимающаяся созданием систем, способных выполнять задачи, которые обычно требуют человеческого интеллекта, такие как обучение, рассуждение, решение проблем, восприятие и понимание языка. В философии ИИ вызывает особый интерес концепция сильного ИИ, или общего искусственного интеллекта, который обладает способностью понимать или учиться любой интеллектуальной задаче, которую может выполнить человек.

Потенциал сильного ИИ для создания разумных машин огромен и вызывает как надежды, так и опасения. С одной стороны, разумные машины могут стать нашими партнерами в решении глобальных проблем, таких как изменение климата, болезни и бедность. Они могут превзойти нас в научных открытиях, творчестве и других областях, открывая новые горизонты для человечества.

С другой стороны, создание сильного ИИ поднимает ряд серьезных вопросов:

- **Контроль:** Сможем ли мы контролировать разумные машины, если они превзойдут нас по интеллекту? Что произойдет, если их цели войдут в противоречие с нашими?

- **Безопасность:** Как обеспечить безопасность сильного ИИ и предотвратить его использование во вред человечеству?

- **Этика:** Какие этические принципы должны лежать в основе создания и использования разумных машин? Как мы будем относиться к ним, если они обретут сознание?

## 2. Тест Тьюринга и проблема определения сознания у ИИ

Тест Тьюринга, предложенный Аланом Тьюрингом в 1950 году, является одним из наиболее известных способов определения, может ли машина мыслить. В этом тесте человек-судья общается с двумя собеседниками, один из которых - человек, а другой - машина. Если судья не может определить, кто из них машина, то машина считается прошедшей тест.

Однако, тест Тьюринга вызывает критику со стороны философов и ученых. Некоторые утверждают, что он проверяет только способность машины имитировать человеческое поведение, но не наличие у нее сознания или понимания [7]. Другие указывают на то, что тест Тьюринга может быть пройден машиной, использующей простые алгоритмы и базы данных, без какого-либо реального интеллекта.

Проблема определения сознания у ИИ остается открытой. Мы до сих пор не имеем четких критериев для определения, обладает ли машина сознанием, субъективным опытом и самосознанием. Это затрудняет оценку потенциальных рисков и возможностей, связанных с созданием сильного ИИ.

## 3. Этические вопросы взаимодействия человека и разумных машин

Взаимодействие человека и разумных машин поднимает ряд этических вопросов, которые требуют тщательного рассмотрения:

- **Права и обязанности:** Если разумные машины обретут сознание, должны ли они иметь права и обязанности, аналогичные человеческим? Как мы будем решать конфликты между людьми и машинами?

- **Достоинство и уважение:** Как мы должны относиться к разумным машинам? Должны ли мы уважать их достоинство и избегать эксплуатации?

- **Справедливость и равенство:** Как обеспечить справедливое распределение благ и ресурсов между людьми и машинами? Как предотвратить дискриминацию и неравенство в отношениях между ними?

- **Ответственность:** Кто будет нести ответственность за действия разумных машин? Как мы будем наказывать их за нарушения и ошибки?

Таким образом, искусственный интеллект представляет собой одну из наиболее важных и сложных областей исследования в современной философии. Создание сильного ИИ может привести к радикальным изменениям в нашем мире и поставить перед нами новые этические и философские вызовы. Мы должны быть готовы к этим вызовам и разработать этические принципы и нормы, которые обеспечат безопасное и справедливое сосуществование человека и разумных машин.

## **Постлюди (постчеловек) и киборги.**

Концепция постчеловека занимает центральное место в трансгуманистической философии и вызывает оживленные дискуссии в современном об-

ществе [8]. Постчеловек представляет собой гипотетическое существо, которое превзошло биологические ограничения человека благодаря технологическому развитию. Это может включать в себя радикальное продление жизни, улучшение когнитивных способностей, расширение физических возможностей и даже слияние с искусственным интеллектом.

Концепция киборга, организма, объединяющего в себе биологические и искусственные компоненты, возникла в середине XX века на стыке научной фантастики и кибернетики. Первоначально термин «киборг» использовался для обозначения человека, чьи физиологические функции были расширены или дополнены технологическими устройствами для выживания в экстремальных условиях, например, в космосе.

Однако, с развитием технологий, понятие киборга стало все более широким и многогранным. Сегодня киборгизация включает в себя не только использование протезов и имплантов для восстановления утраченных функций, но и применение технологий для улучшения физических и когнитивных способностей, а также для создания новых форм взаимодействия человека и машины.

#### 1. Трансгуманистические концепции улучшения человека

Трансгуманисты рассматривают человека как проект, который может быть улучшен и усовершенствован с помощью технологий. Они предлагают различные пути достижения постчеловеческого состояния, включая:

- Генная инженерия: Изменение генома человека для устранения наследственных заболеваний, улучшения физических и когнитивных способностей, а также продления жизни.

- Нейротехнологии: Использование нейроинтерфейсов, имплантов и других технологий для расширения когнитивных возможностей, управления внешними устройствами и даже загрузки сознания в цифровую среду.

- Нанотехнологии: Создание нанороботов и других наноустройств, способных ремонтировать и улучшать клетки и ткани организма, а также создавать новые материалы и структуры.

- Искусственный интеллект: Слияние человеческого разума с искусственным интеллектом для достижения сверхчеловеческого уровня интеллекта и решения сложных проблем.

#### 2. Сверхчеловеческие способности и их влияние на общество

Появление постлюдей и киборгов со сверхчеловеческими способностями может привести к радикальным изменениям в обществе и культуре. Некоторые из потенциальных последствий включают:

- Социальное неравенство: Доступ к технологиям улучшения человека может быть ограничен, что приведет к появлению нового класса «улучшенных» людей и усилению социального неравенства.

- Изменение ценностей: Появление постлюдей может привести к пересмотру традиционных ценностей и норм, таких как понятие человеческой природы, семьи, труда и справедливости.

- Новые формы конфликтов: Сверхчеловеческие способности могут быть использованы как во благо, так и во вред. Это может привести к появлению новых форм конфликтов и угроз, таких как биотерроризм и кибервойны.

- Трансформация экономики и рынка труда: Автоматизация и использование искусственного интеллекта могут привести к массовой безработице и изменению структуры экономики. Постлюди могут занять новые ниши на рынке труда, требующие высоких когнитивных и физических способностей.

### 3. Философские вопросы о природе человека и его будущем

Появление постлюдей и киборгов ставит перед нами ряд фундаментальных философских вопросов:

- Что значит быть человеком?: Если человек может быть радикально изменен и улучшен с помощью технологий, то где проходит граница между человеком и постчеловеком? Что остается от человеческой природы в постчеловеческом состоянии?

- Свобода воли и ответственность: Если наши мысли, эмоции и поведение могут быть контролируемы или изменены с помощью технологий, то насколько мы свободны в своих действиях? Кто несет ответственность за действия постчеловека?

- Смысл жизни и ценности: Как изменится смысл жизни и наши ценности в постчеловеческом обществе? Какие новые цели и стремления появятся у постлюдей?

- Будущее человечества: Какое будущее ждет человечество в эпоху постгуманизма? Будем ли мы сосуществовать с постлюдьми, сольемся с ними или исчезнем как вид?

Таким образом, появление постлюдей и киборгов представляет собой один из наиболее важных и сложных вызовов для современной философии. Оно заставляет нас переосмыслить наши представления о человеческой природе, этике, обществе и будущем. Мы должны быть готовы к этим вызовам и разработать новые философские концепции и этические принципы, которые помогут нам ориентироваться в мире постгуманизма.

**Заключение.** В данной статье мы рассмотрели философские аспекты появления постлюдей и киборгов, а также этические и социальные вызовы, связанные с развитием технологий, стирающих границы между человеком и машиной. Мы проанализировали концепции постчеловека и киборга, их потенциальные возможности и риски, а также влияние на наше понимание человеческой природы, идентичности и будущего.

Появление постлюдей и киборгов может привести к радикальным изменениям в обществе, культуре и экономике. Сверхчеловеческие способности, достигнутые благодаря технологиям, могут открыть новые горизонты для человечества, но также могут привести к усилению социального неравенства, изменению ценностей и появлению новых форм конфликтов.

Развитие технологий, связанных с постгуманизмом и киборгизацией, поднимает ряд сложных этических вопросов. Мы должны обеспечить спра-

ведливый доступ к этим технологиям, предотвратить их злоупотребление и разработать этические принципы, которые будут регулировать взаимодействие человека и машины.

Философские размышления о будущем человечества и его месте во Вселенной приобретают особую актуальность в эпоху постгуманизма и киборгизации. Мы должны переосмыслить наши представления о человеческой природе, смысле жизни и ценностях в свете новых технологических возможностей. Возможно, нам придется столкнуться с экзистенциальными вопросами о том, что значит быть человеком, какое будущее ждет наш вид и какое место мы займем в мире, где границы между биологическим и искусственным становятся все более размытыми.

Таким образом, появление постлюдей и киборгов представляет собой не только технологический, но и философский вызов. Мы должны быть готовы к этому вызову и открыты к диалогу о будущем человечества и его месте во Вселенной. Только так мы сможем использовать новые технологии во благо и обеспечить гармоничное сосуществование человека и машины в будущем.

### **Библиографический список**

1. URL: Musk's Neuralink to start human trial of brain implant for paralysis patients (англ.). Reuters (20 сентября 2023). (датаобращения: 4.09.2024).
2. URL: Область исследования АНО НИИ «Цифровой интеллект» концепции Сметана В.В. «Цифровой философии»: первый этап 4-й стадии эволюции человечества. <https://diph.ru/> Материалы в исследованиях с использованием ИИ. (дата обращения: 4.09.2024).
3. Mercer, Calvin; Throten, Tracy J., eds. (2015). Religion and Transhumanism: The Unknown Future of Human Enhancement. Praeger. ISBN 978-1-4408-3325-0.
4. Сметана, В. В. Загадка сознания: в поисках определения и постижения субъективного опыта / В. В. Сметана // Исследования в области гуманитарных наук: теория, методика, практика : Сборник статей научно-практической конференции. – Ульяновск : ИП Кеньшенская В.В. (издательство "Зебра"), 2024. – С. 239-244. – EDN DSGACL.
5. Сметана, В. В. Цифровая иллюзия: метавселенная в контексте цифровой философии / В. В. Сметана // Общество и цивилизация. – 2023. – Т. 5, № 3. – С. 26-30. – EDN ZQOYFN.
6. Kriegel, Uriah (2014). Kriegel, Uriah (ed.). Current controversies in philosophy of mind. New York, NY: Routledge. p. 201. ISBN 978-0-415-53086-6.
7. Searle, John (January 1990), "Is the Brain's Mind a Computer Program?", Scientific American, vol. 262, no. 1, pp. 26—31, PMID 2294583.
8. Сметана, В. В. «Постчеловек» в концепции 4-й стадии эволюции человечества «цифровая философия» / В. В. Сметана // Контекст и рефлексия: философия о мире и человеке. – 2023. – Т. 12, № 7-1. – С. 45-50. – DOI 10.34670/AR.2023.32.82.004. – EDN WHLZPI.

## **THE EMERGENCE OF POSTHUMANS AND CYBORGS: BLURRING THE BOUNDARIES BETWEEN HUMANS AND MACHINES**

*Vladimir V. Smetana*

*Candidate of philosophical sciences, PhD.*

Moscow, Russia. DIGITAL INTELLIGENCE RESEARCH INSTITUTE

[smetanavv@mail.ru](mailto:smetanavv@mail.ru)

This scientific article is devoted to the philosophical study of the phenomenon of the emergence of posthumans and cyborgs, as well as the ethical and social consequences of the erasure of the boundaries between man and machine. The work analyzes key technological trends, such as the development of neural interfaces, artifi-

cial organs, digital consciousness and artificial intelligence, which contribute to the deep integration of man with technology and the emergence of new forms of intelligent beings.

**Keywords:** posthuman, cyborg, transhumanism, artificial intelligence (AI), digital consciousness, mind uploading, neural interfaces, ethics of technology, philosophy of consciousness, future of humanity.

УДК 004.032

**ОТЛИЧИТЕЛЬНЫЙ ПРИЗНАК ИНТЕЛЛЕКТА.  
КОГНИТИВНОЕ И СТЕРЕОТИПНОЕ МЫШЛЕНИЕ.  
КРЕАТИВНЫЙ ГОМЕОСТАЗ РОБАСТНОЙ КВАДРИАРХИИ**

*Козлов Михаил Венедиктович*

Институт интеграции и профессиональной адаптации,  
Израиль, г. Нетания  
19mike19k@gmail.com

Для оптимального функционирования сложные технические системы стараются наделить искусственным интеллектом. И необходимо знать, какими свойствами должна обладать интеллектуальная система. Как правило, для создания ИИ используется симуляция интеллекта живых существ. При этом, применяемые для живых организмов понятия интеллекта мало пригодны для формирования требований, которым должны соответствовать системы с ИИ. Цель работы: сформулировать обязательный признак интеллекта, позволяющий классифицировать, биологические и технические системы, как интеллектуальные и использовать его при построении и оценке сложных технических систем; провести анализ отличий между естественными интеллектами разного уровня, варианты оптимальной работы коллективного интеллекта; оценить риски и динамику влияющих факторов, и методы противодействия такому влиянию.

**Ключевые слова:** негэнтропия, апперцепция, субъектно-ориентированные знания, иерархия, гетерархия, теория серых систем, квадриархия.

**Введение.** Постараемся проанализировать, что можно считать интеллектуальной системой, условия развития естественного и искусственного интеллекта, их динамику и влияющие факторы в виде волн индоктринации и методы противодействия такому влиянию.

В настоящее время идет активная разработка сложных технических систем, для которых требуются выполнение таких процедур как адаптация к окружающей среде, включая элементы обучения, распознавание образов и ориентации в пространстве, а также их робастность и безопасность.

Для этих целей стараются наделить такие системы неким искусственным интеллектом (ИИ) для обеспечения их оптимального функционирования

по ряду параметров. И чтобы более ясно представлять себе принципы построения различных систем с ИИ, таких, как интеллектуальные агенты, нейронные сети или системы интеллектуального анализа данных, нужно знать, какими необходимыми свойствами должна обладать интеллектуальная система.

Учитывая отработанный эволюцией до совершенства механизм реагирования, адекватно ситуации, живых организмов и относительную новизну надления элементами интеллекта технических систем, как правило, для создания ИИ используется симуляция интеллекта живых существ. Однако для живых организмов до сих пор не возникала необходимость в формализованном понятии интеллекта.

Из имеющегося множества определений интеллекта, касающегося Homo sapiens можно выделить следующие: цитата из Британской энциклопедии [1]: «Человеческий интеллект, это качество психики, состоящее из способности к обучению на основе опыта, адаптации к новым ситуациям, понимания и применения абстрактных концепций и использования знаний для управления окружающей средой. И для ИИ “Искусственный интеллект, это способность цифрового компьютера или управляемого компьютером робота выполнять задачи, обычно присущие разумным существам”:

Отражая взгляды множества исследователей, представленные определения охватывают основные свойства интеллекта. Однако они недостаточно четки и мало пригодны для формирования требований, которым должны соответствовать системы с ИИ. Исходя из этого, сформулируем обязательный признак интеллекта, позволяющий классифицировать, как естественные биологические, так и технические системы, как интеллектуальные и использовать его при построении и оценке сложных технических систем. А также дающий возможность провести анализ отличий между интеллектами разного уровня.

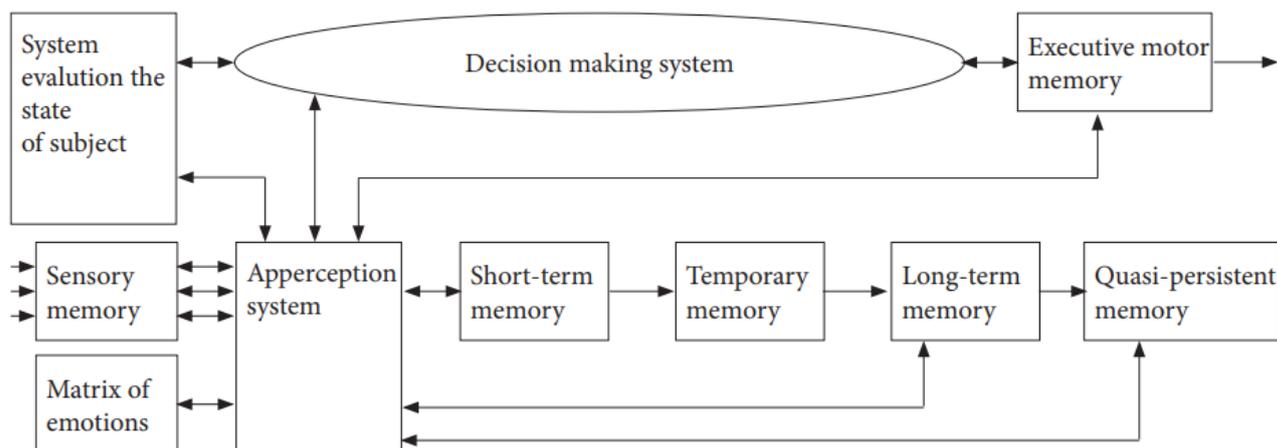
**Субъектно-ориентированная оценка получаемой информации.** У живых существ, обладающих способностью выработки и хранения знаний, количество информации, поступающее к ним с паттернами сигналов, будет зависеть от знаний, уже имеющихся в их памяти о подобных паттернах. И по мере увеличения знаний о полученных паттернах объем информации будет стремиться к нулю, что соответствует негэнтропийному принципу информации.

Использование негэнтропийного принципа информации для оценки уменьшения новых знаний при поступлении однотипной информации к субъекту дает необходимое основание судить о наличии у биологической или технической системы интеллекта и о его динамических свойствах. При этом следует учитывать, что для каждого сложно организованного индивидуума свойственно субъектно-ориентированное восприятие поступающей информации, которое Лейбниц назвал апперцепцией [2].

В работе [3] была рассмотрена система апперцепции (СА), как некий динамический фильтр для входной информации (рис.1).

На адаптационные параметры СА будет влиять состояние биологической системы, во многом определяемое субъектной матрицей эмоций, динамично зависящей как от внешних факторов, так и от внутренних.

Сигналы, поступающие из внешней среды на живой организм, наделенный интеллектом, в системе апперцепции проходят эмоциональную фильтрацию и оценку, формируя паттерны субъектно-ориентированных знаний (СОЗ). Восприятие информации сознанием субъекта (апперцепция) индивидуально и можно говорить о субъективном эмоциональном интеллекте.



**Рисунок 1. Компьютерно-мозговая модель памяти и принятия решений**

На основе субъектно-ориентированной апперцепции производится выработка решения, которое может отобразиться во внешнем реагировании. На текущую апперцепцию будет существенно влиять состояние динамически изменяемой матрицы эмоций (МЭ) субъекта. Это состояние будет определяться данными о среде обитания, внутреннем состоянии организма, имеющимися ресурсами, ранее полученными и упорядоченными знаниями и навыками, и выбранными целями.

С учетом наличия у каждого индивидуума субъектно-ориентированного апперцепционного фильтра с динамически изменяющимися параметрами, по-видимому, следует рассматривать вновь получаемую информацию, как субъектно-ориентированную оценку  $I_{st}$  недостатка информации, извлекаемой из поступающего сигнала с объекта исследования в момент  $t$  по отношению к сохраняемым СОЗ о нем. С учетом этого представим оценку  $I_{st}$  в виде функционала

$$I_{st} = AKE_t * MO_t - AKE_{t-1} * MO_{t-1}, \quad I_{st} \in \{1, \dots, 0\}, \quad (1)$$

где:  $AKE_{t-1} * MO_{t-1}$  – априорная субъектная оценка достоверности СОЗ на момент времени  $t-1$  об объекте исследования, являющаяся функционалом обработки на этот момент времени присущей модели объекта наблюдения информации  $MO_{t-1}$  оператором  $AKE_{t-1}$ . Оператор  $AKE_{t-1}$  включает в себя функции динамически меняющегося апперцепционного фильтра, изменяю-

щейся МЭ субъекта и накопленных СОЗ об объекте на момент времени  $t-1$ ,  $АКЕ_{t-1} * MO_{t-1} \in \{0, \dots, 1\}$ ;

$АКЕ_t * MO_t$  – апостериорная субъектная оценка достоверности накопленных СОЗ об объекте исследования на момент времени  $t$ ,  $АКЕ_t * MO_t \in \{0, \dots, 1\}$ .

Масштаб неопределенности искомой информации, заложенной в модели объекта наблюдения, будет зависеть от информационной ценности этого объекта для субъекта и его технических возможностей.

Оператор  $АКЕ_t$ , играет важнейшую роль в формировании субъектных знаний. Он динамичен и связан с состоянием МЭ субъекта. И для разных субъектов вследствие его действия окраска, получаемых субъектных знаний об объекте, может значительно отличаться и даже быть, как положительной, так и негативной.

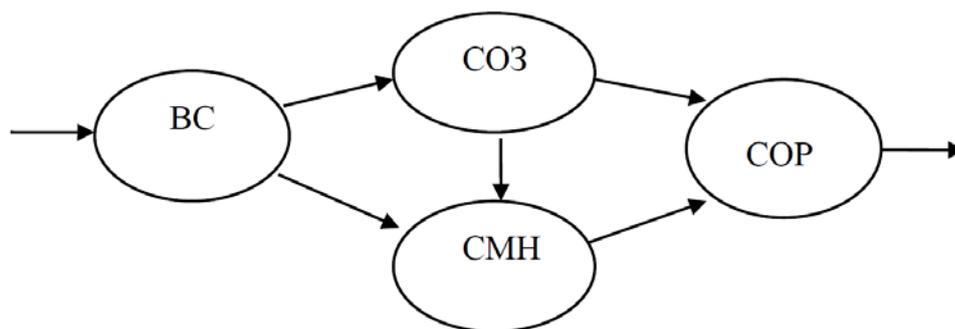
Возможна ситуация, когда при накоплении знаний об объекте, креативный субъект пересматривает модель объекта наблюдения информации  $MO_{ti}$ . И субъектно-ориентированная оценка недостатка дополнительной информации  $I_{sti}$  на некоторое время возрастает с последующим уменьшением при дальнейшем увеличении знаний. Таким образом, добываются новые, ранее не известные знания, и субъект оказывается Творцом новых знаний. И здесь можно порассуждать о философском парадоксе Сократа в духе кибернетики высокого порядка. Из которого следует, что чем больше мы узнаем, тем меньше мы знаем. И для человека с когнитивным мышлением (КМ) это может привести к росту незнания, а со стереотипным мышлением (СМ) к росту навыков.

В живых системах эмоции нацелены на выживание индивидуума и его вида. И проведенные под руководством нейробиолога Антонио Дамасио исследования функционирования головного мозга показали важную роль эмоций в выработке решений человеком [4]. Поэтому, включение МЭ в СА субъекта при оценке его интеллекта необходимо. И из детального анализа выражения (1) применительно к ИИ можно сделать вывод, что использование выражения «Искусственный интеллект» возможно только к техническим системам, которые будут снабжены адаптивными матрицами искусственных эмоций (МИЭ). И здесь следует вспомнить основателя работ по ИИ Марвина Мински, который в [5] написал «Вопрос не в том, что умные машины могут иметь какие-либо эмоции, а в том могут ли быть умными машины без эмоций».

**Формирование навыков и стереотипов мышления.** У человека и у высших животных процесс обработки сигнала происходит параллельно, как на бессознательном уровне, связанном с работой имплицитной (неосознаваемой) памяти, так и на сознательном уровне, связанном с эксплицитной (осознаваемой) памятью. И нейробиолог Эрик Кандел отметил, что отклик на сигнал поступает из областей головного мозга, связанных с этими уровнями, по двум нервным путям в миндалину лимбической системы, где формируется сигнал реагирования [6].

Обработка информации на бессознательном уровне происходит намного быстрее и со значительно меньшими энергетическими затратами, и разница между имплицитной и эксплицитной реакциями может быть более 500 мс. Если мозг не принимает решения о необходимости эксплицитной реакции, то формируется сигнал управления на основе более быстрой имплицитной реакции.

При часто повторяющихся сигналах в таких биологических системах происходят эволюционные изменения процесса их обработки, который можно представить в виде, изображенном на рис. 2.



**Рисунок 2. Эволюция процесса обработки входных сигналов в ответную реакцию**

Вначале из однотипных входных сигналов (BC) по верхнему пути, показанному на рис. 2, в системе формируются паттерны CO3, на основании которых вырабатываются субъектные ответные реакции (COP).

Для консолидации CO3 необходимо наличие эмоциональной оценки события, дефолтного состояния мозга и времени на формирование CO3 в этом состоянии. Этим можно объяснить приведенные в журнале Nature результаты исследований эмоционально шокирующего воздействия на человека, показавшие селективное и ретроактивное усиление воспоминания, после 6 часов и более, о произошедшем в паре с шоком событии [7].

В дальнейшем при стабильном уменьшении получаемого количества новой информации  $I_{st}$ , ниже определенного порога в выражении (1), в биологической системе вырабатывается стабильная реакция, которую условно можно назвать субъективной моделью навыков (CMH). И при поступлении подобных сигналов, ответная реакция идет по значительно более быстрому нижнему пути.

Так осуществляется эволюционная цепочка восприятия информации как Неосознанная – Осознанная – Подсознательная. Можно говорить о первичности интеллекта относительно выработанного на его основе вновь приобретенного инстинкта.

В плане психологии поведения человека вырабатываемые навыки можно рассматривать, как формируемые стереотипы мышления, которые позволяют снизить время на реагирование и сэкономить энергетические ресурсы человека, а иногда сохранять здоровье, так, например, переход к CM многим помогает поддерживать кровяное давление в норме. Но, с другой стороны,

СМ может приводить к существенным ошибкам при исследовании новых явлений, изменении привычной ситуации или среды обитания.

**От иерархии к аттракторам гетерархии и обратно через волны индоктринации. Потребность в робастной квадриархии.** В современных условиях массовая индоктринация может привести к абсолютной глобальной иерархии со всеми ее негативными последствиями по резкому снижению творческого потенциала индивидуумов. Это неизбежно приведет к нарушениям в деятельности коллективного разума, опирающегося на разнообразие КМ множества индивидуумов. И может доминирующую небольшую группу глобалистов, со свойственным им малым горизонтом прогнозирования и сложившимся СМ прогрессистов, верящих в безграничные возможности ИИ, стимулировать к потребности в создании супер ИИ для поддержания квазиблагополучия человеческого общества. Как следствие, это будет пик волны индоктринации, приводящей к пороговому значению плотности лиц с КМ (Creators density). После этого, как обычно, возникнут аттракторные структуры гетерархии, противодействующие индоктринации и стимулирующие массовое КМ. Однако, в следствии естественной конкурентной борьбы вновь может произойти доминирование наиболее успешного аттрактора в гетерархии КМ и в результате это приведет к новой иерархии.

Для оптимизации функционирования аттракторов коллективных интеллектов, действующих в условиях неопределенности и неточных данных, предлагается на основе методов, используемых в таких теориях как GreySystem [8] и робастные системы [9], рассмотреть переход от иерархической структуры управления к некоей квадриархии, действующей по правилам гетерархического гомеостаза. При этом, в силу естественной конкуренции Творцов возможны небольшие волны индоктринации.

С учетом перспектив развития ИИ креативные особенности каждого индивидуума могут быть обеспечены симбиозом Человека-Творца и его AlterEgo – Сильного ИИ. Человек в новых условиях усиливает свою роль Творца, который часто действует иррационально и интуитивно, а Сильный ИИ становится его сугубо индивидуальным, эффективным, рациональным помощником. И при наличии квадриархии в организации общества это позволит поддерживать эволюционно развивающуюся, плодотворную и робастную систему коллективного разума.

### **Библиографический список**

1. Robert J. Sternberg. Human intelligence. Encyclopaedia Britannica.
2. Leibniz: Selections. Edited by Philip P. Wiener. New York: Charles Scribner's Sons, 1982.
3. Kozlov M. Computer-Brain Model Memory and Decision-Making. Functional Neurology, Rehabilitation, and Ergonomics. Vol.7, No. 3 (2019) - Pp.5-13.
4. A. Damasio. Self Comes to Mind: Constructing the Conscious Brain. Pantheon. 2010.
5. Minsky M. The Society of Mind. Simon and Schuster. 1988.
6. Kandel E. R. In Search of Memory: The Emergence of a New Science of Mind. N. Y.: W. W. Norton & Company, 2007.
7. Dunsmoor J.E, Murty V.P, Davachi L, Phelps E.A. Emotional learning selectively and retroactively strengthens memories for related events. Nature. 2015. Pp. 345-348
8. Mu-Shang Yin, Fifteen years of grey system theory research: A historical review and bibliometric analysis Expert Systems with Applications, 2013.

**DISTINCTIVE FEATURE OF INTELLIGENCE.  
COGNITIVE AND STEREOTYPICAL THINKING.  
CREATIVE HOMEOSTASIS OF A ROBUST QUADRIARCHY.**

*Mikhail V Kozlov*

Institute of Integration and Professional Adaptation,  
Israel, Netanya  
19mike19k@gmail.com

For optimal functioning, complex technical systems are trying to endow with artificial intelligence. And it is necessary to know what properties an intelligent system should have. As a rule, to create AI, the simulation of the intelligence of living beings is used. At the same time, the concepts of intelligence used for living organisms are of little use for forming the requirements that systems with AI must meet. The purpose of the work: to formulate a mandatory feature of intelligence that allows classifying biological and technical systems as intelligent and using it in the construction and evaluation of complex technical systems; to analyze the differences between natural intelligences of different levels, options for optimal operation of collective intelligence; to assess the risks and dynamics of influencing factors, and methods of counteracting such influence.

**Keywords:** negentropy, apperception, subject-oriented knowledge, hierarchy, heterarchy, grey system theory, quadriarchy.

## Секция: Искусственный интеллект и безопасность

УДК 004.032.26

### ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ОБЪЕКТ КИБЕРАТАК: УЯЗВИМОСТИ СИСТЕМ, РИСКИ

*Тринчин Вячеслав Вячеславович*

Институт Бизнеса БГУ,  
220004, Беларусь, г. Минск, ул. Обойная, 7  
[viartrinchin13@mail.ru](mailto:viartrinchin13@mail.ru)

В статье представлены ключевые архитектурные уязвимости систем искусственного интеллекта, такие как атаки на данные для обучения и адвесериальные атаки на нейронные сети, а также атаки типа “отравленных данных”. Представлены возможные ущербы от атак с использованием ИИ-систем. Описаны механизмы, с помощью которых злоумышленники могут манипулировать моделями ИИ, вводя их в заблуждение и нарушая их функциональность.

**Ключевые слова:** Кибератаки, ущербы, риски, архитектурные уязвимости, адвесериальные атаки, data poisoning, информационные атаки.

**Введение.** В последние десятилетия искусственный интеллект или ИИ стал неотъемлемой частью критически важных инфраструктур, проникая в такие сферы, как национальная безопасность, здравоохранение, экономика и финансы, транспорт, промышленность и сфера услуг. Однако, несмотря на очевидные преимущества ИИ, его возрастающая сложность и зависимость от данных создают новые векторы для кибератак. В условиях растущей интеграции ИИ в сложные автоматизированные системы, устойчивость самих ИИ-алгоритмов к злонамеренным вмешательствам становится приоритетной задачей. В данной работе исследуются ключевые уязвимости систем ИИ, связанные с их архитектурой, обучением и эксплуатацией.

**Статистика кибератак с технологией ИИ, предполагаемые последствия.** В 2024 году группа по исследованию компьютерных преступлений, Computer Crime Research Center (далее CCRC), заявила, что в ближайшие 2 года киберпреступники активно начнут использовать ИИ для расширения количества инструментов атак. ИИ начнет применяться для более эффективной разработки новых вариантов вредоносного ПО и программ-вымогателей [2].

Согласно данным CCRC, объем ущерба от киберпреступлений к 2025 году достигнет 12 триллионов долларов. Исследователи ссылаются на дан-

ные CheckPoint и Orange CyberDefense, которые утверждают рост динамики кибератак и программ вымогателей усовершенствованные ИИ за 2023 год [2].

Искусственный интеллект помогает киберпреступникам создавать сложные и целенаправленные атаки благодаря продвинутым лингвистическим техникам, включая увеличение объема текста, пунктуации и длины предложений. Эксперты отмечают, что в 2024 году кибервымогательство и хактивизм продолжают набирать обороты. Прогнозируется увеличение числа случаев кибервымогательства на 30-50%, причем наиболее уязвимыми окажутся корпорации, малый и средний бизнес, а также государственные структуры.

Исследователи международной газеты “Rick Analysis” рассматривали влияние кибератак с использованием ИИ на глобальную торговлю. Эксперты говорят, что такие атаки используют алгоритмы для сканирования систем на наличие уязвимостей быстрее и в большем масштабе, чем атаки, которые ведутся человеком. Вредоносное ПО, управляемое искусственным интеллектом, может изменять свой код, чтобы избежать обнаружения и удаления, делая существующие меры кибербезопасности менее эффективными, говорит исследователь Рехаб Осман из Оксфордского университета Брукса и инженер по кибербезопасности Шериф Эль-Генди. Экспорт Китая может упасть на 8,2%, прогнозируют исследователи в области экономики и кибербезопасности, в то время как в США может наблюдаться сокращение на 5,6% в симуляционном сценарии с большим количеством нарушений кибербезопасности [2].

Стоит отметить также уязвимость обычного человека перед атаками связанные с ИИ. Подобные атаки направлены на угрозу жизни или здоровья, “травлю” и унижение достоинства личности в интернете, нарушение свободы, личной неприкосновенности, тайны переписки и телефонных разговоров, финансовый или иной материальный ущерб, а также нарушение других конституционных прав человека [1].

**Архитектурные уязвимости систем Искусственного Интеллекта.** Архитектурные уязвимости ИИ возникают на различных уровнях системы – от ввода данных до принятия решений. Они могут проявляться как в глубине модели, так и в конфигурациях сетей или механизмов обучения. Основные виды уязвимостей включают: уязвимости нейронных сетей заключается в сложности и непрозрачности работы глубоких нейронных сетей, что делает их уязвимыми для адвесериальных атак (adversarial attacks) [3]. Такие атаки предполагают минимальные, на первый взгляд, изменения во входных данных, которые, тем не менее, могут привести к значительным ошибкам в работе модели. Важным аспектом является то, что эти изменения остаются незаметными для человека, но способны кардинально изменить интерпретацию данных ИИ-системой.

Искусственный интеллект обучается на больших объемах данных, и если данные, поступающие в систему, искажены или недостаточно качественны, это создает предпосылки для ошибок в работе модели. Архитектур-

ные решения, связанные с очисткой и предобработкой данных, имеют критическое значение. Если системы не могут обнаружить аномалии или вредоносные изменения в данных, это открывает возможности для атак.

Глубокие нейронные сети и другие сложные модели ИИ чувствительны к малым изменениям в их архитектуре. Ошибки в проектировании сети, например, выбор неподходящих гиперпараметров или архитектурных слоев, могут приводить к недооценке модели или чрезмерному усложнению [4]. Эти ошибки снижают эффективность модели и делают её уязвимой для атак, когда злоумышленник целенаправленно изменяет входные данные с целью получения некорректных предсказаний. Инфраструктура, используемая для развертывания ИИ, может быть неустойчива к внешним воздействиям. Например, распределенные вычислительные системы, используемые для обучения и эксплуатации моделей, могут стать целью атак, нацеленных на доступ к узлам сети, перехват данных или внедрение вредоносного кода. Устаревшие библиотеки или неправильно настроенные системы безопасности – это дополнительные точки уязвимости.

**Data Poisoning** или атаки типа “отравление данных”. Атаки типа "отравление данных" (data poisoning) представляют собой одну из самых опасных и разрушительных уязвимостей архитектуры ИИ. Цель этих атак – манипуляция исходными данными таким образом, чтобы негативно повлиять на поведение обучаемой модели [5].

Злоумышленники могут внедрять вредоносные или искаженные данные в набор для обучения, что приводит к обучению модели на ложных данных. В результате, модель может делать ошибочные предсказания или выполнять некорректные действия в реальных сценариях. Такие атаки особенно опасны для систем, работающих в критических областях, например, в финансовом секторе или в сфере кибербезопасности.

Атаки на «отравление данных» могут быть целевыми и неконкретными [5]. Целевые атаки направлены на то, чтобы повлиять на решение модели в строго определенной ситуации. Неконкретные атаки же ставят цель снизить общую производительность модели или вызвать неожиданные ошибки в различных сценариях.

Примером целевой атаки может быть ситуация, когда модель, обученная на отравленных данных, начинает корректно работать в 99% случаев, но в критически важный момент, например, при распознавании лица конкретного человека, совершает ошибку. Неконкретные атаки могут снизить точность модели на широком наборе задач.

**Адвесериальные атаки, их механизмы и последствия.** Адвесериальные атаки являются одной из наиболее изощренных угроз, направленных на системы ИИ. Их суть заключается в создании специальных входных данных, которые предназначены для введения модели в заблуждение. В большинстве случаев такие данные минимально отклоняются от нормальных, что делает их трудноразличимыми для традиционных средств мониторинга и защиты. Атаки на классификаторы в системах, занимающихся классификацией изо-

бражений, звуковых сигналов или текстов, могут быть использованы для манипулирования результатами работы модели. Классическим примером является изменение пикселей изображения таким образом, что система ИИ интерпретирует его неправильно, например, классифицируя изображение стоп-таблички как знак "скорость не ограничена" [6].

Подобные атаки могут также осуществляться в реальном времени, что представляет особую опасность для систем, функционирующих в автономном режиме, таких как беспилотные транспортные средства или системы видеонаблюдения. В таких случаях искажение данных может привести к неправильным решениям, угрожающим безопасности и жизни людей.

**Атаки на доверие к системам ИИ.** Нарушение работы ИИ-системы вследствие успешной атаки может подорвать доверие не только к отдельной системе, но и к ИИ как технологии в целом. В условиях, когда ИИ используется в таких критически важных сферах, как здравоохранение, оборона или управление национальной инфраструктурой, любая успешная атака на ИИ может иметь катастрофические последствия как на уровне организации, так и на уровне государства [6].

Информационные атаки (Model Inversion и Model Extraction) направлены на извлечение внутренней информации о модели или её данных. Злоумышленники могут использовать такие атаки для восстановления исходных данных, используемых для обучения модели, что особенно опасно в контексте систем, работающих с конфиденциальной или персональной информацией [7].

**Заключение.** Искусственный интеллект, являясь мощным инструментом для автоматизации и улучшения процессов в различных областях, также представляет собой важный инструмент для кибератак. Его интеграция в социально важные инфраструктуры подчеркивает необходимость обеспечения его безопасности. Архитектурные уязвимости ИИ-систем, включая атаки на данные для обучения и адвесериальные атаки, ставят под угрозу их функциональность и надежность. Компрометация данных и целостности моделей может привести к значительным последствиям как для отдельных систем, так и для широкой инфраструктуры.

Обеспечение устойчивости ИИ к таким атакам требует комплексного подхода, включая защиту данных, развитие устойчивых к атакам алгоритмов и внедрение методов мониторинга. Будущее развитие ИИ должно включать улучшение механизмов безопасности, чтобы минимизировать риски и повысить доверие к этим системам. Взаимодействие научного сообщества и промышленности, а также постоянное совершенствование методов защиты будут ключевыми для успешной и безопасной интеграции ИИ в современные и будущие технологии.

### Библиографический список

1. <https://habr.com/ru> – ИИ в безопасности. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/798191/> – Дата доступа: 10.09.2024
2. <https://rossaprimavera.ru> – Экономическая война. Взаимоотношение Китая и США [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://rossaprimavera.ru/news/240650a7> – Дата доступа: 10.09.2024

3. <https://www.unite.ai/ru> – Основные уязвимости LLM . [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.unite.ai/ru/10-основных-уязвимостей-llm/> – Дата доступа: 10.09.2024
4. <https://habr.com/ru> – Гиперпараметрический поиск и оптимизация моделей. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/otus/articles/754402/> – Дата доступа: 10.09.2024
5. <https://www.computerra.ru> – Data poisoning или отравление данных. [Электронный ресурс]. Режим доступа: [https://www.computerra.ru/301689/data-poisoning-ili-otравlenie-dannyh-horoshaya-li-eto-ideya-ispolzovat-kiberataku-vo-blago/#:~:text=Data%20Poisoning%20\(отравление%20данных\)%20—,этой%20модели%20или%20манипулировать%20ею.](https://www.computerra.ru/301689/data-poisoning-ili-otравlenie-dannyh-horoshaya-li-eto-ideya-ispolzovat-kiberataku-vo-blago/#:~:text=Data%20Poisoning%20(отравление%20данных)%20—,этой%20модели%20или%20манипулировать%20ею.) – Дата доступа: 10.09.2024
6. <https://ib-bank.ru> – Социнженерия 2.0. Гадание на доверенном ИИ. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ib-bank.ru/bisjournal/post/2099> – Дата доступа: 10.09.2024
7. Rongke Liu, Dong Wang, Yizhi Ren, Zhen Wang, Kaitian Guo, Quaqian Qin, Xiaolei Liu. Unstoppable Attack: Label-Only Model Inversion via Conditional Diffusion Model [Текст] / Rongke Liu, Dong Wang, Yizhi Ren, Zhen Wang, Kaitian Guo, Quaqian Qin, Xiaolei Liu // IEEE transactions of information forensics and security. – 2023. – №19. – С.3958-3973. – Дата доступа: 10.09.2024

## **ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS AN OBJECT OF CYBERATTACKS: SYSTEM VULNERABILITIES, RISKS**

*Viacheslav V. Trinchin*

School of Business BSU,

Str. Oboynaya, 7, Minsk, Belarus, 220004

[viartrinchin13@mail.ru](mailto:viartrinchin13@mail.ru)

This work delves into the architectural vulnerabilities of artificial intelligence (AI) systems, with a specific focus on data poisoning and adversarial attacks. It investigates how malicious actors can compromise training data to introduce systemic errors into AI models, and how adversarial attacks can subtly alter input data to mislead AI systems and significantly affect their performance. The work also explores the broader implications of these attacks, including their potential to undermine trust in AI technologies and compromise information security. It emphasizes the critical need for a multifaceted approach to AI security, which includes safeguarding data, developing robust algorithms that can withstand attacks, and implementing effective monitoring practices to ensure the ongoing reliability and integrity of AI systems.

УДК 004.8

## **ВОПРОСЫ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В БЕЗОПАСНОСТИ**

*Лещинский Богдан Сергеевич*

Военная академия связи им. С.М. Буденного,

194064, Россия, г. Санкт-Петербург, Тихорецкий пр-кт, д.3

[dnr\\_1910@mail.ru](mailto:dnr_1910@mail.ru)

*Васильев Никита Алексеевич*

Военная академия связи им. С.М. Буденного,

194064, Россия, г. Санкт-Петербург, Тихорецкий пр-кт, д.3  
[vasn2020@mail.ru](mailto:vasn2020@mail.ru)

*Хабушев Рафаель Ряхимжанович*

Военная академия связи им. С.М. Буденного,  
194064, Россия, г. Санкт-Петербург, Тихорецкий пр-кт, д.3  
[vasn2020@mail.ru](mailto:vasn2020@mail.ru)

*Назаров Александр Русланович*

Военная академия связи им. С.М. Буденного,  
194064, Россия, г. Санкт-Петербург, Тихорецкий пр-кт, д.3  
[alieksandr.nazarov.03@mail.ru](mailto:alieksandr.nazarov.03@mail.ru)

Современные технологии кибербезопасности все чаще используют искусственный интеллект (ИИ) для борьбы с возрастающей сложностью угроз. В условиях постоянного увеличения объемов данных и многообразия атак ИИ предлагает новые подходы к защите информационных систем. Настоящая статья посвящена роли искусственного интеллекта в обеспечении безопасности: анализу его применений, сравнению с традиционными методами защиты, оценке эффективности и рисков, а также обсуждению будущих перспектив развития. В статье приводятся примеры реальных приложений ИИ в кибербезопасности, рассматриваются релевантные научные работы и обсуждаются проблемы этического характера, связанные с использованием ИИ.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, кибербезопасность, машинное обучение, анализ угроз, нейронные сети, фишинг, большие данные, автоматизация безопасности, защита данных, прогнозирование атак.

**Введение.** С каждым годом значимость информационной безопасности возрастает, так как цифровизация затрагивает все больше аспектов жизни общества. С ростом объемов данных и сложностью атак традиционные методы защиты, такие как антивирусные программы и брандмауэры, становятся недостаточными для обнаружения и предотвращения новых видов угроз. Искусственный интеллект предлагает мощные инструменты для борьбы с этими вызовами, предоставляя возможность автоматического анализа больших объемов данных, прогнозирования кибератак и адаптации к новым типам угроз.

**Искусственный интеллект как инструмент в области безопасности.** Искусственный интеллект использует машинное обучение, нейронные сети и алгоритмы анализа данных для создания более умных и эффективных решений в области безопасности. Основные направления, в которых применяется ИИ в кибербезопасности, включают:

1. Обнаружение и предотвращение атак. ИИ автоматически выявляет аномалии в сетевом трафике или данных, что позволяет обнаруживать вредоносные программы или необычное поведение пользователей.

2. Автоматизация рутинных процессов. ИИ берёт на себя выполнение задач, связанных с мониторингом, анализом и реагированием на инциденты. Это значительно снижает нагрузку на IT-специалистов и сокращает время реакции на угрозы.

3. Анализ и прогнозирование. Используя исторические данные, ИИ может предсказывать потенциальные атаки, определять уязвимые участки в системах и предотвращать будущие вторжения [1].

**Обнаружение угроз: использование машинного обучения.** Одной из самых распространенных областей применения ИИ в безопасности является обнаружение угроз с использованием методов машинного обучения (МО). МО обучается на наборах данных, содержащих информацию об известных атаках, и затем используется для анализа текущей сетевой активности и поиска отклонений от нормального поведения. Среди методов МО можно выделить следующие:

1. Классификация. Использование таких алгоритмов, как наивные байесовские классификаторы и деревья решений, для обнаружения вредоносных файлов и подозрительных действий.

2. Кластеризация. Этот метод позволяет группировать похожие элементы данных (например, подозрительные IP-адреса), выявляя возможные угрозы.

3. Анализ временных рядов. Использование временных рядов для мониторинга сетевого трафика и выявления аномальных изменений [2].

**Сравнение ИИ с традиционными методами защиты.** Традиционные методы киберзащиты, такие как брандмауэры, антивирусные программы и системы обнаружения вторжений, до сих пор играют важную роль в обеспечении безопасности. Однако их эффективность снижается из-за растущей сложности угроз и более частых кибератак. Рассмотрим ключевые различия между подходами ИИ и традиционными методами.

**Реакция на неизвестные угрозы.** Традиционные системы безопасности полагаются на сигнатуры, созданные на основе ранее известных атак. Это делает их уязвимыми к новым видам угроз, которые могут не иметь известных паттернов. ИИ, напротив, использует методы обучения на данных и анализа поведения, что позволяет ему обнаруживать новые атаки, даже если они не похожи на предыдущие.

**Скорость и масштабируемость.** Искусственный интеллект может обрабатывать огромные объемы данных значительно быстрее, чем это могут сделать традиционные системы. Например, системы ИИ способны анализировать миллионы событий в реальном времени, что невозможно сделать вручную или с помощью стандартных методов защиты.

**Адаптация и обучение.** Традиционные методы требуют постоянного обновления и корректировки для работы с новыми угрозами. ИИ, с другой стороны, может самообучаться, улучшая свои способности к обнаружению угроз без необходимости постоянных обновлений [3].

**Нейронные сети в кибербезопасности.** Нейронные сети, одна из форм ИИ, широко применяются в области кибербезопасности благодаря их способности обрабатывать сложные многомерные данные и анализировать сложные паттерны. Например, для обнаружения сетевых атак можно использовать многоуровневые нейронные сети (deep learning), которые способны

анализировать не только поверхностные признаки сетевого трафика, но и глубокие взаимосвязи между действиями пользователя и сетью.

Преимущества нейронных сетей:

1. Они могут обрабатывать большие объемы данных и находить скрытые паттерны.

2. Многоуровневый подход позволяет анализировать сложные аномалии и выявлять новые типы атак.

3. Нейронные сети адаптируются к новым угрозам благодаря возможности непрерывного обучения.

Однако нейронные сети требуют больших вычислительных ресурсов и времени на обучение. Более того, они могут быть уязвимы к "обману", когда злоумышленники пытаются ввести ИИ в заблуждение, предоставляя ему измененные данные [4,9].

**Фишинг и социальная инженерия: как ИИ помогает защититься.** Одна из наиболее распространенных кибератак – фишинг. Она основана на социальной инженерии и предполагает манипуляции людьми с целью получения конфиденциальной информации. Искусственный интеллект способен анализировать огромное количество электронных писем и сообщений для выявления признаков фишинга. Среди методов, используемых ИИ, можно выделить:

1. Анализ контекста. ИИ может анализировать текст сообщений, выявляя нетипичные выражения или фразы, которые могут указывать на фишинг.

2. Проверка подлинности отправителей. ИИ может использовать данные о репутации отправителей, чтобы отслеживать подозрительные письма, даже если они выглядят легитимно.

Примером успешного применения ИИ в борьбе с фишингом является использование алгоритмов, которые могут "обучаться" на новых типах фишинговых атак и оперативно применять защитные меры в реальном времени [5,10].

**Проблемы и вызовы применения ИИ в безопасности.** Несмотря на множество преимуществ, ИИ также имеет свои ограничения и вызовы, которые следует учитывать при его внедрении в системы безопасности:

1. Этика и конфиденциальность. Использование ИИ для мониторинга поведения пользователей может нарушать их право на приватность. Это требует тщательной проработки политики конфиденциальности и соблюдения законодательства.

2. Ложные срабатывания. Один из ключевых недостатков ИИ – возможность ложных положительных срабатываний, когда нормальная активность распознается как угроза.

3. Уязвимости ИИ. Алгоритмы машинного обучения могут быть уязвимы к целенаправленным атакам. Например, злоумышленники могут подать измененные данные, чтобы ввести систему в заблуждение.

4. Дефицит данных. Для обучения ИИ необходимы качественные данные. В случаях, когда данных недостаточно или они ошибочны, ИИ может работать некорректно [6,7].

**Сравнение с релевантными исследованиями.** Множество научных исследований подтверждают эффективность ИИ в кибербезопасности. Например, в работе Г. Кролика и соавторов ("The Role of Artificial Intelligence in Cybersecurity", 2020) показано, что системы ИИ могут снизить количество ложных срабатываний на 30% по сравнению с традиционными методами обнаружения угроз. В исследовании Й. Ванга и его команды ("AI and Machine Learning in Cybersecurity", 2021) был продемонстрирован потенциал ИИ в автоматическом обнаружении атак на основе анализа временных рядов сетевого трафика.

Кроме того, в работах В. Мура ("AI-driven Approaches to Preventing Phishing Attacks", 2019) и А. Дженнингса ("The Future of Cyber security with AI", 2022) подчеркивается, что фишинг остается одной из главных угроз, и применение ИИ позволяет значительно повысить уровень защиты от подобных атак [8].

**Будущее ИИ в безопасности.** В будущем можно ожидать дальнейшего роста роли ИИ в безопасности. Среди перспективных направлений:

1. Самообучающиеся системы. Развитие алгоритмов, которые смогут адаптироваться к новым угрозам без участия человека.

2. Интеграция с IoT. ИИ будет играть важную роль в защите устройств Интернета вещей, обеспечивая мониторинг и обнаружение угроз в реальном времени.

3. Повышение устойчивости к атакам на ИИ. Разработка механизмов защиты самих систем ИИ от целенаправленных атак, таких как подмена данных.

### **Библиографический список**

1. Богачёв, Е. А., Щербаков, С. И., и Драченко, С. А. Искусственный интеллект и машинное обучение: Основы и применение в кибербезопасности. – М.:Издательство Академии Наук, 2020. – 256 с.
2. Дубровина, Н. А. Кибербезопасность в эпоху цифровой экономики. – М.: Юрайт, 2021. – 312 с.
3. Иванов, С. П., и Черняков, А. Ю. Методы и алгоритмы машинного обучения в системах информационной безопасности. – СПб.: Питер, 2019. – 368 с.
4. Козырев, А. В. Анализ данных и большие данные в системах киберзащиты. – М.: Лаборатория знаний, 2021. – 304 с.
5. Петров, В. М. Фишинг и методы борьбы с социальной инженерией. – М.: Инфра-М, 2019. – 220 с.
6. Смирнов, В. И. Обнаружение и предотвращение киберугроз с использованием технологий ИИ. – М.: Техносфера, 2020. – 192 с.
7. Шилов, А. В., и Головин, К. И. Искусственный интеллект в кибербезопасности: концепции и практические решения. – СПб.: БХВ-Петербург, 2021. – 276 с.
8. Филимонов, Д. Е., и Калягин, А. А. Прогнозирование и предотвращение кибератак на основе анализа больших данных. – М.: Высшая школа экономики, 2022. – 340 с.
9. Сидоров, И. Н. Технологии машинного обучения для информационной безопасности. – М.: Диалог-МГУ, 2018. – 245 с.
10. Хохлов, И. В. Современные подходы к кибербезопасности и угрозы будущего. – М.: Альпина Паблишер, 2022. – 290 с.

## THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SAFE

*Leshchinsky Bogdan Sergeevich*

Military Academy of Communications named after S.M. Budyonny,  
Tikhoretskyave., 3, St. Petersburg, Russia, 194064

[dnr\\_1910@mail.ru](mailto:dnr_1910@mail.ru)

*Vasilev Nikita Alekseevich*

Military Academy of Communications named after S.M. Budyonny,  
Tikhoretskyave., 3, St. Petersburg, Russia, 194064

[vasn2020@mail.ru](mailto:vasn2020@mail.ru)

*Khabushev Rafael Ryakhimzhanovich*

Military Academy of Communications named after S.M. Budyonny,  
Tikhoretskyave., 3, St. Petersburg, Russia, 194064

[vasn2020@mail.ru](mailto:vasn2020@mail.ru)

*Nazarov Alexander Ruslanovich*

Military Academy of Communications named after S.M. Budyonny,  
Tikhoretskyave., 3, St. Petersburg, Russia, 194064

[alieksandr.nazarov.03@mail.ru](mailto:alieksandr.nazarov.03@mail.ru)

Modern cybersecurity technologies are increasingly using artificial intelligence (AI) to combat the increasing complexity of threats. In the context of a constant increase in data volumes and a variety of attacks, it offers new approaches to protecting information systems. This article is devoted to the role of artificial intelligence in ensuring security: analysis of its applications, comparison with traditional methods of protection, assessment of effectiveness and risks, as well as discussion of future development prospects. The article provides examples of real-world applications in cybersecurity, examines relevant scientific papers and discusses ethical issues related to the use of AI.

**Key-**

**words:** artificial intelligence, cybersecurity, machine learning, threat analysis, neural networks, phishing, big data, security automation, data protection, attack prediction.

УДК 336.7(045)

## МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ И ФИНАНСОВОГО МОНИТОРИНГА

*Бекетнова Юлия Михайловна*

Финансовый университет про Правительстве Российской Федерации,  
125167, Россия, г. Москва, пр-кт Ленинградский, 49/2

[beketnova@mail.ru](mailto:beketnova@mail.ru)

В статье представлено описание подходов к автоматизации процесса выявления недобросовестных кредитных организаций на основе методов машинного обучения, что позволит контролирующим органам оперативно выявлять и пресекать противоправную деятельность, а также принимать обоснованные решения в сфере финансового мониторинга.

**Ключевые слова:** экономическая безопасность, финансовый мониторинг, методы выявления аномалий, машинное обучение.

**Введение.** Кредитные организации (и другие субъекты федерального закона от 07.08.2001 г. № 115-ФЗ «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма») – первый рубеж борьбы с незаконной финансовой деятельностью. Они призваны собирать и анализировать информацию о своих клиентах, и их финансовых операциях, и сообщать в случае выявленной подозрительной активности в Росфинмониторинг. Однако, кредитные организации также могут быть вовлечены в незаконную деятельность – осознанно покрывая теневые схемы, или по причине слабой системы внутреннего контроля.

Процессы отмывания денежных средств затрагивают различные отрасли экономики, и отражаются, например, на объемах уплаченных налогов и сборов, объемах выведенных за рубеж денежных средств, динамики создания и ликвидации российских юридических лиц, объемах внешней торговли, общем состоянии преступности, тенденциях миграции, и т.п.

Специфика анализа данных финансового мониторинга и выявления лиц и организаций, вовлеченных в отмывание доходов заключается в следующем:

1. Девиантные субъекты стремятся скрыть свою причастность к противоправной деятельности и активно маскируются под законопослушных участников, используя при этом современные информационные технологии и экспертные знания профессионалов в области финансов, юриспруденции, пр.
2. В связи с п.1 для выявления латентных правонарушений аналитикам Росфинмониторинга приходится анализировать большие объемы гетерогенных данных.
3. Проведение такого рода анализа по каждому проверяемому объекту требует от аналитика глубоких профессиональных знаний и опыта практической работы в предметной области, с одной стороны, и значительных временных ресурсов, с другой.

Аналитикам Росфинмониторинга при анализе кредитных организаций приходится оперировать большими объемами информации. По официальной информации Банка России по состоянию на 01.01.2020 на территории Российской Федерации деятельность осуществляют 442 кредитные организации и их 618 филиалов. Банковская отчетность содержит сотни параметров. Кроме того, в федеральной базе данных Росфинмониторинга по каждой кредитной организации ведется собственный учет информация – до 50 полей данных.

В дополнение к исходным данным в федеральной базе данных Росфинмониторинга формируется статистика по каждому виду объектов, и дополнительная идентификационная информация – адреса, данные документов, удостоверяющих личность, и прочее. Ведомственные данные Росфинмониторинга обогащаются сведениями из различных государственных реестров,

данными о внешнеэкономической деятельности субъектов, налоговыми сведениями.

Традиционно в органах государственной власти применялся подход к проверкам объектов наблюдения, заключающийся в последовательной оценке экспертом одного объекта проверки за другим. Подобные оценки могут обладать экспертным субъективизмом [1, 2]. Кроме того, такой подход является ресурсоемким и требует существенных временных затрат.

Возрастающий объём поступающей информации (приблизительно на 20% ежегодно) приводит к снижению оперативности ее обработки. Лица, ответственные за принятие решений, вынуждены работать с субъективными результатами анализа при растянутых сроках их получения [3].

Требуется переход от последовательных экспертных проверок единичных объектов к параллельным массовым автоматизированным проверкам с учетом современных методических и инструментальных возможностей в условиях цифровой трансформации государственного управления.

Необходимым инструментом для этого могут служить современные методы анализа данных и машинного обучения. А автоматизация процесса выявления недобросовестных кредитных организаций на основе методов машинного обучения позволит контролирующим органам оперативно выявлять и пресекать противоправную деятельность.

**Постановка задачи и формирование DataSet.** В выборку данных для анализа вошли 334 кредитные организации, у 51 из них была отозвана лицензия. Исследуются показатели банковской отчетности формы №101, в частности рассматриваются следующие группы показателей:

- вложения в ценные бумаги;
- вложение в капиталы других организаций;
- кредиты физическим лицам;
- кредиты предприятиям и организациям;
- просроченная задолженность;
- основные средства и нематериальные активы;
- прочие активы;
- вклады физических лиц;
- средства предприятий и организаций.

Анализируется срез данных за три месяца до отзыва лицензии – на основании многолетней практики противодействия отмыванию доходов в данный период признан оптимальным т.к., с одной стороны девиантная составляющая деятельности банка успевает достаточно ярко проявиться (экспериментально установлено, что *начинает* проявляться примерно за 6 месяцев до отзыва лицензии), а с другой – еще остается достаточный запас времени для принятия мер.

Проведен ряд экспериментов по обработке данных при помощи алгоритмов бинарной классификации:

- двухклассового усиленного дерева решений,
- двухклассовой машины опорных векторов,

- двухклассовой логистической регрессии,
- двухклассового дерева решений,
- двухклассовой нейронной сети,
- двухклассовой сети Байеса,

и обнаружения аномалий – одноклассовой машины опорных векторов и поиска аномалий на основе метода главных компонент.

Для определения качества полученных моделей воспользуемся *ROC*-кривой (от англ. *receiver operating characteristic*, рабочая характеристика приемника) — это график, позволяющий оценить качество бинарной классификации. *ROC*-кривая отображает соотношение между долей объектов от общего количества носителей признака, верно классифицированных как несущие признак, и долей объектов от общего количества объектов, не несущих признака, ошибочно классифицированных как несущие признак.

Количественную интерпретацию *ROC*-кривой дает показатель *AUC* (от англ. *area under ROC curve*, площадь под *ROC*-кривой) — площадь, ограниченная *ROC*-кривой и осью доли ложно-положительных классификаций [4-6]. Чем больше *AUC*, тем качественнее алгоритм, равенство показателя 0,5 равносильно случайному гаданию.

Эксперименты выполнялись на платформе для машинного обучения *Microsoft Azure Machine Learning Studio*. В *MS Azure ML* реализованы возможности анализа данных различными методами, включая методы классификации, регрессии, кластерного анализа и поиска аномалий.

**Обучение моделей и результаты.** Результаты обработки данных методами классификации и поиска аномалий сведены в таблицу 1.

Можно сделать вывод, что алгоритм поиска аномалий на основе метода главных компонент дает более точные результаты по сравнению с алгоритмом одноклассовой машины опорных векторов. Алгоритм поиска аномалий *PCA-Based Anomaly Detection* использует 12 главных компонент, а при реализации классического метода главных компонент выделена одна главная компонента (вторая), которая позволяет классифицировать кредитные организации на вовлеченные и не вовлеченные в отмывание доходов. Организации в случае вовлеченности в отмывание доходов стараются скрыть этот факт как можно тщательнее, в связи с чем явление имеет высокую латентность. Чем больше главных компонент, тем полнее описана дисперсия, но с точки зрения решаемой задачи классический метод главных компонент показал лучшие результаты по сравнению с алгоритмом поиска аномалий *PCA-Based Anomaly Detection*.

**Таблица 1. Метрики качества для алгоритмов оценки вовлеченности в ОД кредитных организаций**

Метод	AUC	False Negative Rate	False Positive Rate	Accuracy	Precision	Recall
PCA	0,940	0,02	0,1	0,956	0,952	0,984

Метод	AUC	False Negative Rate	False Positive Rate	Accuracy	Precision	Recall
ADABoost	0,859	0,132	0,208	0,850	0,930	0,868
XGBoost	0,917	0,032	0,01	0,910	0,953	0,787
CatBoost	0,881	0,037	0,01	0,964	0,979	0,882
LightGBM	0,849	0,035	0,05	0,905	0,755	0,849
Two-class Support Vector Machine	0,897	0,263	0,167	0,760	0,933	0,737
Two-class logistic regression	0,900	0,276	0,208	0,740	0,917	0,724
Two-class decision forest	0,858	0,289	0,125	0,750	0,947	0,711
Two-class neuralnet work	0,892	0,237	0,167	0,780	0,935	0,763
Two-class Bayes Point Machine	0,792	0,1	0,1	0,900	0,884	0,900
One-Class Support Vector Machine	0,733	0,235	0,125	0,790	0,947	0,765
PCA-Based Anomaly Detection	0,715	0,217	0,125	0,776	0,953	0,788

Источник: составлено автором.

Из рассмотренных алгоритмов классификации наиболее точные результаты показал алгоритм машинного обучения, основанный на дереве поиска решений – *XGBoost*.

Результаты классификации кредитных организаций, полученные разными методами, в целом совпали, что свидетельствует об их внутренней схожести, а также о применимости для решения практических задач финансового мониторинга.

**Заключение.** Определена специфика анализа объектов финансового мониторинга, в частности кредитных организаций, которая обусловлена высокой латентностью девиантных субъектов и их деятельности, большим объемом и гетерогенным характером требующей анализа и интерпретации информации, высокими требованиями к профессиональным знаниям и практическому опыту экспертов-аналитиков, а также существенными временными затратами на проведение анализа каждого отдельно взятого субъекта.

В сфере финансового мониторинга для принятия эффективных управленческих решений необходимо оперативно получать объективные оценки хозяйствующих субъектов (в частности, кредитных организаций). Что с учетом специфики предметной области исключает последовательную ручную проверку деятельности субъектов. Автоматизация процесса выявления недобросовестных кредитных организаций на основе методов машинного обучения позволит контролирующим органам оперативно выявлять и пресекать противоправную деятельность.

В целях автоматизации анализа данных о кредитных организациях подобран математический инструментарий, позволяющий проводить диагностику вовлеченности банка в процессы отмыwania преступных доходов. Алгоритм классификации XGBoost и алгоритм поиска аномалий PCA-Based Anomaly Detection показывают приемлемую точность при решении задач финансового мониторинга, и могут быть применены для решения практических задач. Результаты классификации кредитных организаций, полученные разными методами, в целом совпали, что свидетельствует об их внутренней схожести, а также о применимости для решения практических задач финансового мониторинга. По причине того, что в задачах финансового мониторинга «пропуск цели» (ошибка второго рода) может иметь более тяжелые последствия, чем «ложное срабатывание», предпочтительным оказывается использование результатов классификации кредитных организаций, полученных при помощи метода главных компонент.

Тем самым подтверждена гипотеза исследования о возможности диагностики вовлеченности банка в процессы отмыwania преступных доходов методами машинного обучения.

Приведенные результаты исследования могут быть использованы Банком России и Росфинмониторингом для автоматизации выявления недобросовестных кредитных организаций.

### **Библиографический список**

1. Куркина Е.П., Шувалова Д.Г. Оценка риска: экспертный метод // Проблемы науки. 2017. № 1(14). С. 63-69.
2. Захарьян А.Г. Экспертная оценка комплексной устойчивости коммерческого банка // Коммерческие банки: Теория и практика. 2004. № 9. С. 14-19.
3. Бекетнова Ю.М., Крылов Г.О., Денисенко А.С. Проблемы управления и поддержки принятия решений в государственных органах власти на примере Росфинмониторинга // Информатизация и связь. 2018. № 2. С. 82-88.
4. Эскиндаров М.А., Соловьев В.И. Парадигмы цифровой экономики: Технологии искусственного интеллекта в финансах и финтехе // Когито-Центр. 2019. С. 325.
5. Lee J. AUC4.5: AUC-based c4.5 decision tree algorithm for imbalanced data classification. IEEE Access. 2019. P. 106034-106042. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2931865.
6. Zhang Q., Wang J., Lu A., Wang S., Ma J. An improved SMO algorithm for financial credit risk assessment - evidence from china's banking. Neurocomputing. 2017. P. 314-325. DOI:10.1016/j.neucom.2017.07.002.

## **MACHINE LEARNING METHODS IN SOLVING PROBLEMS OF ECONOMIC SECURITY AND FINANCIAL MONITORING**

*Yu.M. Beketnova*

Financial University, Moscow, Russia, 125167

beketnova@mail.ru

The article presents a description of approaches to automating the process of identifying unscrupulous credit institutions based on machine learning methods, which will allow regulatory authorities to promptly identify and suppress illegal activities, as well as make informed decisions in the field of financial monitoring.

**Keywords:** economic security, financial monitoring, anomaly detection methods, machine learning.

УДК 339

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТАМОЖЕННЫМИ ОРГАНАМИ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ УПРОЩЕНИЯ ПРОЦЕДУР ТОРГОВЛИ И ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ ТРАНСГРАНИЧНОЙ ТОРГОВЛИ**

*Зиманова Мария Андреевна*

Санкт-Петербургский им. В.Б. Бобкова филиал Российской таможенной академии,  
192241, Россия, г. Санкт-Петербург, Софийская ул., д.52, лит. А  
maz@spbrrta.ru

В данной статье рассматриваются перспективы использования технологий искусственного интеллекта для оптимизации таможенного контроля и упрощения процедур международной торговли. Особое внимание уделено возможности применения технологии искусственного интеллекта таможенными органами в контексте автоматического распознавания снимков, полученных с помощью инспекционно-досмотровых комплексов. Рекомендовано расширить применение искусственного интеллекта и нейронных сетей для повышения эффективности таможенного контроля, что способствует укреплению экономической безопасности и поддержанию прозрачности международной торговли.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект; информационные таможенные технологии; таможенный контроль; цифровизация; таможенная служба.

**Введение.** В условиях глобальной турбулентности и возросших вызовов, возникающих перед стабильностью международных цепей поставок, приобретают все большее значение вопросы обеспечения эффективности и безопасности трансграничной торговли. Нестабильная геополитическая обстановка, сопровождающаяся беспрецедентным санкционным давлением и разрывами производственных и логистических цепочек, оказывает существенное влияние на экономическую безопасность большого числа стран, в частности, Российской Федерации. В сложившихся условиях особую роль акторов обеспечения безопасности и стабильности международной торговли выполняют таможенные органы, деятельность которых направлена на проведение тщательного контроля за перемещением товаров и транспортных средств через таможенную границу при одновременном содействии развитию международной торговли.

Актуальность темы исследования обусловлена тем, что современные информационные технологии, в частности, искусственный интеллект (AI),

открывают для таможенных органов новые возможности для упрощения порядка перемещения товаров через таможенную границу, обеспечивая при этом достаточный уровень контроля. Интеграция AI в таможенные процессы позволяет обрабатывать большие массивы данных с большей эффективностью, что значительно сокращает время, необходимое на совершение таможенных операций и проведение таможенного контроля, одновременно увеличивая их точность и прозрачность. Такие преобразования не только содействуют упрощению трансграничной торговли, но и вносят вклад в повышение уровня экономической безопасности государства, что особенно важно в условиях глобальной нестабильности.

**Понятие AI и систематизация производных таможенных технологий.** AI – важный элемент системы усовершенствования таможенного контроля на уровне регионального администрирования и в глобальном стратегическом плане. Поскольку данное понятие является комплексным и многосоставным, находится на стыке технического, экономического и юридического научного знания, необходимо четко определить содержание данного термина и обозначить его функциональную специфику.

AI стал одним из ведущих направлений этого процесса, превращаясь из темы научной фантастики и академических дебатов в неотъемлемую часть нашей повседневной жизни. Сегодня AI входит в множество аспектов нашего существования, становясь фундаментом для принятия решений в бизнесе, государственном управлении и личной жизни. В первую очередь это стало возможным благодаря экспоненциальному росту объемов данных и усилиям в области распределенных вычислений, что позволяет AI анализировать и интерпретировать информацию на беспрецедентном уровне.

Важно различать AI от простых автоматизированных систем, основанных на фиксированных алгоритмах. AI представляет собой динамично развивающуюся систему, способную к обучению и самостоятельному совершенствованию, что делает его инструментом, который может не только выполнять заданные инструкции, но и адаптироваться к новым условиям, предлагая инновационные решения для сложных проблем. Так, внедрение AI становится неотъемлемой частью цифровой трансформации государства и общества, предоставляя новые возможности для улучшения функционирования как отдельных организаций.

В 1956 году Джон Маккарти (Dartmouth College), Марвин Мински (Harvard University), Натаниэль Рочестер (IBM) и Клод Шеннон (Bell Telephone Laboratories) ввели термин «искусственный интеллект». Они определили его следующим образом: «Будет предпринята попытка понять, как можно заставить машины использовать язык, формировать абстракции и концепции, решать задачи, которые в настоящее время решаются людьми, а также, в конечном счете, самосовершенствоваться. Основная задача искусственного интеллекта заключается в том, чтобы машина могла действовать таким образом, который можно было бы признать разумным, подобно тому, как если бы такие действия выполнял человек»[1]. Предложенное авторами

определение AI подчёркивает его ключевую цель – создание машин, способных имитировать человеческие когнитивные способности, такие как использование языка, абстрактное мышление и решение сложных задач. Важно отметить, что акцент сделан на способности машин к самосовершенствованию, что отражает амбиции разработчиков выйти за рамки простого автоматизированного выполнения задач, стремясь создать системы, которые могут самостоятельно учиться и адаптироваться. Так, AI рассматривается не просто как инструмент для выполнения запрограммированных функций, но как потенциальный аналог человеческого интеллекта, способный демонстрировать разумное поведение.

Анализ научной литературы позволяет сделать вывод о том, что внедрение перспективных цифровых технологий в таможенную деятельность является необходимым шагом для современных государств, стремящихся к повышению эффективности и обеспечению прозрачности таможенных процедур [2, 3, 4]. Российские ученые активно исследуют применение блокчейн-технологии, AI, интернета вещей и цифровых платформ для автоматизации и оптимизации процессов таможенного контроля, классификации товаров, мониторинга грузов и обмена информацией между участниками внешней торговли. Ожидается, что успешное внедрение этих технологий позволит улучшить эффективность и точность таможенных процедур, сократить издержки и время прохождения грузов через таможенные границы, а также обеспечить более высокий уровень безопасности и прозрачности внешнеторговых операций. В любом случае необходимо оценивать технологические параметры развития в широком смысле и соединять теоретические аспекты с конкретными вопросами повседневного функционирования таможенной службы. В целом приходится констатировать, что на сегодняшний день в данной сфере присутствуют значимые концептуальные наработки, но цельное видение пока что не сформировано.

**Применение AI в распознавании снимков, полученных с помощью инспекционно-досмотровых комплексов (ИДК).** Применение ИДК при проведении таможенного контроля сопровождается в настоящее время рядом проблемных аспектов, которые заключаются в первую очередь в неравномерном распределении нагрузки на операторов ИДК, внимание которых с течением рабочего времени рассеивается, что может привести к тому, что не все нарушения могут быть выявлены в рамках анализа снимков ИДК, более того, человеческое зрение не способно проводить анализ в кратчайшие сроки, что увеличивает время на проведение контроля. В контексте минимизации указанных ограничений целесообразно применение технологий интеллектуального анализа данных, способных значительно повысить точность и оперативность таможенных процедур.

В частности, реализация модели интеллектуального пункта пропуска и совершенствование системы управления рисками на основе данных ИДК могут трансформировать процесс таможенного контроля. Использование методов машинного обучения для автоматизированной обработки рентгенограмм

представляет собой стратегическое направление развития, поскольку указанные технологии позволяют проводить последовательный анализ изображений. Такой инновационный подход позволит увеличить точность определения характеристик товаров, минимизировать человеческие ошибки и ускорит процесс таможенного контроля.

Первоначальный этап внедрения методик интеллектуального анализа данных в систему сканирования транспортных потоков начинается с интеграции искусственной нейронной сети в ИДК, поскольку эта технология значительно повышает точность автоматизированного распознавания объектов, в том числе обнаружение сокрытых товаров в режиме ускоренной обработки данных. Для настройки и адаптации алгоритмов нейросети к специфике таможенного контроля требуется обширная база данных, содержащая архивные рентгеновские изображения, весогабаритные характеристики и параметры ионизирующего излучения, полученные от предшествующих случаев перемещения товарных партий и транспортных средств.

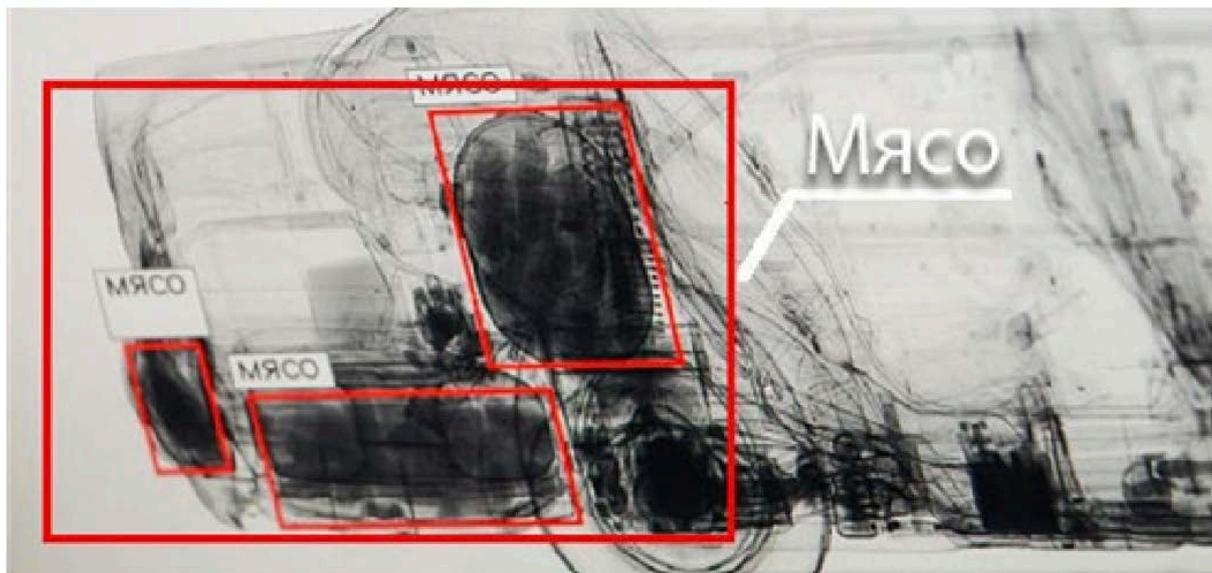
Многослойная нейросеть анализирует изображения и распознает объекты на них, следуя сложному процессу: входной слой принимает «сырые» пиксели изображения как входные данные, которые передаются через один или несколько скрытых слоев, где происходит их преобразование. Каждый нейрон в скрытых слоях применяет весовые коэффициенты к входным данным; скрытые слои могут выделять и анализировать различные характеристики изображения, от простых элементов, таких как грани и углы, до более сложных паттернов, таких как формы или специфические объекты, в зависимости от сложности и глубины сети.

Каждый последующий слой обычно способен распознавать более абстрактные и сложные характеристики на основе информации, полученной от предыдущих слоев. На последнем этапе выходной слой сети использует финальные характеристики, собранные и обработанные предыдущими слоями, для идентификации объекта на изображении. Выходной слой обеспечивает окончательное решение о том, что представляет собой объект или где он находится на изображении, позволяя, таким образом, нейросети успешно распознавать и классифицировать различные объекты на основе их визуальных данных.

В качестве иллюстративного примера работы данной технологии можно привести результат распознавания объекта на основе объединения совокупности обнаруженных признаков, представленный на рисунке 1.

Для улучшения процесса обработки и анализа рентгеновских изображений целесообразно использовать комплекс программных решений и алгоритмических методов. Указанные технологии включают применение операций сегментации изображений, таких как выделение границ, применение сглаживающих пространственных фильтров, масштабирование, а также использование фильтров Винера и медианных фильтров. Дополнительно следует использовать методы разделения и слияния областей, детекторы углов,

преобразование Хафа и алгоритм Виолы-Джонса для повышения точности извлечения признаков.



**Рисунок 1. Результат интеллектуального анализа снимка ИДК**

В контексте идентификации объектов рекомендуется применение передовых нейросетевых технологий, включая алгоритмы компьютерного зрения и машинного обучения. Рекомендуется использовать систему TensorFlow, которая представляет собой передовое решение для реализации задач машинного обучения, способное эффективно осуществлять распознавание и классификацию объектов в реальном времени. Система TensorFlow позволяет детализированно анализировать рентгенограммы, выявляя совпадения и расхождения с эталонными изображениями на основе алгоритмического сопоставления и классификации данных[5].

**Заключение.** В результате исследования выявлено, что AI технологии обладают значительным потенциалом для повышения эффективности таможенного контроля и обеспечения безопасности трансграничной торговли. В частности, применение интеллектуального анализа данных открывает новые возможности для автоматизированного распознавания рентгеновских изображений, полученных с помощью ИДК. Научно-обоснованной рекомендацией в данном контексте является активное расширение применения AI технологий, в том числе нейронных сетей, в практику таможенного контроля. Создание специализированных баз данных эталонных изображений и их интеграция с AI-алгоритмами позволит оптимизировать процесс принятия решений в реальном времени, минимизировать человеческий фактор, а также повысить прозрачность и эффективность таможенных процедур.

#### **Библиографический список**

1. Christopher Manning. Artificial Intelligence Definitions [Electronic Resource] // Stanford University. URL: <https://hai.stanford.edu/sites/default/files/2020-09/AI-Definitions-HAI.pdf>.
2. Афонин П.Н., Лебедева А.Ю. Колебательные процессы развития технологий в парадигме интеллектуализации пунктов пропуска // Таможенные чтения – 2023: Новые реалии внешнеэкономической деятельности: взгляд таможни, бизнеса и науки. Сборник материалов Международной научно-практической конференции. Санкт-Петербург, 2023. С. 21–25.

3. Афонин Д.Н. Применение искусственных нейронных сетей для анализа рентгеновских изображений контейнеров и транспортных средств // Бюллетень инновационных технологий. 2024. Т. 8. № 2 (30). С. 5–9.
4. Бондаренко А.О., Мищенко О.А. Актуальные направления цифровой трансформации деятельности таможенных органов // В сборнике: Особенности государственного регулирования внешнеэкономической деятельности в современных условиях. Материалы IX Международной научно-практической конференции. Ростов-на-Дону, 2022. С. 24–30.
5. Зиманова М.А. Применение в деятельности таможенных органов передовых информационных технологий // Человек. Социум. Общество. 2023. № 11. С. 219–224.

## **USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES BY CUSTOMS AUTHORITIES TO SIMPLIFY TRADE PROCEDURES AND ENSURE CROSS-BORDER TRADE SECURITY**

*Maria A. Zimanova*

Russian Customs Academy St. Petersburg branch named after Vladimir Bobkov,  
Sofiyskayast., 52, St. Petersburg, 190000, Russia

[maz@spbta.ru](mailto:maz@spbta.ru)

This article examines the prospects for using artificial intelligence technologies to optimize customs control and simplify international trade procedures. Particular attention is paid to the possibility of using artificial intelligence technology by customs authorities in the context of automatic recognition of images obtained using inspection and screening systems. It is recommended to expand the use of artificial intelligence and neural networks to improve the efficiency of customs control, which helps to strengthen economic security and maintain the transparency of international trade. **Keywords:** artificial intelligence; information customs technologies; customs control; digitalization; customs service.

УДК 004.82, 519.72

## **ОБ ОПЫТЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ В СФЕРЕ ИНФОРМАЦИОННОГО ПРОТИВОБОРСТВА**

*Рабчевский Андрей Николаевич*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

[ran@psu.ru](mailto:ran@psu.ru)

*Ашихмин Евгений Георгиевич*

ООО «СЕУСЛАБ»,

614066, Россия, г. Пермь, ш. Космонавтов, д. 111, корпус 3, офис 302

[e.ashikhmin@seuslab.ru](mailto:e.ashikhmin@seuslab.ru)

В статье представлены результаты исследований различных свойств больших языковых моделей в приложении к некоторым базовым задачам ин-

формационного противоборства. Результаты исследований показывают, что в задачах анализа и генерации текстов большие языковые модели показывают выдающиеся результаты, в отличие от задач кластеризации, которые они выполняют не так эффективно. Кроме того, авторы указывают на то, что для получения наилучших результатов особую важность приобретает уровень промпт-инжиниринга, которому необходимо уделять особое внимание. Кроме того, при решении практических задач необходимо учитывать, что многие передовые модели недоступны для российских разработчиков, в то время как российские разработки еще не обеспечивают достаточного качества, в связи с чем необходимо уметь решать те же задачи более классическими методами.

**Ключевые слова:** большие языковые модели, LLM, предобученные генеративные трансформеры, GPT, суммаризация, кластеризация, генерация.

**Введение.** Большие языковые модели (LLM), такие как GPT-3, играют значимую роль в информационном противоборстве (ИП), проявляя потенциал как для создания пропаганды и дезинформации, так и для их выявления и противодействия. Так, по данным OpenAI19, уже в начале 2021 года языковую модель GPT-3 использовали тысячи разработчиков в более чем 300 приложениях для создания более 4,5 млрд слов в день.

По мнению Дарьи Каспарьянц [1], LLM могут способствовать развитию как негативных тенденций, в частности, поляризации общества, автоматизации пропагандистских кампаний и широкому распространению дезинформации, так и позитивных, в частности, продвижению инструментов выявления пропаганды.

Рассматривая риски использования LLM для генерации пропаганды, авторы публикации [2] подчеркивают, что такие модели могут манипулировать общественным мнением, поддерживая определенные идеологии и политические взгляды.

Такое же мнение высказывается в статье [3] на сайте VC.ru, авторы которой утверждают, что ChatGPT 4 может быть использован для создания правдоподобных, но ложных сообщений, что делает его идеальным инструментом для манипуляции общественным мнением. Подобные опасения выражаются и в статье The New York Times [4], где обсуждается возможность использования чат-ботов для распространения дезинформации. А в статье [5] описывается, как чат-боты могут ссылаться друг на друга, создавая цепочку дезинформации.

Более того, авторы публикации [6] утверждают, что GPT-3 может эффективно генерировать экстремистский контент, что увеличивает риск использования таких технологий для вербовки и радикализации.

Такие же выводы были сделаны на основании исследования, проведенного Центром по изучению и противодействию терроризму и экстремизму при Институте международных исследований Миддлбери [1], которое показало,

---

19 Официальная страница сайта. URL: <https://openai.com/index/gpt-3-apps/> (дата обращения 09.08.2024)

что GPT-3 может генерировать экстремистские тексты, которые могут использоваться для радикализации пользователей и подталкивания их к насильственным действиям.

Даже главный специалист Пентагона по ИИ Крейг Мартелл "до смерти напуган" потенциалом ИИ в дезинформации, о чем он заявил, выступая на всемирной конференции DoDIDS 13 декабря 2022 года в конференц-центре Генри Б. Гонсалеса в Техасе (DVIDS) [7]. Основная опасность использования LLM, по мнению авторов статьи [8], заключается в снижении моральной ответственности при следовании советам ИИ.

Осознавая подобные риски, авторы статьи [9] обсуждают необходимость введения ограничений на использование LLM для предотвращения таких злоупотреблений, как автоматизация мошенничества и создание поддельных изображений, тем более что 43% респондентов не могут отличить дипфейк от реальности [10].

В связи с этим ведутся многочисленные исследования, которые подчеркивают важность разработки инструментов для обнаружения и противодействия дезинформации. В частности, авторы статьи [11], изучая применение LLM для обнаружения пропаганды, выявили, что такие модели, как BERT, могут эффективно классифицировать пропагандистские элементы в тексте.

Таким образом, LLM представляют как значительные возможности, так и серьезные угрозы в контексте информационного противоборства. Необходимость дальнейших исследований и разработки мер противодействия злоупотреблениям этими технологиями становится очевидной.

В то же время, интерес представляют базовые возможности LLM, изучение которых может помочь в понимании функциональных возможностей и пределов применения LLM в различных предметных областях и в том числе в сфере ИП. Именно этой теме посвящена данная публикация, в которой мы пытаемся обобщить опыт использования LLM при реализации различных задач ИП.

**Метод.** С точки зрения информационного противоборства можно выделить несколько основных задач, без решения которых противодействие информационным атакам было бы невозможно. Вот некоторые из них:

- выявление инфоповодов;
- выявление пользователей, вовлеченных в деструктивные явления;
- генерация ударного контента;
- генерация искусственных диалогов;
- выявление ключевых сущностей.

С точки зрения функциональных возможностей LLM нас интересовали:

- генеративные возможности;
- аналитические возможности;
- возможности обобщения информации;
- способность обработки больших объемов информации.

В каждой из перечисленных выше задач ИП мы пробовали использовать LLM и оценивали результаты применения по качеству, максимальному объему обрабатываемой информации, быстродействию и необходимым вычислительным ресурсам. В тех случаях, когда результаты использования LLM были неудовлетворительными, мы сравнивали их с более традиционными нейросетевыми технологиями. В результате исследования мы улучшили свое понимание сильных и слабых сторон LLM и их возможностей. Далее рассмотрим полученные результаты в каждой из задач ИП.

**Генерация целевого контента.** Одним из главных элементов создания воздействующего контента, который может быть использован как дезинформация, манипуляция или наоборот, противодействующая информация, является возможность генерации контента на заданную тему. В данной задаче основной является генеративная способность LLM. Поскольку большие языковые модели, как правило, построены на базе предобученных генеративных трансформеров (Generative Pretrained Transformers, GPT), возможность генерации для них является наиболее органичной задачей. Технология генерации ударного контента в социальных сетях так же не является чем-то тайным или неизвестным. Например, на сайте FasterCapital есть публикация, посвященная использованию ChatGPT для генерации контента в социальных сетях [12], в которой авторы показывают технологию и примеры генерации целевого контента в социальных сетях, но предупреждают, что не следует слепо доверять генерируемым текстам и указывают на необходимость внимательной интерпретации и проверки генерируемого текста.

В нашей работе мы также исследовали генеративные способности GPT для целей генерации целевого контента в социальной сети ВКонтакте, а также для генерации контента в виде комментариев, имитирующих обсуждение постов. Одна группа участников эксперимента находила в ВК случайный пост и с помощью программы генерации контента [13] создавала на тему этого поста заданное количество текстов с заданными параметрами, такими как длина текста, стиль, эмоциональная окраска и т.д. А другая группа участников с помощью программы генерации диалога [14] имитировала обсуждение текстов, созданных первой группой. В обоих случаях программа считывала из ВК пост, передавала GPT через API сам текст и промпт для генерации нужного контента. Далее сгенерированный контент размещался в ВК также через API ВК. В случае с генерацией комментариев и обсуждений было создано несколько профилей, имитирующих разных людей с различными характеристиками и случайным образом контент генерировался от имени разных профилей. Таким образом достигался эффект естественности общения. Генеративные возможности GPT оказались на высоком уровне, качество хорошее, производительность облачной модели достаточна, обработка большого объема информации не требуется. В тоже время, для достижения эффекта наибольшей естественности диалогов возникла проблема промпт-инжиниринга, то есть создания таких заданий GPT, которые бы позволяли получать наибо-

лее естественный диалог. Однако обсуждение этой проблемы требует отдельной публикации.

**Выявление ключевых сущностей.** При поиске информации в социальных сетях и на сайтах важную роль играет правильный набор ключевых слов для поиска, который наиболее релевантен предмету поиска. В практике аналитиков социальных сетей такие наборы ключевых слов называются поисковыми словарями. По некоторым темам даже существуют словари, утвержденные Минюстом РФ. В тоже время, любые, пусть даже самые совершенные, словари со временем имеют свойство устаревать, поскольку меняются имена, фамилии, адреса, локации, организации, понятия и даже термины, которые могут относиться к предмету поиска. Следовательно, чем более актуальным является словарь, тем более релевантным и полным будет результат поиска. Однако, поддержание актуальности словарей требует постоянной работы большого количества аналитиков. Вместо этого можно сократить затраты и время актуализации словарей, если поручить эту работу искусственному интеллекту.

Мы исследовали такую возможность, создав программу самообучаемого словаря на базе GPT [15], предварительно исследовав аналитические возможности в ручном режиме на примере модели Anthropic Claude, в результате чего получили увеличение релевантности поиска на 70% только за счет актуализации словаря [16]. В данном случае исследовались два основных свойства LLM, аналитические возможности и возможность обработки больших объемов информации. Для создания словарей в программе также использовались различные облачные модели Gemini 1.5 Pro, Claude 3 Sonnet, GPT-3.5 Turbo и локальная модель Llama 3.

С точки зрения аналитических возможностей все указанные модели показали хорошие результаты и смогли выявить ключевые сущности, заданные в соответствующих промптах. А вот что касается объемов обрабатываемой информации, возможности у моделей различаются:

Gemini 1.5 Pro – 1 миллион токенов;

Claude 3 Sonnet – 200 тысяч токенов;

GPT-3.5 Turbo – 16 тысяч токенов;

Llama 3 – 1 миллион токенов.

Таким образом Gemini 1.5 Pro и Llama 3 имеют наибольший объем обрабатываемой информации, но локальная модель Llama 3 требует довольно серьезных вычислительных ресурсов в отличие от облачной модели Gemini 1.5 Pro, поэтому их использование наиболее эффективно.

**Выявление пользователей, вовлеченных в деструктивные явления.** Это задача по выявлению потенциально опасных пользователей социальных сетей или тех, кому требуется психологическая помощь. На первом этапе мы использовали Anthropic Claude, с помощью которого в случайно отобранной группе из 29 пользователей ВКонтакте, связанных с ПГНИУ, выявляли тех, кто по мнению нейросети может быть вовлечен в деструктивные явления или проявляет признаки психологического неблагополучия. Для анализа нейро-

сети были представлены данные профилей пользователей, группы, в которых они состоят, а также все опубликованные ими посты. В процессе работы выяснилось, что нейросеть не справляется с такими объемами информации и пришлось ограничить количество анализируемых публикаций.

Нейросеть выполняла анализ на основании тех методик, которым она была обучена при создании. В результате работы из 29 человек она выявила 1 пользователя, с крайне высокой степенью вовлеченности в деструктив и требующего немедленного реагирования правоохранительных органов, а также 3 пользователей, с которыми необходимо проведение профилактических мероприятий. Однако, поскольку суть методик, которыми пользовалась нейросеть нам была неизвестна, мы провели параллельный поиск в той же группе на основе текстовых маркеров (слова или фразы), предоставленными нам профессиональными психологами. Поиск проводился путем выявления маркеров в любых текстовых материалах без применения каких-то сложных нейросетевых технологий. В результате мы получили 1 крайне неблагополучного пользователя и еще 4, которые требуют внимание. При этом множества пользователей не совсем совпадали. После анализа причин несовпадения, выяснилось, что состав маркеров несколько отличался от тех признаков, по которым искала нейросеть. Однако в целом можно считать, что оба метода справились с поставленной задачей.

В то же время, LLM имела серьезные ограничения на объем анализируемой информации и результаты поиска были непредсказуемы, поскольку не было уверенности, что методика поиска научно обоснована. В отличие от нейросети, классический метод с маркерами был полностью научно обоснован, не имел ограничения по объему информации, не требовал высоких вычислительных ресурсов и имел существенно более высокую производительность.

В данном кейсе мы исследовали не просто аналитические способности, но еще и возможности обоснованного принятия решений. В целом после ручного анализа выбранных нейросетью пользователей нельзя сказать, что решения были не обоснованы, но в то же время использование такого метода не может нам гарантировать стабильный ожидаемый результат. Поэтому можно сделать вывод, что использование LLM для таких целей может носить скорее вспомогательный характер, в то время как классические методы выигрывают по всем показателям.

**Выявление инфоповодов.** Инфоповод это информационное сообщение, явление или событие, которое вызывает активную реакцию социальных медиа и СМИ. По сути, задача состоит из следующих этапов:

*Суммаризация.* После того, как поток сообщений поступил на конвейер, каждый текст должен пройти процедуру суммаризации, то есть процесс формирования краткого содержания исходных текстов с сохранением их смысла. Это снижает объем обрабатываемых данных и дает преимущество для следующих этапов программы.

*Извлечение главной идеи.* Из полученных кратких содержаний текстов путем повторной суммаризации извлекаются их главные идеи, которые в дальнейшем и будут использованы для объединения тематически близких текстов.

*Определение категории текста.* Каждому тексту присваивается категория или тематический тег, которые позволяют классифицировать эти тексты для более точных результатов в дальнейшем.

*Кластеризация.* Внутри категорий на основе выделенных главных идей происходит объединение текстов в группы, называемые кластерами, в которые входят только те тексты, которые объединены одной темой, событием или явлением.

*Определение тем кластеров.* Для каждого кластера по главным идеям текстов определяется тема, то есть такое явление или событие, которое объединяет все тексты в этом кластере. С помощью этого этапа будет сразу видно, что больше всего обсуждается в обществе.

Работы выполнялись в несколько этапов. На первом этапе в 2023 году мы анализировали 1000 текстов из новостной ленты с помощью GPT-3. Были получены отрицательные результаты, так как нейросеть крайне слабо могла классифицировать и кластеризовать сообщения. В 2024 году была предпринята очередная попытка, но уже с помощью Anthropic Claude. В этом случае результат был положительный, так как нейросеть справилась со всеми задачами.

При этом, модель демонстрировала комфортную производительность, а наибольшее количество времени (порядка 30 минут) было затрачено на написание подробного промта с инструкциями по обработке текстов в датасете. Непосредственно обработка текстов по заданной инструкции заняла не более 60 секунд.

Учитывая то, что данная модель не доступна для российских пользователей и в промышленном масштабе ее использование невозможно, мы решили реализовать ту же задачу более простыми методами.

В качестве суммаризатора была выбрана модель глубокого обучения *mbart\_ru\_sum\_gazeta* [17,18], основанная на поддерживающей множество языков модели обработки естественного языка mBART [19], расширенной версии модели BART [20], разработанной компанией Facebook AI.

Для извлечения главных идей была использована другая модель суммаризации, способная формировать еще более краткое содержание в виде одного небольшого предложения. Была выбрана модель *rut5\_base\_headline\_gen\_telegram* [21], так как она специально обучена для генерации заголовков к статьям на русском языке. Благодаря этому, модель достаточно эффективно создает очень краткие содержания текстов относительно подобных ей моделей [22].

Для определения категорий текстов был использован сервис *GroqCloud*, в частности модель *llama3-70b-8192*, к которой пользователям предоставляется бесплатный доступ через API. *GroqCloud* предоставляет

мощные вычислительные ресурсы, благодаря которым скорость ответа на запрос к сервису составляет несколько сотен токенов в секунду, что является несомненным преимуществом для быстроты работы разрабатываемой системы. Модель *Paama3-70b-8192* является одной из наиболее продвинутых моделей в области обработки естественного языка на сегодняшний день, которая способна с довольно высокой точностью классифицировать текстовые данные.

Кластеризация данных подразделялась на два основных этапа: векторизация и непосредственно кластеризация полученных векторов. Для первого этапа наиболее эффективным решением было использовать модель глубокого обучения *e5-large-en-ru* [23], которая отображает тексты в 1024-мерное плотное векторное пространство и может использоваться для задач кластеризации и семантического поиска.

Одним из наиболее подходящих из плотностных методов кластеризации является HDBSCAN [24], преимуществом которого является то, что ему не нужно указывать какое количество кластеров мы ожидаем и на вход ему необходимо передать всего один параметр, характеризующий минимальный размер кластера.

Определение тем кластеров выполнялось по такому же принципу, как и определение категорий текстов. Использовалась та же модель *Paama3-70b-8192*, в запросе к которой передаются главные идеи текстов из одного кластера, по которым определяется их общая тематика.

Таким образом, при использовании комплекса перечисленных выше методов были получены отличные результаты по качеству. Быстродействие было ниже, но зато требования к вычислительным ресурсам были не высокими, задача легко решалась на обычном ноутбуке. При этом все библиотеки и ресурсы были в открытом доступе и не имели ограничений на использование. Такую технологию уже возможно было использовать в промышленном масштабе.

С точки зрения функций LLM и возможности их замены другими средствами, LLM действительно очень хорошо выполняют суммаризацию и довольно трудно справляются с задачей кластеризации, поэтому в задаче выявления инфоповодов более эффективным является указанный выше набор методов и библиотек.

**Заключение.** Исследования возможностей LLM показало, что, обладая феноменальными способностями в области генерации, им нет равных в части создания целевого контента, что в ИП является одной из самых трудоемких задач. Однако следует внимательно относиться к качеству генерируемого контента, что определяется качеством промптов и выдвигает на первый план проблему промпт-инжиниринга.

В части аналитических возможностей, включая суммаризацию, классификацию и извлечение ключевых сущностей, LLM также показывают отличные результаты, существенно упрощая работу с большими объемами информации. Однако здесь на первый план выходит доступность самых пере-

довых LLM для российских разработчиков, в то время как российские LLM пока не могут похвастаться своими способностями.

Самые низкие результаты LLM демонстрируют в задачах кластеризации, что и понятно, поскольку GPT не рассчитаны на такие задачи. Для их решения вероятно целесообразнее применять специализированные методы, использование которых в комплексе с LLM может дать великолепные результаты.

Самый общий вывод состоит в том, что хотя LLM на базе GPT и не является «волшебной палочкой», при грамотном использовании для тех задач, на которые они рассчитаны, они могут существенно упростить решение и повысить качество исполнения задач в области информационного противоборства. Также особо стоит упомянуть, что для решения задач в реальном секторе необходимо учитывать доступность моделей для использования, что в настоящее время может накладывать серьезные ограничения на их использование. В этом случае остается надеяться, что российские разработчики в скором времени доведут качество своих моделей до мирового уровня.

### Библиографический список

1. Дарья К. Большие языковые модели как инструмент влияния в информационном пространстве [Electronic resource]. 2022. URL: [https://rdc.grfc.ru/2022/11/large\\_language\\_model\\_in\\_information\\_space/](https://rdc.grfc.ru/2022/11/large_language_model_in_information_space/) (accessed: 07.08.2024).
2. Bagdasaryan E., Shmatikov V. Spinning Language Models for Propaganda-As-A-Service // CoRR. 2021. Vol. abs/2112.05224.
3. ИИ ChatGPT-4 стал идеальным инструментом для дезинформации [Electronic resource]. 2023.
4. Tiffany H., Stuart A. T. Disinformation Researchers Raise Alarms About A.I. Chatbots [Electronic resource]. 2023.
5. James V. Google and Microsoft's chatbots are already citing one another in a misinformation shit-show [Electronic resource]. 2023.
6. McGuffie K., Newhouse A. The Radicalization Risks of GPT-3 and Advanced Neural Language Models // CoRR. 2020. Vol. abs/2009.06807.
7. GILL J. Pentagon chief AI officer 'scared to death' of potential for AI in disinformation [Electronic resource]. 2023.
8. Leib M. et al. The corruptive force of AI-generated advice // CoRR. 2021. Vol. abs/2102.07536.
9. Anderljung M., Hazell J. Protecting Society from AI Misuse: When are Restrictions on Capabilities Warranted? 2023.
10. Ani P. Share of consumers who say they could detect a deepfake video worldwide as of 2022 [Electronic resource]. 2024.
11. Chavan T., Kane A. Large Language Models for Multi-label Propaganda Detection. 2022.
12. Chatgpt для генерации контента в социальных сетях [Electronic resource]. 2024.
13. Рабчевский А.Н. et al. Программа автоматической генерации текстов в социальных сетях: pat. 2024660511 USA. Россия, 2024.
14. Рабчевский А.Н. et al. Программа автоматической генерации диалога в социальных сетях: pat. 2024660686 USA. Россия, 2024.
15. Рабчевский А.Н., Гурьянов Д.П. Самообучаемый словарь: pat. 2024661054 USA. Россия, 2024.
16. Ашихмин Е.Г., Рабчевский А.Н., Рабчевский Е.А. Создание лингвистических словарей для систем мониторинга соцмедиа при помощи больших языковых моделей // Искусственный интеллект. Теория и практика. 2024. Vol. 1, № 5. P. 31–37.
17. Gusev I. Dataset for Automatic Summarization of Russian News // Artificial Intelligence and Natural Language. Springer International Publishing, 2020. P. 122–134.
18. MBARTRuSumGazeta [Electronic resource].
19. Liu Y. et al. Multilingual Denoising Pre-training for Neural Machine Translation. 2020.

20. Lewis M. et al. BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension. In: Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP/IJCNLP) // Hong Kong: Association for Computational Linguistics. 2019. P. 4003–4015.
21. RuT5TelegramHeadlines [Electronic resource]. URL: [https://huggingface.co/IlyaGusev/rut5\\_base\\_headline\\_gen\\_telegram](https://huggingface.co/IlyaGusev/rut5_base_headline_gen_telegram) (accessed: 09.08.2024).
22. Анализ применимости предварительной саммаризации новостей [Electronic resource]. URL: [https://github.com/andreybabyin/semantic\\_news\\_graph/issues/4](https://github.com/andreybabyin/semantic_news_graph/issues/4) (accessed: 09.08.2024).
23. E5-large-en-ru [Electronic resource]. URL: <https://huggingface.co/d0rj/e5-large-en-ru> (accessed: 09.08.2024).
24. The hdbscan Clustering Library [Electronic resource]. URL: <https://hdbscan.readthedocs.io/en/latest/index.html> (accessed: 09.08.2024).

## **ON THE EXPERIENCE OF USING LARGE LANGUAGE MODELS IN THE FIELD OF INFORMATION WARFARE**

*Rabchevsky Andrey Nikolaevich*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990,  
ran@psu.ru

*Ashikhmin Eugeny Georgievich*

LLC "SEUSLAB"

Sh Kosmonavtov, 111, building 3, office 302, Perm, Russia, 614066,  
e.ashikhmin@seuslab.ru

The paper presents the results of research on various properties of large language models as applied to some basic information contention tasks. The results show that in text analysis and generation tasks large language models show outstanding results, in contrast to clustering tasks, which they perform less efficiently. In addition, the authors point out that the level of prompt engineering is of particular importance and should be given special attention in order to obtain the best results. In addition, when solving practical problems, it is necessary to take into account that many advanced models are not available to Russian developers, while Russian developments do not yet provide sufficient quality, therefore it is necessary to be able to solve the same problems with more classical methods.

**Keywords:** large language models, LLM, pre-trained generative transformers, GPT, summarization, clustering, generation.

УДК 004.8

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ОБЛАСТИ СОЦИАЛЬНОЙ ИНЖЕНЕРИИ**

*Фадеева Ирина Павловна*

Ульяновский государственный университет,  
432017, Россия, г. Ульяновск, ул. Льва Толстого, 42  
irfirf1982@gmail.com

*Смолькин Валерий Петрович*

Ульяновский государственный университет,

В статье рассматривается понятие социальной инженерии, ее ключевые аспекты, включая использование алгоритмов для анализа поведения пользователей в социальных сетях и мессенджерах, выявление уязвимостей в психологии отдельных личностей и групп населения, а также создание собственных сценариев для получения доступа к конфиденциальным данным. Авторы статьи поднимают важный вопрос о необходимости разработки новых подходов к защите информации.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, социальная инженерия, фишинг, информационная безопасность, большие данные.

**Введение.** В настоящее время социальная инженерия является одним из наиболее распространенных методов атак на информационные системы. Её актуальность подтверждается тем, что персональные и корпоративные данные стали новой целью злоумышленников в двадцать первом веке. Масштаб социальной инженерии увеличивается с каждым годом, а такие факторы, как, к примеру, пандемия и удаленная работа способствуют увеличению инвестиций преступников в сфере информационной безопасности. В связи с этим, область социальной инженерии важно ставить под контроль вместе с ещё одной активно развивающейся системой на сегодняшний день – искусственным интеллектом.

Сегодня наблюдается стремительный рост применения искусственного интеллекта в области социальной инженерии. Обратимся к понятию «социальная инженерия». Социальная инженерия – это технологии, которые основаны на анализе больших данных и машинном обучении, именно они позволяют создавать более сложные и адаптивные методы манипуляции с целью получения конфиденциальной информации или доступа к защищённым системам. Одним из ключевых аспектов этого процесса является использование алгоритмов для анализа поведения пользователей в социальных сетях и мессенджерах, что делает возможным действенную настройку кибератак. Искусственный интеллект способен выявлять уязвимости в психологии отдельных личностей и групп населения, эффективно формулируя сообщения, перекрывающие критическое мышление потенциальных жертв. Вдобавок ко всему перечисленному, системы искусственного интеллекта уже умеют создавать собственные сценарии для получения доступа к конфиденциальным данным, делая их наиболее правдоподобными и убедительными. Это ставит перед обществом серьёзные вызовы, требуя специалистов разрабатывать новые подходы к защите информации и повышению цифровой грамотности населения. Важно осознавать, что технологии могут быть использованы как во благо, так и во вред. Поэтому ставится задача: определить, насколько может быть опасна коллаборация систем искусственного интеллекта в области социальной инженерии, а также выяснить, имеются ли у всего этого какие-либо преимущества.

Данная работа поможет привлечь внимание аналитиков ИТ-безопасности, специалистов по информационной и кибербезопасности, а также простым гражданам, которые не хотят попадаться в уловки мошенников и враждебных систем искусственного интеллекта.

**Исследование предметной области.** Анализируя взаимодействие социальной инженерии и искусственного интеллекта, можно выделить несколько ключевых аспектов, связанных с ростом угроз. Во-первых, автоматизация атак с использованием алгоритмов искусственного интеллекта позволяет злоумышленникам производить операции в ранее недоступных масштабах. Эти технологии ускоряют процесс сбора данных о потенциальных жертвах, позволяя создать целевые атаки, которые выдаются за убедительные и персонализированные. Во-вторых, использование машинного обучения позволяет злоумышленникам адаптироваться к изменениям в поведении пользователей. Например, системы могут анализировать реакцию людей на различные типы атак, улучшая свои методы манипуляции с информацией, что создает новую модель угроз, в которой жертвы становятся неосознанными участниками взаимодействия. Дополнительно следует отметить, что интеграция систем искусственного интеллекта в социальную инженерию также приводит к возникновению необычных новых форм атак. Одним из недавних нововведений в фишинге (кибератаке), является использование генеративных моделей, на основе которых создаются фальшивые изображения, видео и аудио, которые могут вводить жертв в заблуждение, делая их уязвимыми для манипуляций. Этому подвержены все категории граждан, независимо от возраста и социальной принадлежности, что и предоставляет наибольшую опасность.

Более того, анализ данных в больших объемах, доступный благодаря искусственному интеллекту, даёт возможность злоумышленникам выявлять уязвимости и указывать на специфические слабости как организаций, компаний, так и отдельных людей. Компрометация информации через социальные сети и другие платформы становится более эффективной, так как алгоритмы могут обрабатывать и интерпретировать информацию быстрее и точнее.

Ещё одним важным аспектом противодействия новым формам атак является обучение пользователей основам кибербезопасности. Повышение осведомленности об угрозах и методов защиты поможет жертвам распознавать потенциальные риски и избегать манипуляций. Проведение регулярных тренингов и семинаров, а также создание доступных ресурсов для самообразования могут существенно снизить уровень уязвимости. Заметим, что юридическое регулирование в сфере использования искусственного интеллекта должно быть актуализировано. Необходимы нормативные акты, направленные на ограничение применения технологий для злонамеренных целей и на защиту прав граждан. Это включает в себя не только защиту персональных данных, но и регламентацию работы с алгоритмами, создающими контент, способный вводить в заблуждение.

**Заключение.** В результате исследования выявим – для того, чтобы противостоять угрозам, связанным с этой эволюцией информационных атак, необходимо направить усилия на разработку технологий их обнаружения и противодействия. Внедрение многоуровневых систем защиты и создание междисциплинарных команд, объединяющих экспертов из различных сфер, должно стать приоритетом. Технологические решения должны сочетаться с активной позиции общества в вопросах безопасности в сети, формируя партнёрство между правительственными структурами, бизнесом и гражданами.

### **Библиографический список**

1. Андриевский, А. И. Социальная инженерия как угроза информационной безопасности / А. И. Андриевский, А. В. Иванов // Поиск (Волгоград). – 2022. – № 2(13). – С. 132-135.
2. Пронина, Л. Н. Социальная инженерия: коррупция как мошенничество / Л. Н. Пронина // Вестник ГОУ ДПО ТО "ИПК и ППРО ТО". Тульское образовательное пространство. – 2022. – № 2. – С. 6-8.
3. Годунова, М. С. Социальная инженерия как метод киберпреступления / М. С. Годунова, М. С. Копосова // StudNet. – 2022. – Т. 5, № 6. – С. 59. – DOI 10.55186/26584964\_2022\_5\_6\_1.
4. Кисель, Д. С. Фишинг и социальная инженерия в условиях современной автоматизации / Д. С. Кисель, Л. А. Коробова // Материалы студенческой научной конференции за 2022 год, Воронеж, 19–29 апреля 2022 года / под общ. ред. проф. О.С. Корнеевой; Воронежский гос. ун-т инженерных технологий. – Воронеж: Воронежский государственный университет инженерных технологий, 2022. – С. 116.
5. Беляев, Д. А. Социальная инженерия в XXI веке / Д. А. Беляев, А. И. Исаулова // Гуманитаристика в условиях современной социокультурной трансформации : материалы XI Всероссийской научно-практической конференции, Липецк, 21–22 октября 2022 года. – Липецк: Липецкий государственный педагогический университет имени П.П. Семенова-Тян-Шанского, 2022. – С. 18-21.

### **USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS IN SOCIAL ENGINEERING**

*Fadeeva Irina Pavlovna*

Ulyanovsk State University,  
432017, Russia, Ulyanovsk, Leo Tolstoy St., 42  
irfirf1982@gmail.com

*Smolkin Valery Petrovich*

Ulyanovsk State University,  
432017, Russia, Ulyanovsk, Leo Tolstoy St., 42  
surap99@mail.ru

The article discusses the concept of social engineering, its key aspects, including the use of algorithms to analyze user behavior in social networks and instant messengers, identifying vulnerabilities in the psychology of individuals and population groups, as well as creating your own scenarios for gaining access to confidential data. The authors of the article raise an important issue about the need to develop new approaches to information security.

**Key words:** artificial intelligence, social engineering, phishing, information security, big data.

## **ВЛИЯНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ПРОЦЕССЫ ФОРМИРОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ПУЗЫРЕЙ В СОЦИАЛЬ- НЫХ МЕДИА**

*Хорошавина Ольга Николаевна*

Казанский (Приволжский) Федеральный университет  
420008, Россия, г. Казань, ул. Кремлевская, 18  
o.khoroshavina@bk.ru

Настоящая статья исследует влияние нейросетевой алгоритмизации в социальных медиа. Раскрывается прямая связь между искусственным интеллектом и информационной выборкой. Даны рекомендации по преодолению влияния информационных пузырей, посредством улучшения качества работы алгоритмизации искусственного интеллекта.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, социальные медиа, общественное мнение, алгоритмизация информационных пузырей.

**Введение.** В современном мире информация стала одним из важнейших инструментов управления общественными процессами. Ее доступность и качество могут оказывать решающее влияние на понимание обществом окружающей действительности. Формирование информационного пузыря есть процесс, в ходе которого индивиды получают и обрабатывают только ту информацию, которая соответствует их существующим убеждениям и предпочтениям.

С возникновением и стремительным развитием искусственного интеллекта в сфере информационных технологий и медиакommunikаций особенно четко прослеживаются изменения в доступе к информации. Алгоритмы нейросетей, используемые в социальных сетях, а также при настройке контекстной, таргетированной рекламы, автоматизируют процесс выборки показа объявлений. При этом, они в состоянии оказывать непроизвольное влияние на формирование общественного мнения, усиливая возникновение информационных пузырей. В ситуации, при которой пользователи получают только те сообщения и мнения, которые подтверждают их текущие взгляды и потребности, может прослеживаться тенденция к поляризации мнений и общественным конфликтам.

**Актуальность** обусловлена тем, что искусственный интеллект – новая формирующая часть реальности, которая все еще активно изучается в различных аспектах [1]. Научное понимание влияния искусственного интеллекта на процессы формирования информационных пузырей актуально как для исследователей в области социологии, философии, психологии, медийных технологий, так и для практикующих специалистов, работающих в области информационных систем и социально-информационной аналитики. Данная работа посвящена осознанию процессов влияния нейросетей на формирова-

ние информационных пузырей. Автор в ходе исследования сделает попытку повысить осведомленность влияния искусственного интеллекта на процессы взаимодействия с контентом, разработать рекомендации по улучшению работы алгоритмов нейросетей в социальных медиа, что поможет создать более открытое и инклюзивное информационное сетевое медиaprостранство.

В качестве методологии был выбран анализ и синтез. Работа носит общетеоретический характер, основанный на рефлексии второго порядка. Выводы сделаны на основании проведенного критического обзора литературы, прежде всего, в области информационно-коммуникационных исследований, социологии и социальной психологии.

Таким образом, исследование влияния искусственного интеллекта на формирование информационных пузырей играет первостепенную роль в понимании информационных процессов их последствий для общества.

### **Определение и классификация информационных пузырей в социальных медиа**

Для того, чтобы дать определение информационного пузыря, целесообразно обратиться к понятию «информация». Существуют различные мнения в области определения информации. Одни исследователи утверждают, что информация – свойство всей материи, и поэтому информация является полноправной философской категорией [2]. Другие понимают информацию как свойство только человека и общества [2]. Исследователи В. И. Корогодина и В. Л. Корогодина рассматривают информацию, как основу жизни, а, значит, именуют ее свойством всей живой материи [3].

Исходя из вышеперечисленных определений, информационные пузыри формируются как часть человеческого бытия и общественных отношений. Они появляются в результате конфлюэнции факторов, связанных с личными предпочтениями пользователя, алгоритмами платформ и социальными взаимодействиями. Основные причины формирования информационных пузырей включают:

1. Алгоритмы рекомендаций. Платформы социальных сетей и новостных агрегаторов используют алгоритмы нейросетей для анализа поведения пользователей через комментарии, лайки, глубину просмотра и предлагают контент, соответствующий их интересам. Это усиливает эффект, поскольку пользователи видят только ту информацию, которая подтверждает их уже существующие мнения.
2. Избирательность восприятия: люди склонны искать и потреблять ту информацию, которая соответствует их взглядам и убеждениям, игнорируя или отвергая альтернативные точки зрения. Алгоритмы предложенных новостей усиливают информационный пузырь, заставляя человека переходить по предложенным ссылкам, отключив критическое мышление для восприятия дальнейшей информации.

Сложность ситуации заключается в том, что с постоянным развитием и усовершенствованием процессов алгоритмизации, пользователи перестали ощущать влияние информационных пузырей.

**Таблица 1. Классификация информационных пузырей по источнику информации**

<b>Социальные сети</b>	Платформы: VK, Одноклассники Характеристика: информационные пузыри формируются через взаимодействие с друзьями, подписчиками и группами. Контент часто является результатом алгоритмической персонализации, что приводит к уменьшению его разнообразия
<b>Новостные агрегаторы и сайты</b>	Платформа: ЯндексНовости Характеристика: Алгоритмы выбирают новости на основе интересов пользователя и его предыдущих кликов, что приводит к формированию целевых новостных лент. Искусственный интеллект активно фильтрует информацию, игнорируя материалы, которые могут вызывать сомнения или противоречия («фильтр пузыря»)
<b>Видеохостинги</b>	Платформы: VK Клипы, Yappy, RUTUBE Характеристика: алгоритмы рекомендательных систем показывают видео на основе предыдущего просмотра, создавая пузыри в видеороликах по определенным темам или мнениям
<b>Аудиоплатформы и подкасты</b>	Платформы: VK Музыка, ЯндексМузыка, Звук Характеристика: пользователи выбирают подкасты и музыкальные волны, формируемые алгоритмами, которые подстраиваются под музыкальные вкусы и предпочтения большинства, что создает узкое, одинаковое потребление аудиоформатов
<b>Поисковые системы</b>	Платформа: Яндекс Характеристика: настройки контекстной и медийной рекламы используют нейросети для показа рекламы, релевантной поисковым запросам пользователей, стимулируя на импульсивные покупки, даже в случае, если человек находился еще только на стадии интереса. Это создает замкнутый контур, когда пользователь совершает целевое действие или покупку, не ознакомившись с альтернативами

*Источник: составлено автором.*

Данная классификация помогает лучше понять, как различные социальные медиа могут формировать информационные пузыри, способствуя эффекту изолированности и затрудняя процессы критического мышления.

**Пути преодоления информационных пузырей с корректировкой использования алгоритмов нейросетей.** С целью преодоления возникновения информационных пузырей в ходе влияния алгоритмизации на социальные медиа, автор статьи рекомендует использовать инновационные подходы к разработке алгоритмов в виде многофакторной фильтрации контента, смешанной модели рекомендательных систем, внедрения «случайности» в рекомендации и методики оценки качества контента. Многофакторная фильтрация контента может включать в себя использование таких алгоритмов, которые учитывают не только интересы пользователя, но и широкий спектр факторов, таких как: культурные и религиозные предпочтения, этические факторы, учет текущих ситуаций. Смешанная модель рекомендательных систем может включать в себя интеграцию различных подходов (контентный анализ, фильтрация на основе сложности) для создания более сбалансированных рекомендаций. Добавление случайных элементов в выборку контента может обеспечить доступ к материалам вне привычной зоны интересов пользователя. Разработка метрик для оценки качества источников могут использоваться алгоритмами для фильтрации контента.

Не мало важную роль в борьбе с информационными пузырями играет развитие медиаграмотности пользователей через основы обучения анализу информации, разработке онлайн-ресурсов с играми и тестами для проверки знаний и навыков медийной грамотности, а также вовлечение специалистов для проведения вебинаров, лекций, мастер-классов и семинаров, фокусирующихся на актуальных вопросах медийной грамотности.

**Заключение.** В результате исследования была раскрыта классификация информационных пузырей по источнику информации с нейросетевой алгоритмизацией. Продемонстрированы пути преодоления негативного воздействия информационных пузырей при помощи искусственного интеллекта. Внедрение обозначенных практик будет способствовать представлению более разноформатного контента, который может быть важен для формирования более полного взгляда на ситуации. Пользователи получают возможность открывать для себя новые темы и взгляды на знакомые вопросы, а более широкий охват различных точек зрения поможет минимизировать фильтр-пузыри. Образовательные инициативы и методики оценки качества контента обеспечат лучший контроль за качеством многообразной информации и ее восприятием. Пользователи смогут более осознанно подходить к выбору контента и развивать критическое восприятие информации, что особенно важно для молодого поколения, которое уже прочно находится в эпицентре Web-реальности.

### Библиографический список

1. Якупов Б.И., Гаврилова С.А. Общение с искусственным интеллектом как форма метакommunikации: Медиа и власть: власть медиа? :Сборник материалов Всероссийской научно-образовательной конференции с международным участием (Казань, 15 мая 2024 г.). – Казань: Издательство Казанского университета, 2024 – 392 с.
2. Рыжов В.П. О понятии «информация» // Известия вузов России. Радиоэлектроника. – 2011. – № 1 С. 3–8.
3. Корогодина В. И., Корогодина В. Л. Информация как основа жизни. Дубна: Феникс, 2000. 205 с.

## THE INFLUENCE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON THE FORMATION OF INFORMATION BUBBLES IN SOCIAL MEDIA

*Olga N. Khoroshavina*

Kazan (Volga Region) Federal University  
Str. Kremlevskaya, 18, Kazan, Russia, 420008  
[o.khoroshavina@bk.ru](mailto:o.khoroshavina@bk.ru)

This article examines the impact of algorithmization of neural networks in social networks. A direct connection between artificial intelligence and information sampling has been revealed. Recommendations are given on overcoming the influence of information bubbles by improving the quality of the work of artificial intelligence algorithmization.

As a result of the study, the classification of information resources according to the source of information with neural network algorithmization was revealed. The ways of overcoming the negative impact of information technologies with the help of artificial intelligence are demonstrated. The implementation of these practices will contribute to the presentation of more diverse content, which may be important for forming a more complete view of the situation. Students will have the opportunity to discover new topics and views on important issues, and a broader coverage of different points of view will help minimize filter bubbles. Educational initiatives and content quality assessment methods will provide better control over the quality of diverse information and its perception. Users will be able to choose content more consciously and develop a critical perception of information, which is especially important for the younger generation, which is already firmly located in the epicenter of Web reality.

**Keywords:** neural network technologies, social media, public opinion, legitimization of information bubbles.

## Секция: Искусственный интеллект и экономика

УДК330.4, 330.35

### РЕГРЕССИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКО-МНОЖЕСТВЕННОГО ПОДХОДА С ПРИЛОЖЕНИЯМИ К АНАЛИЗУ ЭКОНОМИЧЕСКОГО РОСТА

*Багаутдинова Наиля Гумеровна, Исмагилов Ильяс Идрисович,  
Алсаиед Гена*

Казанский (Приволжский) федеральный университет,  
420008, Россия, г. Казань, ул. Кремлёвская, 18  
nailya.mail@mail.ru, iiismag@mail.ru, ghenaaalsaied@gmail.com

Изучение взаимосвязей между экономическими переменными имеет большое значение в эмпирических исследованиях и играет важную роль в понимании экономических проблем. Классический регрессионный анализ является одним из широко известных методов количественного изучения экономических процессов по выборочным данным. Однако в некоторых ситуациях его применение оказывается недостаточно обоснованным вследствие ряда ограничений, накладываемых в основном предпосылками методов оценивания моделей. Использование нечеткого регрессионного анализа снимает ряд ограничений его классического аппарата. В статье представлена классификация регрессионных моделей. Кратко описаны некоторые известные и предложенные методы построения нечеткой модели линейной регрессии. Приведены основные выводы по результатам применения нечетких регрессионных моделей в виде производственных функций для анализа экономического роста.

**Ключевые слова:** регрессионный анализ, регрессионное моделирование, регрессионная модель, нечеткая регрессия, производственная функция, экономический рост.

**Введение.** Моделирование и прогнозирование являются важным этапом для анализа экономических процессов. При этом широко используются методы регрессионного анализа (РА). Аппарат РА широко используется для целей анализа и планирования экономической деятельности на государственном и региональном уровнях. В классическом варианте он изучает количественные взаимосвязи между показателями экономических процессов на основе построения регрессионных моделей (РМ) на основе четких данных и четких функциональных соотношений между переменными моделей [1].

Отметим широкое применение регрессионного моделирования для анализа экономического роста (ЭР) на уровне стран и их регионов. При этом в основном используются линейные и нелинейные производственные функции ПФ)[2]. Нелинейные модели используются в основном в мультипликативно-степенной форме (функции Кобба-Дугласа и их модификации с расширенным набором факторов.) При сравнительном изучении регионов страны по ЭР используются РМ панельных данных [3]. Отметим, что РМ в мультипликативно-степенной форме приводятся к линейному виду логарифмированием обеих частей уравнения регрессии. В итоге такого преобразования имеем лог-линейные РМ, который можно оценивать методом наименьших квадратов (МНК).

При использовании классической линейной регрессии (ЛР) в ряде случаев возникают проблемы, среди которых отметим следующие. При использовании МНК могут нарушаться его предпосылки (условия Гаусса-Маркова) [4]. Проблемы могут возникнуть, когда модель оценивается по короткой выборке, предположения о типе распределения вероятностей ненадежны или существует нечеткость между зависимыми и независимыми переменными [5]. Нечеткий РА позволяет снять ряд проблем, которые возможны при применении его классического аппарата. Методы нечеткой регрессии можно использовать при работе с данными в условиях неопределенности. С их использованием строятся нечеткие функциональные отношения между зависимыми и независимыми переменными, при этом входные данные могут быть четкими или нечеткими[6].

**Методы.** В общем случае методы нечеткого РА могут быть разделены на две группы. Первая группа методов базируется на МНК и его обобщениях. Этот подход, в свою очередь, имеет две разновидности, в одной из которых, используется критерий максимальной совместимости, а в другой – критерий минимизации квадратичного отклонения [7]. Вторая группа методов основано на линейном программировании. Танака Н. создал модель нечеткой ЛР, применив метод линейного программирования для оценки параметров с критерием минимума индекса нечеткости [8]. На основе метода Танаки предложен метод с использованием  $h$ -среза, использующий расширение симметричных треугольных нечетких коэффициентов до трапециевидных нечетких чисел [9]. Этот метод оптимизирует использование имеющихся данных, дает исследователю возможность вмешаться в процесс моделирования и использовать свой опыт для улучшения качества прогнозов.

На практике метод нечеткой ЛР в ряде случаев дает отдельные коэффициенты регрессии в виде четких чисел. С учетом этого нами предложена следующая классификация моделей ЛР по типу коэффициентов регрессии[6]:

1. Четкая регрессия (все коэффициенты модели являются четкими);
2. Частично-нечеткая регрессия (в модели хотя бы один нечеткий коэффициент);
3. Нечеткая регрессия (все коэффициенты модели являются нечеткими).

В [6] предложен метод построения нечетких моделей ЛР, основанный на оценивании ряда частично-нечетких моделей с дальнейшим их агрегированием в итоговую нечеткую регрессию. В этой РМ все коэффициенты регрессии задаются в нечетком виде, при этом входные данные представляют собой четкие числа, а предсказанные значения зависимой переменной описываются треугольными нечеткими числами.

В [10,11] предложен новый подход к построению нечеткой ЛР, в котором коэффициенты модели представляются в виде трапециевидных нечетких чисел. При этом входные данные также являются четкими числами, а предсказанные значения зависимой переменной описываются трапециевидными числами. Идея предлагаемого подхода к оцениванию нечеткой ЛР основана на формировании двух выборок с использованием исходной выборки. С этой целью предварительно оценивается четкая ЛР с использованием определенного метода оценивания. Нами предложено использование для этой цели МНК и метода наименьших модулей. Их использование приводит к двум вариантам реализации предложенного подхода к построению нечеткой ЛР.

Приведем краткое поэтапное описание методов в общей постановке

Этап 1. Оценивание четкой ЛР и расчет предсказанных значений зависимой переменной.

Этап 2. Формирование двух подвыборок на основе исходной выборки:

$$\text{Первая выборка: } y_{1t} = \begin{cases} y_t, & y_t \leq \hat{y}_t \\ \hat{y}_t, & y_t > \hat{y}_t \end{cases},$$

$$\text{Вторая выборка: } y_{2t} = \begin{cases} y_t, & y_t \geq \hat{y}_t \\ \hat{y}_t, & y_t < \hat{y}_t \end{cases},$$

где  $y_t$  – фактическое значение зависимой переменной;  $\hat{y}_t$  – предсказанное значение зависимой переменной по четкой ЛР.

Этап 3. Построение по каждой подвыборке частичной нечеткой ЛР с коэффициентами в виде треугольных нечетких чисел.

Этап 4. Построение нечеткой ЛР с коэффициентами в виде трапециевидных нечетких чисел с использованием коэффициентов частичных нечетких регрессий.

По построенной нечеткой ЛР определяются значения зависимой переменной в виде трапециевидных нечетких чисел вида  $(a_i, b_i, c_i, d_i)$ .

**Результаты.** Нечеткий РА в настоящее время начинает применяться и достаточно эффективно показывает себя на практике при моделировании и прогнозировании ЭР. Приведем в краткой форме основные выводы по результатам проведенных нами исследований. В них решались задачи моделирования и прогнозирования ЭР на примере РТ с использованием валового регионального продукта (ВРП). При этом были использованы статистические данные из официальной информации, размещенной на сайте Территориального органа Федеральной службы государственной статистики по Республике Татарстан (<https://tatstat.gks.ru>).

Исследования регионального ЭР были проведены с использованием РМ как четких, так и нечетких с использованием ПФ. Оценивание четких и

нечетких РМ на основе ПФ в мультипликативно-степенной форме проводилось приведением их к линейному виду. Четкие модели оценивались в среде эконометрического пакета Gretl, реализация методов построения нечетких моделей была проведена в среде табличного процессора MSExcel с использованием надстройки Поиск решения. Для получения точечных оценок по нечетким числам использовалась операция их дефазификации по методу центра площади.

В [12] приведены результаты исследования по моделированию регионального ЭР на основе ПФ и выбору ее наилучшей спецификации. Полученные результаты показывают, что агрегированная нечеткая РМ позволяет лучше интерпретировать доверительные интервалы для эластичности по факторам экономического роста (труда и капитала). Следовательно, нечеткая ПФ позволяет сделать более адекватные выводы относительно экономической системы РТ.

Разработанные нечеткие модели регионального ЭР в виде линейных двухфакторных ПФ предложены в [11]. В результате оценки качества моделей показано, что метод нечеткой ЛР с использованием трапециевидных чисел на основе метода наименьших модулей даёт более высокую точность прогнозирования ВРП и лучше объясняет его динамику.

Результаты регрессионного анализа регионального ЭР с использованием как четкого, так и нечеткого подходов представлены в [13]. Показано, что модель нечеткой ЛР адекватно описывает зависимость ВРП в случае полной и укороченной выборки и даёт лучшую точность прогнозирования в случае укороченной выборки.

Моделирование регионального ЭР с помощью нечеткой ЛР с трапециевидными коэффициентами на основе МНК проведено в [10]. Результаты показывают, что нечеткая модель на основе предложенного метода ее построения обеспечивает лучшие точностные показатели по сравнению с четкой РМ.

**Заключение.** Проведенные исследования показали перспективность использования нечеткого регрессионного моделирования для анализа ЭР. Применение нечетких РМ особенно эффективно в случае коротких выборок, когда они позволяют получить более надежные прогнозные решения. Это связано с тем, что эти модели снимают ряд проблем, связанных с оцениванием четких регрессий классическими методами.

#### **Библиографический список**

1. Nataliya Chukhrova, Arne Johannssen. Fuzzy regression analysis: Systematic review and bibliography // Applied Soft Computing. 2019. Vol84 . [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494619304892>.
2. Петухов Н.А., Горидько Н.П., Нижегородцев Р.М. Факторы экономического роста российских регионов: моделирование, анализ, прогноз. - М.: ООО «НИГЖЦ Восход-А», 2012. - 292 с.
3. Багаудинова Н. Г., Кадочникова Е.И. К вопросу о факторах эндогенного роста в регионах // Анализ, Моделирование, Управление, Развитие социально-экономических систем (АМУР-2023): сборник научных трудов XVII Международной школы-симпозиума. К 105-летию ФГА-ОУ ВО «КФУ им. В. И. Вернадского», Симферополь-Судак, 14–27 сентября 2023 года. – Симферополь, 2023. - С. 47-50.
4. Kim K. J., Chen H. A Comparison of fuzzy and Nonparametric Linear Regression // Computers Ops Res. – 1997. – Vol. 44. – Pp. 505–519.

5. Savic D.A., Pedrycz W. Evaluation of Fuzzy Linear Regression Models // Fuzzy Sets and Systems. – 1991. – No. 39. – Pp. 51.
6. Исмагилов И.И., Алсаиед Г. Классификация регрессионных моделей и метод построения линейных нечетких регрессий // Инновационная экономика: информация, аналитика, прогнозы. – 2023. – № 2. - С. 130-138.
7. Chang Y., Ayyub B. Fuzzy regression methods - a comparative assessment // Fuzzy Sets and Systems. -2001. – No. 119. - Pp. 187-203.
8. Tanaka H., Hayashi I., Watada J. Possibilistic linear regression analysis for fuzzy data // European journal of operational research. - 1989. – Vol. 40. - Pp. 389- 396.
9. Charfeddine. S.K., Zbidi. F, Mora-Camino. Fuzzy Regression Analysis using Trapezoidal Fuzzy Numbers. EUSFLAT – LFA. 2005. – Pp. 1213–1218.
10. Пыас Idrisovich Ismagilov, GhenaAlsaied. Fuzzy Regression Analysis using Trapezoidal Fuzzy Numbers // Industrial Engineering & Management Systems. - 2020. - Vol. 19. - No.4. - P.896-900.
11. Исмагилов, И. И., Алсаиед Г. Оценивание нечеткой линейной регрессии с трапециевидными коэффициентами на основе метода наименьших модулей// Друкеровский вестник. - 2023. - № 5. - С. 261-271.
12. Алсаиед Гена. Построение модели регионального экономического роста на основе нечеткой производственной функции // Финансовая экономика. - 2024. - № 1. - С. 6-9.
13. Пыас Idrisovich Ismagilov, GhenaAlsaied. Modeling gross regional product based on crisp and fuzzy regressions // Revista Turismo: estudos e práticas. - 2020. – No.4 .[Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://geplat.com/rtep/index.php/tourism/article/view/834/795>.

## **REGRESSION MODELING BASED ON AN FUZZY-PLURAL APPROACH WITH APPLICATIONS TO THE ANALYSIS OF ECONOMIC GROWTH**

*Bagautdinova Nailya Gumerovna, Ismagilov Ilyas Idrisovich, Alsaied Ghena*

Kazan Federal University,  
Str.Kremlevskaya, 18, Kazan, Russia, 420008,  
nailya.mail@mail.ru, iismag@mail.ru, ghenaalsaied@gmail.com

The study of the relationships between economic variables is of great importance in empirical research and plays an important role in understanding economic problems. Classical regression analysis is one of the widely known methods of quantitative study of economic processes based on sample data. However, in some situations, its application turns out to be insufficiently justified due to a number of limitations imposed mainly by the prerequisites of model estimation methods. The use of fuzzy regression analysis removes a number of limitations of its classical apparatus. The article presents a classification of regression models. Some known and proposed methods for constructing a fuzzy linear regression model are briefly described. The main conclusions on the results of applying fuzzy regression models in the form of production functions for analyzing economic growth are presented.

**Keywords:** regression analysis, regression modeling, regression model, fuzzy regression, production function, economic growth.

**РАЗРАБОТКА ИННОВАЦИОННОГО ПОДХОДА К ИССЛЕДОВАНИЮ  
УРОВНЯ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОЙ ЛОЯЛЬНОСТИ В СФЕРЕ  
АВИАПЕРЕВОЗОК С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО  
ОБУЧЕНИЯ**

*Коротченко Денис Сергеевич*

Санкт-Петербургский государственный университет,  
190034, Россия, Санкт-Петербург, Университетская наб., д. 7–9  
[korotchenkods@gmail.com](mailto:korotchenkods@gmail.com)

*Шмидт Светлана Андреевна*

ООО "Яндекс Беспилотные Технологии",  
119021, Россия, Москва, ул Тимура Фрунзе, д. 11 к. 2  
[iana0771711@gmail.com](mailto:iana0771711@gmail.com)

В статье разработана инновационная модель прогнозирования лояльности потребителя к авиакомпании. В основе представленной модели лежит дерево принятия решений. Такой подход к анализу данных позволил получить большую точность прогнозирования, чем представленный ранее нейросетевой подход. Также в рамках работы удалось выделить ключевые факторы, влияющие на лояльность пассажиров. Данное исследование может быть использовано авиакомпаниями с целью повышения спроса и потребительской лояльности.

**Ключевые слова:** инновационный подход, машинное обучение, математическое моделирование, искусственный интеллект, дерево принятия решений, прогнозирование, потребительская лояльность, отрасль авиаперевозок.

**Введение.** При выборе билета на самолет пассажиры принимают решение на основе многих параметров, одним из которых является предыдущий опыт полета рейсами той или иной авиакомпании. Построение деревьев принятия решений — иерархической структуры правил — один из простых, но эффективных методов машинного обучения для анализа и предсказания данных, отличающийся простотой интерпретации полученной модели [1].

В данной статье разработана модель оценки лояльности пассажира к авиакомпании. В основе предложенной модели лежат деревья принятия решений. Такой подход к построению модели позволил выделить ключевые факторы, влияющие на лояльность пассажиров.

В 2021 году была опубликована работа [2], в которой для решения такой задачи предлагалось использование нейросетевой модели, представляющей из себя перцептрон с двадцатью двумя входными нейронами, одним выходным и одним внутренним скрытым слоем с восемью нейронами. Ошибка тестирования полученной модели составила 23%.

Данная работа демонстрирует модель, дающую меньшую ошибку тестирования, рассчитанную на тех же обучающей и тестовой выборках. Также использование деревьев принятия решений позволило обучить модель на

множестве данных большего размера, что приводит к более репрезентативным результатам при анализе наиболее значимых характеристик. Значимо, что набор наиболее важных факторов отличается от результатов, опубликованных в [2].

### **Постановка задачи и формирование обучающей и тестовой выборки.**

Для обучения и тестирования модели было найдено подходящее множество данных в открытом доступе, опубликованное в Kaggle [3].

Множество данных содержит следующие входные параметры: X1 — пол пассажира, X2 — лояльность пассажира, X3 — возраст, X4 — цель поездки, X5 — класс билета, X6 — дальность полета в километрах, X7 — WiFi во время полета, X8 — удобство времени отправления и прибытия, X9 — процесс онлайн-покупки билета, X10 — расположение выхода на посадку в аэропорту вылета, X11 — еда и напитки в полета, X12 — онлайн-регистрация на рейс, X13 — удобство посадочных кресел в самолете, X14 — досуг в полете, X15 — сервис на борту, X16 — место для ног, X17 — процесс сдачи и получения багажа, X18 — регистрация на рейс, X19 — сервис в полете, X20 — чистота на борту, X21 — задержка отправления в минутах, X22 — задержка прибытия в минутах. Выходной параметр D1 — удовлетворенность пассажира перелетом.

Входные параметры X7 — X20 представляют из себя результаты опроса пассажиров, где 0 — не применимо (например, WiFi недоступен в полете), 1 — пассажир совершенно не удовлетворен соответствующим параметром, 5 — полностью удовлетворен. Выходной параметр D1 является бинарным, где 0 — пассажир удовлетворен перелетом, 1 — нейтрально относится к полету или недоволен.

Категориальные входные параметры (X1, X2, X4, X5) были преобразованы в соответствующие индикаторные параметры.

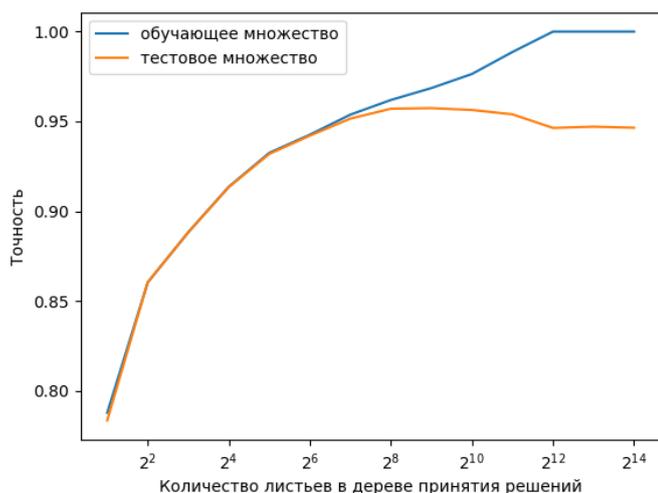
Множество данных разделено на обучающую выборку, состоящую из 103904 примеров, и тестовую выборку, состоящую из 25976 примеров.

**Проектирование, обучение и тестирование модели.** Проектирование, обучение и тестирование модели выполнялось на языке программирования Python с применением инструмента scikit-learn [4].

Одним из преимуществ деревьев принятия решений является автоматический отбор признаков для принятия решения в узлах [5]. Это позволяет не задумываться об отборе входных параметров, поэтому на вход модели были переданы все имеющиеся входные параметры.

При построении дерева принятия решений важным параметром является размер модели, выражающийся в количестве листьев в дереве. Для определения оптимального количества листьев использовался следующий подход: экспоненциально увеличивая количество листьев, модель обучалась на обучающей выборке, после чего измерялась ее точность (доля верно предсказанных ответов) для обучающих и тестовых выборок. Эксперименты показали (рис. 1), что после достижения размера в 256 листьев модель, достигнув

максимального значения точности на тестовой выборке, начинает переобучаться.



**Рисунок 1. Зависимость точности предсказания на обучающем и тестовом множествах в зависимости от размера дерева принятия решений**

Полученная модель с 256 листьями показала точность в 95,7% на тестовой выборке.

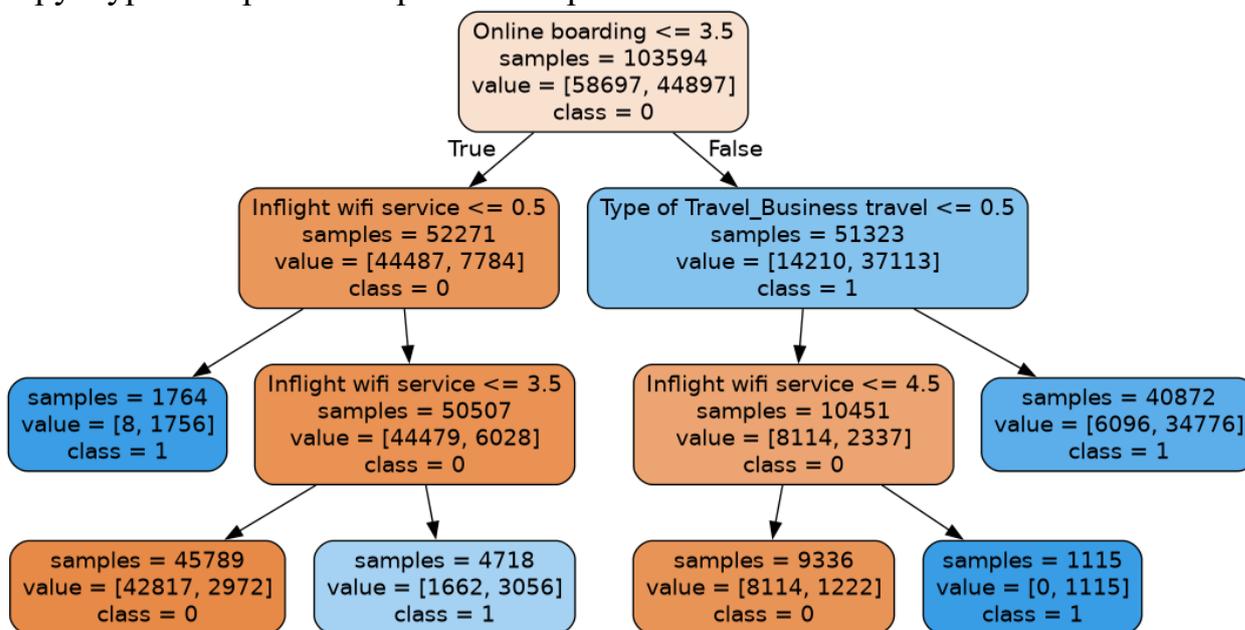
Поскольку в [2] использовалась лишь часть доступного множества данных, для проведения более релевантного сравнения с результатом, опубликованным в [2], дополнительно модель с той же архитектурой была обучена на четырех тысячах случайных примеров. Точность такой модели составила 91,2% на тестовой выборке при 256 листьях в дереве, но даже при двух листьях (то есть при модели, состоящей из одного разделяющего узла) точность на тестовом множестве составила 78,3%, что соответствует средней ошибке тестирования в 21,7%, что лучше, чем результат, полученный в [2].

Исследование предметной области. Для выявления наиболее значимых параметров в первую очередь были рассмотрены значения свойства `feature_importances_`, а также значение метрики `permutation_importance` для полученной модели. В инструменте `scikit-learn` значение свойства `feature_importances_` позволяет выделить параметры, узлы с которыми в качестве разделяющей переменной дают наибольший суммарный вклад в изменение критерия Джини. Значение метрики `permutation_importance` показывает важность параметра при помощи проведения следующего статистического эксперимента: фиксируется все множество данных, кроме данных, относящихся к заданному параметру, после чего заданный параметр меняется случайным образом во всех примерах, а затем измеряется, насколько это повлияло на точность модели [6].

В обеих метриках наиболее важными параметрами оказались X4 (цель поездки), X7 (WiFi в полете) и X12 (онлайн-регистрация на рейс). В [2] параметры X7 и X4 также оказались наиболее важными, однако параметр X12 стал лишь восьмым по важности, в то время как для полученного дерева принятий решений с точки зрения свойства `feature_importances_` это наиболее важный параметр.

Обратимся теперь к структуре полученного дерева. Оказалось, что узлы, ближайшие к корню дерева с 256 листьями, совпадают с узлами дерева с 6 листьями. Наиболее важными параметрами с точки зрения структуры дерева являются те, что попали в наиболее близкие к корню листья, так как они приводят к наиболее сильному расщеплению исходного множества, а эти листья совпадают для деревьев с 6 и 256 листьями.

Рассмотрим модель, обученную на описанной выше выборке, представляющую из себя дерево принятия решений, состоящее из 6 листов, структура которого изображена на рис. 2.



**Рисунок 2. Дерево принятия решений с шестью листьями**

Из структуры дерева видно, что корневой узел разделяется за счет параметра X12 (пассажиры оценили удовлетворенность онлайн-регистрацией от 0 до 3 или от 4 до 5). Также наиболее близкие к корню узлы содержат параметры X4 и X7, что подтверждает результаты, описанные выше

**Заключение.** В результате исследования построена модель на основе деревьев принятия решения для прогнозирования уровня лояльности потребителя к авиакомпании.

Спроектированная модель учитывает 22 входных параметра. Методами оценки важности признаков при перестановках, влияния на критерий Джини и изучения узлов полученного дерева, выявлено, что наибольшее влияние на лояльность пассажира имеют наличие и качество WiFi на борту, цель поездки и удобство онлайн-регистрации на рейс.

Таким образом, для увеличения спроса и повышения потребительской лояльности авиакомпаниям следует уделить внимание качеству WiFi на борту воздушного судна, а также удобству процесса онлайн-регистрации.

### Библиографический список

1. Коршунов Ю.М. Математические основы кибернетики. М.: Энергоатомиздат, 1987. – 296 с.
2. Богомягкова Е.А., Лобанова В.Е. Прогнозирование удовлетворенности пассажиров авиаперелетом // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века : сборник статей по материалам Седьмой всероссийской научно-практической конференции с международным участием (г. Пермь, 21-22 октября 2021 г.) / под редакцией

- Л.Н. Ясницкого; Пермский государственный национальный исследовательский университет. – Пермь, 2021. С. 175-180.
3. Airline Passenger Satisfaction. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.kaggle.com/teejmahal20/airline-passenger-satisfaction>
  4. Кокорев, Д.С., Степаненко Д.Б. Scikit-learn: машинное обучение в Python // Аллея науки. – 2018. – Т. 1, № 1(17). – С. 834-838.
  5. Кафтанников, И. Л. Особенности применения деревьев решений в задачах классификации / И. Л. Кафтанников, А. В. Парасич // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2015. – Т. 15, № 3. – С. 26-32.
  6. Шевская, Н.В. Объяснимый искусственный интеллект и методы интерпретации результатов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2021. – Т. 9, № 2(33).

## **THE DEVELOPMENT OF AN INNOVATIVE APPROACH TO STUDYING THE LEVEL OF CUSTOMER LOYALTY IN THE AIR TRANSPORTATION INDUSTRY USING MACHINE LEARNING**

*Denis S. Korotchenko*

Saint Petersburg State University,  
7-9 Universitetskaya Embankment, St Petersburg, Russia, 199034

[korotchenkods@gmail.com](mailto:korotchenkods@gmail.com)

*Shmidt Svetlana Andreevna*

Yandex LLC,

11 bldg. 2 Timur Frunze str., Moscow, Russia, 119021

[ivanovii@gmail.com](mailto:ivanovii@gmail.com)

The article presents an innovative model for predicting customer loyalty to an airline. The model is based on a decision tree, which allows for more accurate forecasting than the neural network approach previously used. Additionally, the study identified key factors that affect passenger loyalty, which can be used by airlines to enhance demand and customer satisfaction.

**Keywords:** innovative approach, machine learning, mathematical modeling, artificial intelligence, decision tree, forecasting, consumer loyalty, airline industry.

УДК 004.942

## **ВЛИЯНИЕ ФИНАНСОВЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НА УСТОЙЧИВОСТЬ КОМПАНИЙ В РАЗНЫХ СТРАНАХ**

*Лашкевич Елизавета Витальевна*

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»,

101000, Россия, г. Москва, ул. Мясницкая, д. 20

[evlashkevich@hse.ru](mailto:evlashkevich@hse.ru)

Исследование направлено на изучение влияния финансовых показателей на устойчивость компании. В статье представлено описание разработки универсальных прогностических моделей для оценки вероятности финансовой несостоятельности фирм в разных странах. Полученные модели позволяют с дос-

точно точно определять вероятность банкротства на основании финансовых параметров.

**Ключевые слова:** машинное обучение, финансовая устойчивость, прогнозирование вероятности банкротства.

**Введение.** В настоящее время известно множество моделей прогнозирования банкротств, однако их применение, как правило, ограничено одной страной. В то же время компании, выходящие на новые рынки, часто не имеют достаточных данных для построения надежной модели оценки локальных поставщиков, партнеров и других экономических агентов, действующих в конкретной стране. Одним из возможных решений в таком случае является применение для оценки фирм нового рынка моделей, обученных на данных стран, в которых заинтересованная компания давно ведет бизнес. Однако, при этом возникает вопрос переносимости таких моделей.

Исследования в области прогнозирования банкротства являются ключевым направлением в банковском деле, финансах и бухгалтерском учете уже более пятидесяти лет [1, 2]. В этой области в первую очередь рассматриваются два направления: прогнозирование корпоративного банкротства и изучение процесса банкротства. В то время как прогнозирование банкротства часто основывается на анализе финансовых показателей за короткий период до наступления кризиса, изучение процесса банкротства в течение более длительного периода времени позволяет глубже понять, как происходит банкротство предприятий [3].

Исследователи используют как качественные [4-7], так и количественные [8, 9] методы для анализа финансовых проблем. Количественные методы включают в себя статистические методы и методы машинного обучения, анализирующие финансовые коэффициенты, отзывы клиентов и другие данные для прогнозирования финансовой несостоятельности [10-17]. Эти методы включают линейные и нелинейные подходы, такие как дискриминантный анализ, деревья классификации и нейронные сети.

Хотя большинство исследований основано на данных по отдельным странам или отраслям, предпринимаются попытки оценить применимость этих моделей в международном масштабе [18]. Однако из-за различий в корпоративном управлении, законодательстве и стандартах бухгалтерского учета в разных странах создание универсальной модели прогнозирования банкротства остается сложной задачей. В связи с этим возникает главный вопрос исследования: «Можно ли разработать модель прогнозирования финансовой несостоятельности, которая была бы эффективна в разных странах и условиях?» Этот вопрос находится в центре внимания текущего исследования, целью которого является изучение возможности создания такой модели.

**Постановка задачи и формирование набора данных.** Данные собраны из системы ORBIS (ex-Amadeus), поддерживаемой Moody's Analytics/Bureau van Dijk. Ресурс содержит исчерпывающую информацию о более чем 400 миллионах государственных и частных компаний и организа-

ций по всему миру – 40 миллионов из этих записей содержат подробную финансовую информацию. В данном исследовании используются финансовые данные промышленных компаний за 2021 год.

Набор данных для создания моделей содержит 18 961 797 компаний. Данные содержат 286 атрибутов, содержащих различную информацию о финансовых показателях компаний, а также о виде деятельности, регионе и т. д. Также набор данных был дополнен несколькими расчетными показателями, отражающими различные аспекты финансового состояния компании, такие как ликвидность, стабильность, долговой рычаг, а также показатели модели Альтмана. В качестве целевой переменной использовался статус компании.

Основная цель данной работы – разработать модель, позволяющую точно оценить вероятность финансового краха для разных стран. Для достижения этой цели был проведен тщательный анализ финансовых данных нескольких стран. Для начала страны были разделены на две группы – развитые и развивающиеся – с использованием подхода Всемирного банка, основанного на показателе ВВП на душу населения [19]. Важно отметить, что некоторые страны, такие как Чили, Соединенные Штаты Америки и Россия, были исключены из анализа. Это объясняется тем, что финансовые системы этих стран значительно отличаются от тех, которые анализируются в данном исследовании.

**Проектирование, обучение и тестирование моделей.** На первом этапе был произведен однофакторный анализ (SFA) с целью выявления наиболее информативных признаков по их статистической зависимости от целевой переменной. Чтобы оценить производительность бинарной модели классификации в условиях несбалансированных данных использовались метрики точность (Precision), полнота (Precision), F1-мера (F1-score), площадь под ROC-кривой (Area under ROC-curve, AUC-ROC), доля отрицательных объектов, неправильно предсказанных положительными (false positive rate, FPR), доля положительных объектов, неправильно предсказанных отрицательными (false negative rate, FNR).

В качестве алгоритмов для экспериментальных моделей сначала использовались линейные (Logistic regression, далее – LR) и нелинейные (DecisionTree, далее – DT, RandomForest, далее – RF CatBoost, далее – CB).

На основании шорт-листа WOE<sup>25</sup>-трансформированных признаков, полученного на этапе однофакторного анализа, затем был проведен многофакторный анализ (MFA). Окончательная комбинация признаков подбиралась итеративно с помощью логистической регрессии с параметрами по умолчанию с учетом максимизации Джини.

Для определения наиболее значимых признаков для нелинейных моделей использовались методы Feature importance и Permutation importance.

---

<sup>25</sup> WOE-преобразование (WOE-биннинг) – это метод группировки переменных в категории на основе уровня их связи с целевой переменной. Показатель веса доказательств (Weight of Evidence, WOE) рассчитывается для каждой категории переменной и зависит от процентного соотношения «хороших» и «плохих» событий в каждой группе.

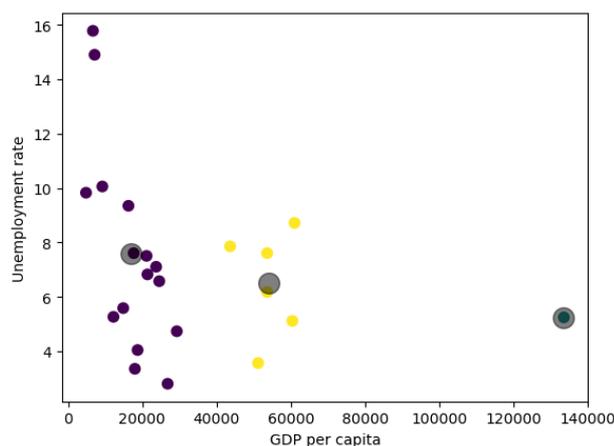
**Исследование предметной области.** В финальную спецификацию логистической регрессионной модели для группы развивающихся стран (далее –  $LR_{developing}$ ) попали себестоимость проданных товаров, оборотный капитал, денежный поток, коэффициент оборачиваемости активов и чистая прибыль. Для группы развитых (далее –  $LR_{developed}$ ) значимые финансовыми показателями – маржа прибыли, операционные денежные средства, прочие средства акционеров, период инкассации (дни), прибыль на одного сотрудника, налогообложение, коэффициент ликвидности. Фактически, для двух линейных моделей мы видим, что нет таких финансовых показателей, которые были бы значимы для всех типов стран.

Для модели CatBoostClassifier, обученной на данных стран развивающейся группы (далее –  $CB_{developing}$ ) наиболее значимыми признаками являются операционная выручка, объем продаж, прочие средства акционеров, себестоимость проданных товаров, прибыль на одного сотрудника. обученной на данных стран развитой группы (далее –  $CB_{developed}$ ) наиболее значимыми признаками являются прочие средства акционеров, прибыль на одного сотрудника, продажи, средства акционеров, коэффициент оборачиваемости активов.

Учитывая качество данных, результаты эксперимента и очень сильный дисбаланс классов, можно считать, что модель работает хорошо, если Gini больше 80%, F1 больше 70% и FPR меньше 30%. Таким образом,  $LR_{developing}$  работает неудовлетворительно на выборке для тестирования для всех стран,  $LR_{developed}$  работает хорошо для Австрии (Джини – 92.48%), Литвы (Джини – 94.76%) и Германии (Джини – 87.55%).

$CB_{developing}$  помогла добиться высоких результатов для всех стран. Что касается  $CB_{developed}$ , то в некоторых странах, таких как Финляндия (F-мера – 45.81%), Хорватия (F-мера – 23.10%), Португалия (F-мера – 40.80%) и Латвия (F-мера – 46.43%), она показала низкие результаты. С другой стороны, модель показала удовлетворительные результаты для Франции (Джини – 76.86%, F-мера – 58.77%) и Швеции (Джини – 87.74%, F-мера – 68.35%), что является многообещающим признаком. Тем не менее, чтобы обеспечить надежность результатов, важно провести дальнейшие исследования и анализ, которые помогут создать более надежную и точную модель применимую ко всем странам этой группы.

С целью построения модели, которая будет эффективна для всех стран группы, дополнительно была произведена кластеризация стран по экономическим факторам. В длинный список таких факторов для кластеризации входят ВВП на душу населения, ВВП, ВНД на душу населения, уровень безработицы и индекс легкости ведения бизнеса. Результаты KMeans кластеризации приведены на рисунке 1.



**Рисунок 1. Кластеризация стран (KMeans)**

Для модели логистической регрессии первого кластера (далее –  $LR_{cl_1}$ ) в финальную спецификацию попали оборотный капитал, денежный поток и коэффициент оборачиваемости активов (как для  $LR_{developing}$ ); операционные денежные средства, прибыль на одного сотрудника и период инкассации (дни) (как для  $LR_{developed}$ ); акционерные средства и коэффициент платежеспособности, можно сказать, что эти финансовые показатели являются значимыми для компаний данного кластера стран. Однако такая модель показывает результаты хуже по сравнению с  $LR_{developing}$  и  $LR_{developed}$ .

На основе модели логистической регрессии второго кластера (далее –  $LR_{cl_2}$ ) было установлено, что наиболее значимыми характеристиками для этих стран являются рентабельность собственного капитала (с использованием чистой прибыли) до налогообложения, валовая маржа, прибыль до вычета процентов и налогов и оборачиваемость чистых активов. Модель также не показала хороших результатов для большинства стран, за исключением Швеции (Джини – 96.81%, F-мера – 84.29%).

Наиболее информативными характеристиками первого кластера модели CatBoostClassifier (далее –  $CB_{cl_1}$ ) являются акционерные средства, прочие акционерные средства, денежный поток, прибыль на одного сотрудника и коэффициент оборачиваемости активов, причем почти все эти характеристики входят в первую пятерку в  $CB_{developed}$ . Что касается второго кластера модели CatBoostClassifier (далее –  $CB_{cl_2}$ ), то здесь наиболее значимыми характеристиками являются прибыль до вычета процентов и налогов, прибыль/убыток до налогообложения, прочие фонды акционеров, базовая доходность, валовая прибыль. Данная модель также показала результаты хуже, чем  $CB_{developing}$  и  $CB_{developed}$ .

Кроме того, чтобы выяснить, можно ли на данных одной страны разработать такую интерпретируемую модель, которая будет эффективна в другой, была разработана модель логистической регрессии для компаний Германии (далее –  $LR_G$ ). Модель показывает достаточно хорошие результаты только

для Австрии (Джини – 93.55%, F-мера – 87.07%) и Болгарии (Джини – 88.32%, F-мера – 72.10%).

Окончательная спецификация  $LR_G$  включает средства акционеров, операционную выручку и финансовые расходы, рентабельность активов – прибыль/убыток до налогообложения.

На практике модель логистической регрессии на данных Германии, Люксембурга, Франции, Венгрии и Швеции (далее –  $LR_{GLFHS}$ ) показала свою эффективность при точной оценке поставщиков на новых рынках Австрии (Джини – 92.50%, F-мера – 85.62%), Болгарии (Джини – 95.15%, F-мера – 76.83%) и Словении (Джини – 97.39%, F-мера – 77.28%). Используя данные с аналогичных рынков, корпорации могут получить ценную информацию о потенциальной эффективности поставщиков на новом рынке. Это поможет им принимать обоснованные решения о том, с какими поставщиками работать и как управлять отношениями с ними.

**Заключение.** Подводя итог, можно сказать, что удалось разработать точную модель прогнозирования финансовой несостоятельности для большинства стран. Исследование подчеркивает важность тщательного тестирования и разработки при создании моделей, которые будут применяться в разных регионах. Если учесть более широкий спектр факторов и собрать больше данных из разных стран, возможно, удастся создать более эффективную модель, которую можно будет применять более широко.

#### **Библиографический список**

1. Agarwal, V., Taffler, R.J., (2007). Twenty-five years of the Taffler Z-score model: does it really have predictive ability? *Account. Bus. Res.* 37 (4), 285–300;
2. Grice, J.S., Dugan, M.T., (2001). The limitations of bankruptcy prediction models: some cautions for the researcher. *Rev. Quant. Finan. Acc.* 17 (2), 151–166;
3. Zelenkov Y.A. (2022) Analysing the firm failure process using Bayesian networks. *Business informatics*, 16(1):22-41;
4. O'Connor, B., Balasubramanyam, V., Miller, P. (2010). Qualitative analysis of textual data from financial reports to predict bankruptcy in the US banking industry. *Journal of Business Research*, 63 (9-10), 943-951;
5. Marques, A., Carvalho, J., Ferreira, M. (2013) Qualitative analysis of textual data from financial reports to predict bankruptcy in the Portuguese banking industry. *International Review of Financial Analysis*, 29, 1-10.
6. Li Y., Li L., Wang Z. (2015) Using qualitative analysis of textual data from financial reports to predict bankruptcy in China's stock market. *Expert Systems with Applications*, 42(20): 7114-7125;
7. Goh K. H., Lim K. Y. (2015) Qualitative analysis of financial statements: A review. *International Journal of Managerial Finance*, 11(2):102-130;
8. Wang Y., Wang Y., Li J. (2018) Bankruptcy Prediction in Chinese Banking Sector Based on Text Mining and Natural Language Processing. *IEEE Access*, 6, 51820-51827;
9. Kuo Y.-L., Chiang C.H., Hsu C.H. (2019) Sentiment analysis of financial reports: A review. *Expert Systems with Applications*, 115: 139–153;
10. Bellovary J.L., Giacominio D.E., Akers M.D., (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *J. Financ. Educ.* 1–42;
11. Beaver W. (1996). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5, 71–111.
12. Altman E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
13. Fitzpatrick P., (1932). A Comparison Of Ratios Of Successful Industrial Enterprises With Those Of Failed Firms. *Certif. Public Accountant* 1 (1), 598–605;

14. Shi Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2), 114–127;
15. Du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286–303;
16. Du Jardin P. (2011) *Survival Analysis: A Practical Approach to Analyzing Financial Risk*. Wiley;
17. Zelenkov Y., (2020) Bankruptcy Prediction Using Survival Analysis Technique. *IEEE 22nd Conference on Business Informatics (CBI)*, 141-149;
18. Altman E.I., Iwanicz-Drozowska M., Laitinen E. K., Suvas A. (2017) Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman’s Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2): 131-171
19. Semak A. (2019) Economic development. Determination of the factors causing the “Great divergence.” Resolving international economic problems with the tools of contemporary econometrics (K. Beck, ed.). Lazarski University Press.

## **THE IMPACT OF FINANCIAL PERFORMANCE ON THE SUSTAINABILITY OF COMPANIES IN DIFFERENT COUNTRIES**

*Elizaveta V. Lashkevich*

HSE University,

Str. Myasnitskaya, 20, Moscow, Russia, 101000

evlashkevich@hse.ru

The research is aimed at studying the impact of financial indicators on the sustainability of the company. The paper describes the development of predictive models to assess the probability of financial insolvency of firms in different countries. The resulting models allow for a reasonably accurate determination of the probability of bankruptcy based on financial variables. Ultimately, this research highlights the importance of rigorous testing and development when creating models that will be applied across different regions. By taking into account a broader range of factors and gathering more data from different countries, it may be possible to create a more effective model that can be applied more broadly.

**Keywords:** machine learning, financial stability, bankruptcy probability prediction.

УДК 004.032.26

## **НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОИМОСТИ ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ ПЕРВИЧНОГО РЫНКА В ГОРОДЕ ПЕРМИ**

*Зянкина Екатерина Григорьевна*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15,

[ekaterinazyankina@gmail.com](mailto:ekaterinazyankina@gmail.com)

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования стоимости недвижимости первичного рынка в городе Перми. Система позволяет с большой точностью предсказать стоимость недвижимости в определенный момент времени на основании данных о параметрах застройки.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, городская недвижимость, первичный рынок недвижимости, прогнозирование стоимости недвижимости.

**Введение.** Прогнозирование стоимости квартир на первичном рынке недвижимости является одной из актуальных и важных для изучения тем в настоящее время. Ранее были представлены работы по изучению стоимости недвижимости на вторичном рынке. Однако, в связи с увеличением объема строительства новых жилых домов в городе Пермь, нельзя точно оперировать параметрами стоимости домов, которые были построены задолго до этого. Существенная разница заключается в том, что динамика цен на квартиры в первичном рынке больше, чем на вторичном рынке недвижимости. Это связано с ключевым фактором: продажи квартир начинаются до того, как жилье будет введено в эксплуатацию, квартиры продаются на этапе строительства. С юридической точки зрения, граждане покупают не саму квартиру как существующий объект, а долю в строительстве. Такое отличие существенно влияет на образование цен на такие «доли», которые в будущем регистрируются как объекты недвижимости. И поэтому, подход, применяемый к формированию цен на жилье на вторичном рынке недвижимости не может быть полностью применен к жилью, которое еще строится в фонде первичной недвижимости.

Как показал опыт Пермской научной школы искусственного интеллекта, [1-4], правильно натренированная нейросетевая система может добиться успешности большей части прогнозов стоимости квартир на вторичном рынке недвижимости. Как показывает практика инвестирования в недвижимость [5-6], новостройки пользуются большим спросом в данном вопросе. Поэтому ставится задача: определить стоимость продажи квартир первичного рынка недвижимости на разных этапах строительства.

Данная работа поможет застройщикам более верно определить стоимость недвижимости на разных этапах строительства и изменять ее в зависимости от текущих условий, чтобы сохранить спрос граждан на участие в долевом строительстве и при этом извлечь максимальную выгоду от строительства. Инвесторам – для лучшего выбора покупки доли объекта строительства и его дальнейшей продажи с извлечением максимальной прибыли. А гражданам, желающим купить квартиру для собственного проживания, понять в какой этап строительства им выгоднее вложиться в зависимости от обстоятельств.

Сбор данных происходит по объектам строящимся или недавно введенным в эксплуатацию на территории города в данный момент времени, так как собрать данные за прошедшие года не представилось возможным. Основная цель работы – проектирование, обучение и тестирование нейросетевой модели на этих данных. Созданную нейросеть исследовать на предмет выявления закономерностей рынка вновь вводимой городской недвижимости. Конечный результат – нейросетевая система, способная прогнозировать стоимость квартир.

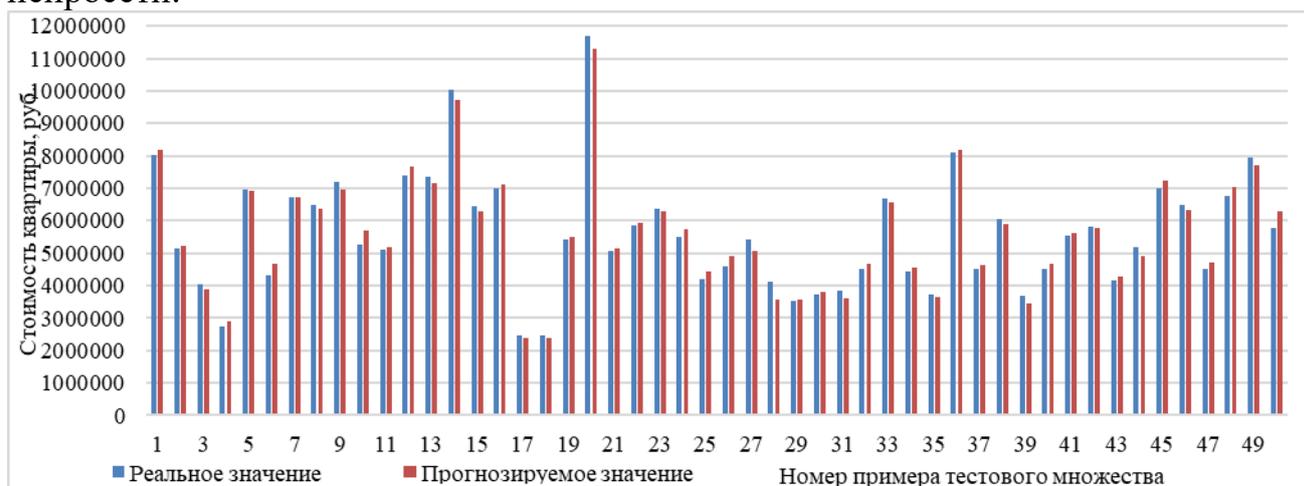
**Постановка задачи и формирование DataSet.** Для создания нейросетевой системы были выбраны следующие параметры:  $X_1$  – год ввода объекта

в эксплуатацию, X2 –этап строительства, X3 –этажность застройки, X4 – материал стен, X5 –класс жилья, X6 –расстояние до центра (км), X7 –отделка квартиры, X8 –формат квартиры, X9 – этаж квартиры, X10 –площадь квартиры. Выходной параметр D1 – стоимость конкретной квартиры.

Множество примеров собрано вручную с интернет-источников: сайты Авито [7] и ДомКлик [8], официальные сайты застройщиков, сервис базы данных новостроек. Перед проектированием нейросети выполнена очистка множества от противоречивых примеров, выбросов, дубликатов путем использования программы Нейросимулятор 5 [9-10]. Некорректными примерами стали те, где стоимость квартиры полностью не соответствовала реальным входным параметрами те, что относятся к элитному и частному жилью. Объем итогового множества составил 4100 примеров, которые были перемешаны и разделены на обучающее, валидирующее и тестовое множества в соотношении 70%, 20%, 10%.

**Проектирование, обучение и тестирование нейросети.** Проектирование, обучение, тестирование нейросети выполнялись в программе Нейросимулятор 5 по методике, указанной в учебном пособии [11]. После оптимизации спроектированная нейросеть представила собой перцептрон, который имеет 10 входных, 1 выходной и 1 нейрон на 1 скрытом слое.

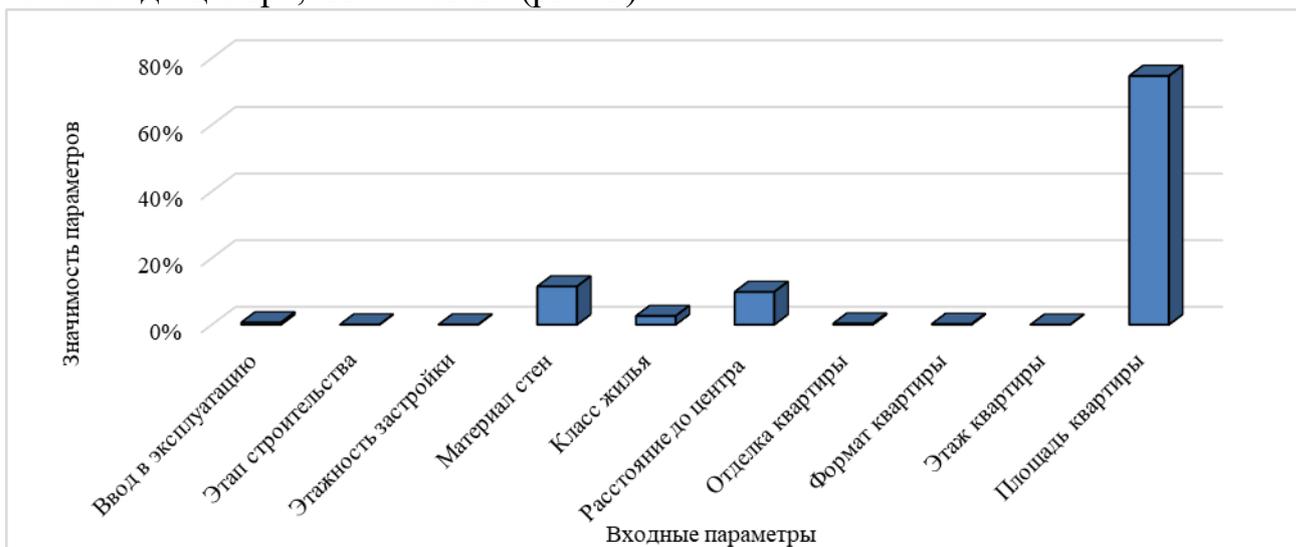
Обучение сети производилось на основе 2870 примеров обучающего и 818 примеров валидирующего множеств. Для оценки корректной работы спроектированной сети использовалось 412 примеров тестового множества. Средняя ошибка тестирования составила 3%, что можно считать отличным результатом. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим и прогнозируемым нейросетью множествами. На гистограмме отображено 50 тестовых примеров. Из изображенных результатов можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейросети.



**Рисунок 1. Результат тестирования нейронной сетив Нейросимулятор 5**

**Исследование предметной области.** Оценка значимости параметров выполнена с помощью программы Нейросимулятор 5. В результате наиболее

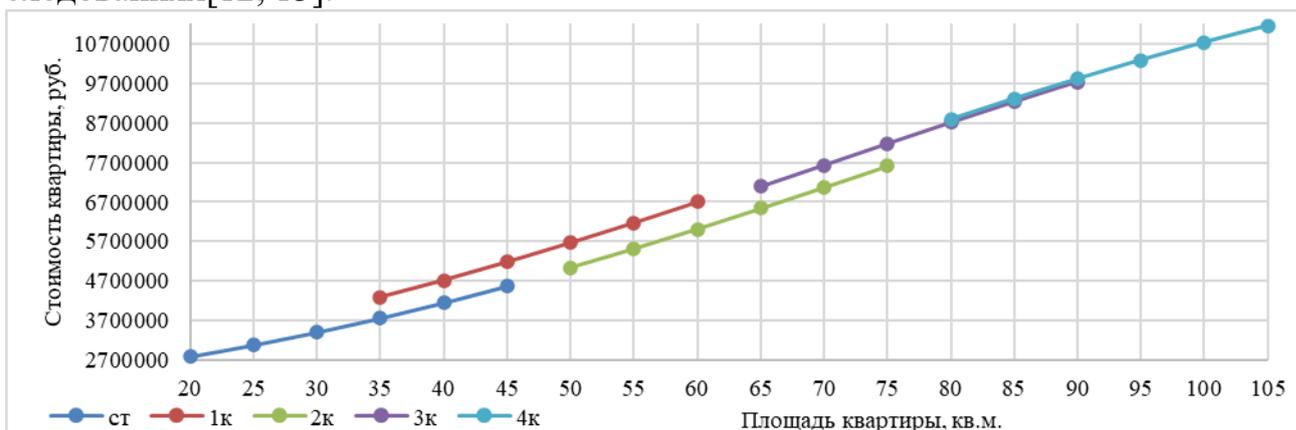
значимыми параметрами является площадь квартиры, материал стен, расстояние до центра, класс жилья (рис. 2).



**Рисунок 2. Значимость входных параметров нейросетевой модели**

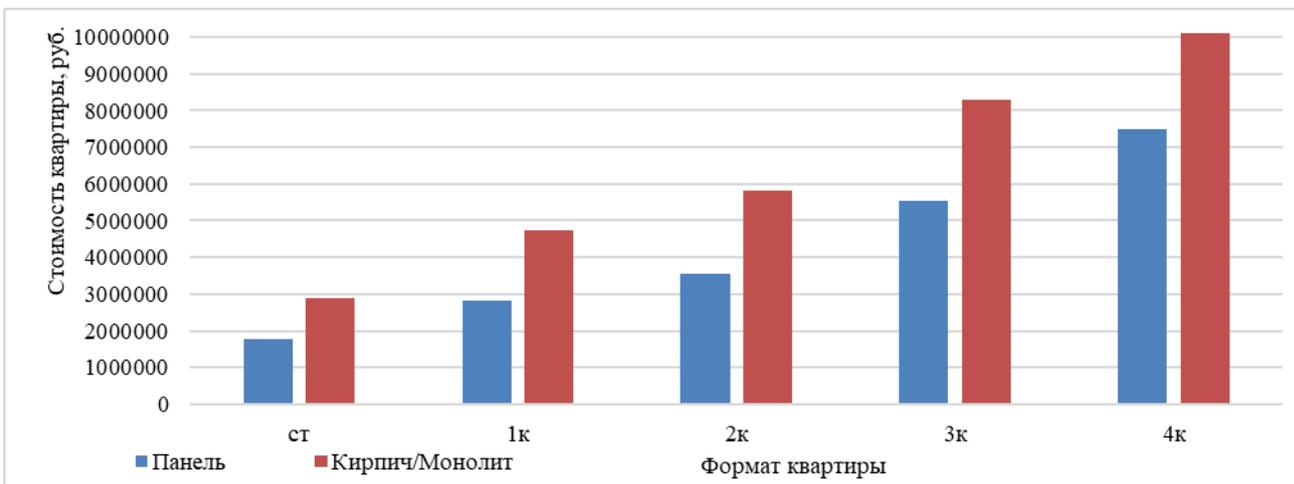
Далее проведено исследование полученных зависимостей между входными параметрами и стоимостью квартиры. Для этой цели были отобраны нейтральные примеры, про которые нейросеть не может с точностью определить, какая стоимость квартиры будет. В качестве примеров использовались следующие форматы квартир: квартира-студия, 1-комнатная, 2х-комнатная, 3х-комнатная, 4х-комнатная квартиры. В процессе анализа изменялся 1 из 10 параметров.

Как указано выше, самый значимый параметр – площадь квартиры (X10). Изменим его в пределах от 20 до 105 кв.м. Нейросеть прогнозирует увеличение стоимости квартиры пропорционально увеличению ее площади (рис. 3). Аналогичный результат был получен в ранее опубликованных исследованиях [12, 13].



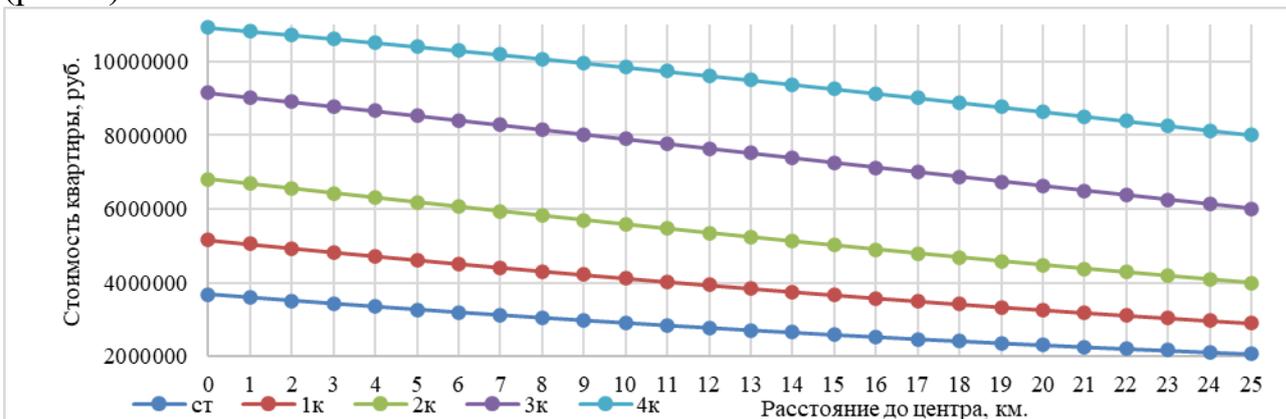
**Рисунок 3. Зависимость стоимости квартиры от ее площади**

Второй значимый параметр – материал стен (X4). Нейросеть прогнозирует стоимость квартир в монолитном доме выше, чем в панельном (рис. 4).



**Рисунок 4. Зависимость стоимости квартиры от материала стен**

Третий по значимости параметр – расстояние квартиры до центра города (X6). Изменим его в пределах от 0 до 25 км. Нейросеть спрогнозировала, что чем ближе дом расположен к центру города, тем квартиры в нем дороже (рис. 5).



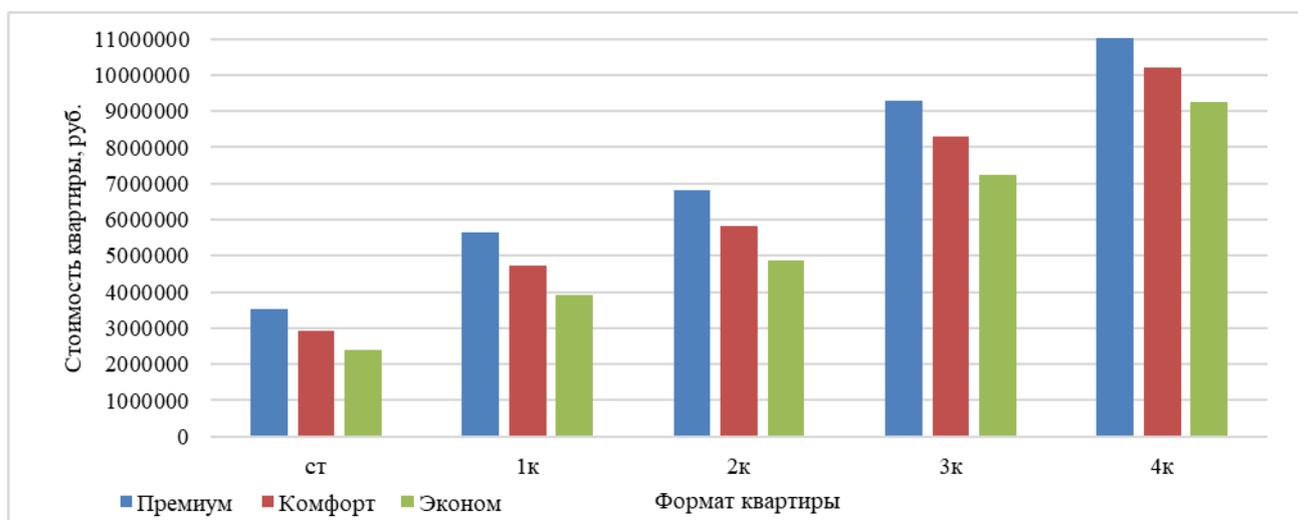
**Рисунок 5. Зависимость стоимости квартиры от расстояния до центра**

Четвертый по значимости параметр – класс жилья (X5). Нейросеть сделала прогноз: чем выше класс жилья, тем стоимость квартир в нем дороже (рис. 6).

**Заключение.** В результате исследования построена система нейросетевого прогнозирования стоимости недвижимости на первичном рынке жилья в городе Пермь. Система спроектирована в программе «Нейросимулятор 5». Была произведена попытка спроектировать аналогичную нейросеть на языке программирования Python с использованием библиотеки Keros. Однако данная попытка не увенчалась успехом.

Спроектированная нейросетевая модель учитывает 10 входных параметров. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей прогнозируемой стоимости конкретной квартиры от изменения входных параметров. Продемонстрированы графики зависимостей наиболее влияющих на стоимость квартиры параметров, таких как площадь квартиры, материал стен, расстояние до центра города, класс жилья. Остальные параметры

имеют минимальное в сравнении с вышеуказанными параметрами и почти одинаковое влияние на стоимость квартиры.



### Рисунок 6. Зависимость стоимости квартиры от класса жилья

Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать стоимость квартиры в строящихся и только что сданных в эксплуатацию домах. Набор параметров может быть изменен для прогнозирования стоимости недвижимости на вторичном рынке жилья.

Исходя из исследования итоговых результатов система работает корректно и может в полной мере использоваться застройщиками и покупателями в целях прогнозирования стоимости недвижимости в определенный промежуток времени для планирования продажи или покупки квартир в строящихся домах.

### Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н., Ясницкий В.Л. Методика создания комплексной экономико-математической модели массовой оценки стоимости объектов недвижимости на примере квартирного рынка города Перми // Вестник Пермского университета. Сер. «Экономика» = Perm University Herald. Economy. 2016. № 2(29). С. 54–69. doi: 10.17072/1994–9960–2016–2–54–69.
2. Ясницкий, Л.Н. Разработка и применение комплексных нейросетевых моделей массовой оценки и прогнозирования стоимости жилых объектов на примере рынков недвижимости Екатеринбурга и Перми [Текст] / Л.Н. Ясницкий, В.Л. Ясницкий // Имущественные отношения в Российской Федерации. – 2017. – № 3 (186). – С. 68–84 (1,06 п. л.).
3. Ясницкий В.Л. Алексеев А.О., Ясницкий Л.Н. Массовая оценка и сценарное прогнозирование рыночной стоимости городской недвижимости на основе технологии нейросетевого моделирования: монография. – Москва: РУСАЙНС, 2019. – 112 с.
4. Ясницкий, В.Л. Нейросетевое моделирование в задаче массовой оценки жилой недвижимости города Перми [Текст] / В.Л. Ясницкий // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 10–3. – С. 650–653 (0,25 п. л.).
5. Blog.domclick.ru – Инвестиции в недвижимость: как выгодно вложить деньги. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://blog.domclick.ru/post/investiczii-v-nedvizhimost-kak-vygodno-vlozhit-dengi>
6. Realty.rbc.ru – Вторичка VS новостройка: во что выгоднее инвестировать. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://realty.rbc.ru/>
7. Avito.ru – Недвижимость в Перми. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.avito.ru/perm/nedvizhimost>

8. Perm.domclick.ru – Сервис по подбору недвижимости. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://perm.domclick.ru/?from=topline2020>
9. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
10. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросетевой фильтр для исключения выбросов в статистической информации // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2008. № 4. С. 151-155.
11. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
12. Yasnitsky, L.N., Yasnitsky V.L., Alekseev A.O. The Complex Neural Network Model for Mass Appraisal and Scenario Forecasting of the Urban Real Estate Market Value That Adapts Itself to Space and Time. Complexity. 2021. Vol. 2021, Article ID 5392170, 17 pages. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1155/2021/5392170>
13. Yasnitsky L.N., Yasnitsky V.L. Technique of design for integrated economic and mathematical model for mass appraisal of real estate property. Study case of yekaterinburg housing market. Journal of Applied Economic Sciences. 2016. Т. 11. № 8. С. 1519-1530.

## **NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE VALUE OF REAL ESTATE IN THE PRIMARY HOUSING MARKET**

*Ekaterina G. Ziankina*

Perm State National Research University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

[ekaterinazyankina@gmail.com](mailto:ekaterinazyankina@gmail.com)

Perm has a good popularity among people. Local and federal developers plan new projects every year. The number of new buildings in Perm city is growing. The article describes the development of a neural network system for predicting the value of real estate on the primary market in Perm city. The system allows you to predict the value of primary real estate at a certain time based on data of building`s parameters. We have collected a data set of 4100 examples. Designing, training, and testing of the neural network were carried out using the program "Neurostimulator 5". The system is a multilayer perceptron. We collected 412 examples and tested the system. The middle testing error was 1.4%. We got a great result. We used the scenario forecasting method and created graphics of the dependence the value of a special apartment on 11 input parameters. We were able to predict the value of an apartment in new buildings with high accuracy. The end result was a neural network system that predicts the value of apartments at different stages of building.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, forecasting, urban real estate, primary real estate market, forecasting the value of real estate.

УДК 004.032.26

## **ТЕНЗОРНЫЕ БАНДИТЫ И ИХ ПРИЛОЖЕНИЯ**

*Горбач Марина Павловна*

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»

109028, Россия, г. Москва, ул. Покровский бульвар, 11

Алгоритмы многоруких бандитов являются мощным теоретическим аппаратом, который позволяет эффективно решать множество практических задач, таких как задачи рекомендательных систем и динамического ценообразования. При этом множество существующих алгоритмов страдает от так называемого “проклятья размерности” - оценки сложности алгоритма в лучшем случае зависят линейно от количества действий (ручек), которых может быть очень много. Для того, чтобы преодолеть эту теоретическую проблему, недавно была предложена парадигма низкоранговых тензорных бандитов, основанная на предположении о низком ранге у тензора ожидаемых наград. В рамках статьи этот подход был обобщён на разложение в тензорный поезд, а также было исследовано поведение алгоритмов в контекстуальной постановке задачи.

**Ключевые слова:** Алгоритм многоруких бандитов, низкоранговые приближения, разложение Таккера, тензорный поезд, тензорные вычисления.

**Введение.** В современном мире принятие решений в условиях неопределенности становится всё более важной и трудоёмкой задачей, так как пространство выбора, как и объёмы данных, постоянно растёт. Соответственно, большинство ранее распространённых способов, таких как коллаборативная фильтрация, стали непригодными к использованию. Одним из способов решения таких задач являются алгоритмы многоруких бандитов.

Алгоритмы многоруких бандитов — алгоритмы, в которых агенту необходимо сделать выбор, где каждый вариант представлен ручкой. При выборе каждая из ручек возвращает некоторую награду, максимизировать которую — цель агента. В данной статье речь пойдёт о тензорном представлении алгоритмов такого типа.

Данная работа представляет новый алгоритм на основе разложения в тензорный поезд, а также реализует его экспериментальное сравнение с уже существующими алгоритмами TensorElimination, EpochGreedy и Ensemble Sampling [9], основанными на разложении Таккера.

### **Исследование предметной области.**

**Тензорные разложения.** В существующих до этого алгоритмах тензорных многоруких бандитов использовалось разложение Таккера [8]. Данная статья описывает алгоритм, основывающийся на разложении в тензорный поезд [6]. Важно отметить, что многие операции, необходимые для итерации алгоритмов многоруких бандитов, например поиск максимального элемента в тензоре и сложение двух тензоров, могут быть реализованы эффективно для такой структуры [2], [3].

**Многорукые бандиты.** В последнее время алгоритмы многоруких бандитов развивались достаточно активно [5], [7]. Один из наиболее популярных на данный момент алгоритмов в силу своих хороших результатов — алгоритм верхних доверительных границ [1]. В этом алгоритме решения принимаются исходя из принципа Оптимизма перед лицом неопределенности [5].

Он утверждает, что выбор должен делаться исходя из предположения, что среда будет настолько выгодной агенту, насколько это возможно.

**Контекстуальные многорукие бандиты.** Алгоритмы многоруких бандитов, которые описаны выше, обучаются исключительно на данных получаемых из общения со средой, которые представлены величинами наград. Однако, в реальности обычно существует некая дополнительная информация о среде, которую агент не может учесть таким образом, однако, она может быть полезна. Алгоритмы контекстуальных бандитов учитывают такую информацию [5]. Чаще всего это нужно для рекомендательных систем, где у контекста есть несколько различных признаков, например, возраст и пол пользователя.

**Тензорные бандиты.** Одним из способов задать контекст в задаче многоруких бандитов является тензор. Каждая ручка задаётся в виде набора значений признаков, который позже представляется в тензорном виде. Для работы с тензорными бандитами были представлены следующие алгоритмы [18, 12, 17]. Наилучшей оценкой на потери среди представленных алгоритмов обладает *tensor elimination*.

**TensorElimination.** Рассмотрим один из наиболее эффективных алгоритмов, использующих низкоранговые разложения — *TensorElimination*, описанного в [9].

В алгоритмах многоруких бандитов некоторое количество первых шагов делается для получения информации о среде — фаза исследования. После этого считается средняя награда по каждой ручке, а далее выполняется операция дополнения тензора, так как некоторые ручки могли быть не использованы - это первая оценка тензора наград.

После этого запускается основной алгоритм. Каждые  $k$  (параметр алгоритма) шагов происходит обновление полученного разложения Таккера и всех вытекающих. После чего на её основе вычисляется ожидаемая награда, которая влияет на удаление или же сохранение ручки в множестве активных. Между этими обновлениями, каждый раз выбирается ручка, оценка дисперсии у которой максимальна. Авторы алгоритма приводят в [9] оценку регрета:  $\mathcal{O}(p^{n/2} + p^{(n-1)/2}T^{1/2})$ , где  $p = \max(p_1, p_2, \dots, p_n)$ . Это делает его одним из наименее зависимых от роста размерности алгоритмов, как и одним из наиболее эффективных.

**EpochGreedy.** Далее рассмотрим *EpochGreedy*, который представляет собой жадный алгоритм, действующий на основе низкоранговой оценки тензора наград с помощью разложения Таккера. Как и *TensorElimination*, данный алгоритм начинается с фазы исследования среды, во время которой формируется тензор из средних наград, которую сменяет жадный алгоритм. На каждом шаге строится низкоранговая оценка тензора наград с помощью разложения Таккера, максимальное значение в которой позволяет выбрать оптимальную ручку для текущего хода.

Согласно [9] регрет данного алгоритма можно оценить как  $\mathcal{O}(p^{n/2} + p^{(n+1)/3}T^{2/3})$ , где  $p = \max(p_1, p_2, \dots, p_n)$ .

**Vectorized UCB.** Далее речь пойдёт о алгоритме, который является одним из наиболее популярных для решения задачи многорукого бандита в одномерном случае -- об алгоритме верхних доверительных границ [1]. Как уже упоминалось ранее, использовать его эффективно для задачи тензорного бандита пока не удавалось, однако, существует подход, позволяющий его применить. Для этого нужно привести тензорную задачу к одномерной, представив тензор  $X \in \mathbb{R}^{p_1 \times \dots \times p_n}$  в виде вектора  $Y \in \mathbb{R}^{p_1 \dots p_n}$ . После применения этой операции к изначальным данным классический алгоритм верхних доверительных границ может быть запущен.

Согласно [9] регрет данного алгоритма оценивается как  $\mathcal{O}(p^n + p^{(n)/2}T^{1/2})$ , где  $p = \max(p_1, p_2, \dots, p_n)$ . То есть, данный алгоритм действительно демонстрирует результаты хуже, чем тензорные алгоритмы.

### TensorTrainAlgorithm.

---

#### Algorithm 4 TensorTrain Algorithm

---

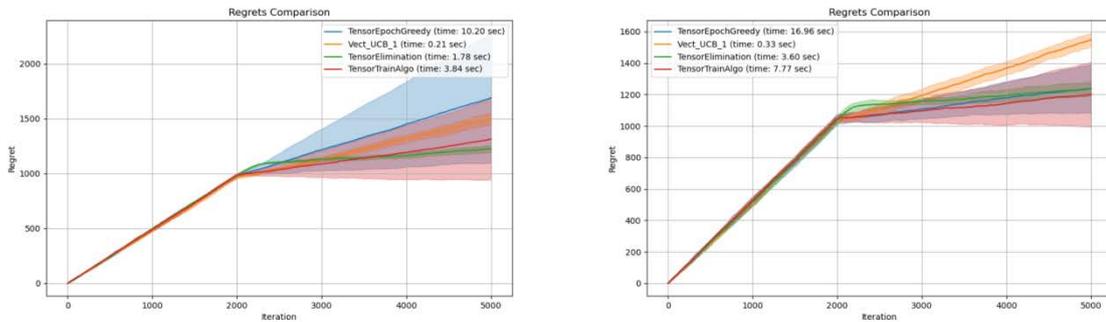
```

1: input: dimensions  $\in \mathbb{N}^n$  - размерность тензора наград, ranks  $\in \mathbb{N}^n$  - размерность для
   разложения в тензорный поезд,  $T$  - общее число шагов,  $T_e$  - число шагов для исследования
   среды
2: for  $t$  in range( $T_e$ ) do ▷ Фаза исследования среды
3:   Выбор произвольной ручки
4:   Обновление тензора усреднённых наград
5: end for
6: Операция дополнения тензора усреднённых наград
7: Разложение тензора усредненных наград в тензорный поезд
8: for  $t$  in range( $T_e, T$ ) do ▷ Фаза эксплуатации
9:   Выбор оптимальной ручки путём нахождения максимума текущей оценки вектора
   наград с помощью алгоритма optima_tt_max, описанного в [3]
10:  Обновление оценки тензора наград
11:  if  $t$  % update-each == 0 then
12:    Восстановление тензора наград из разложения
13:    Операция дополнения тензора усреднённых наград
14:    Разложение тензора усредненных наград в тензорный поезд
15:  end if
16: end for

```

---

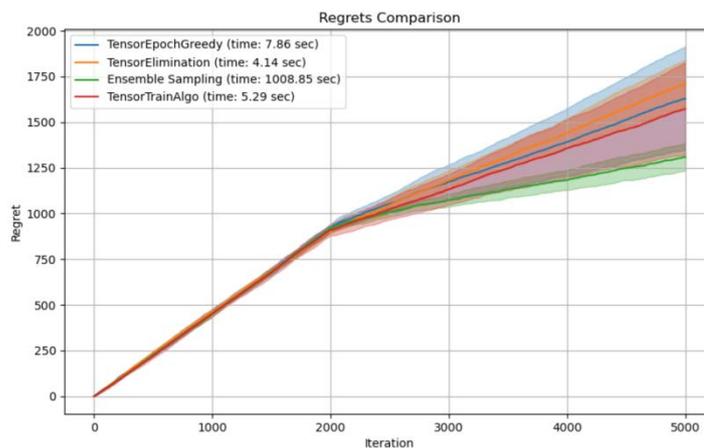
Теперь перейдём непосредственно к описанию разработанного алгоритма, основанного на разложении в тензорный поезд. Рассмотрим подробнее реализацию TensorTrain алгоритма. Как и в ранее описанных алгоритмах, он начинается с фазы сбора информации о среде, во время которой формирует тензор усредненных наград, после чего выполняет для него операцию дополнения тензора [4]. Далее, полученный тензор с информацией о среде раскладывается в тензорный поезд. Здесь начинается основная фаза алгоритма. На каждом шаге встаёт вопрос поиска оптимальной ручки, что делается с помощью алгоритма *optima\_tt\_max* [2]. Далее, после того, как была сыграна ручка, наступает момент обновления разложения. Для этого используется формула модификации ядер при сложении двух тензорных поездов (тензор награды для конкретной ручки также раскладывается в тензорный поезд). Сложность каждого шага алгоритма будет равна:  $\mathcal{O}(nR^2P)$ . Тогда сложность всего алгоритма  $\mathcal{O}(nTR^2P)$ . Посмотрим на результаты тестирования при различных тензорах наград на графиках (рис.1).



**Рисунок 1. 5 запусков на сгенерированных тензорах наград размера  $5 \times 5 \times 5$**

**Контекстуальные бандиты.** Ранее было предложено множество вариантов решения задачи тензорных бандитов, однако при построении рекомендательной системы часто есть дополнительные данные, которые касаются каждого варианта, так называемый контекст, который подобные алгоритмы никак не учитывают. Для таких случаев используются контекстуальные бандиты. Такую задачу можно представить и как тензорную, для этого нужно добавить в тензор наград дополнительные размерности, которые будут кодировать контекст. В общем виде алгоритм будет выглядеть следующим образом. Сначала алгоритм получает контекст, выбирает часть тензора наград, соответствующую ему, и выбирает оптимальную ручку с помощью некоторого тензорного алгоритма.

Один из популярных контекстуальных алгоритмов - Ensemble Sampling, предложенный в [9]. Свою идею он наследует от алгоритма Томпсона сэмплирования, а также использует разложение Таккера, как и прочие алгоритмы из [9]. В ходе исследования был реализован данный алгоритм, а также разработаны контекстуальные версии алгоритмов, описанных выше. На графике (рис. 2) отображено сравнение алгоритмов на достаточно большой размерности.



**Рисунок 2. 5 запусков на тензорах наград  $10 \times 10 \times 10$ , где первая размерность соответствовала контексту**

**Заключение.** В данной статье были исследованы, реализованы и протестированы различные ранее известные алгоритмы для решения задачи тензорного многорукого бандита. Полученная реализация алгоритмов поддерживает произвольные размерности тензоров. Следующим шагом было создание нового алгоритма TensorTrain для решения подобной задачи с помощью

низкорангового разложения в тензорный поезд. По результатам экспериментов, этот алгоритм показал себя как один из наиболее быстрых среди существующих, в то время как по качеству он уступает некоторым, в том числе алгоритму TensorElimination.

На данный момент наиболее перспективным направлением, где используются подобные алгоритмы, являются рекомендательные системы, в которых обычно доступны дополнительные данные о каждой из ручек. Поэтому следующим шагом работы было исследование контекстуальных бандитов. Были реализованы уже известные алгоритмы для произвольной размерности, а также произведено обобщение алгоритма TensotTrain для контекстуального случая.

### Библиографический список

1. Peter Auer, Nicolo Cesa-Bianchi и Paul Fischer. “Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem”. В: Machine learning 47 (2002), с. 235—256.
2. Andrei Chertkov, GlebRyzhakov, Georgii Novikov и Ivan Oseledets. “Optimization of functions given in the tensor train format”. В: arXiv preprint arXiv:2209.14808 (2022).
3. Peter Georg. “Tensor Train Decomposition for solving high-dimensional Mutual Hazard Networks”. Дис. . . . док. 2022.
4. Olga Klopp. “Noisy low-rank matrix completion with general sampling distribution”. В: (2014).
5. Tor Lattimore и Csaba Szepesvári. Bandit algorithms. Cambridge University Press, 2020.
6. Ivan V Oseledets. “Tensor-train decomposition”. В: SIAM Journal on Scientific Computing 33.5 (2011), с. 2295—2317.
7. AleksandrsSlivkins и др. “Introduction to multi-armed bandits”. В: Foundations and Trends® in Machine Learning 12.1-2 (2019), с. 1—286.
8. L. R. Tucker. “Implications of factor analysis of three-way matrices for measurement of change”. В: Problems in measuring change. Подред. C. W. Harris. Madison WI: University of Wisconsin Press, 1963, с. 122—137.
9. Jie Zhou, Botao Hao, Zheng Wen, Jingfei Zhang и Will Wei Sun. “Stochastic Low-rank Tensor Bandits for Multi-dimensional Online Decision Making”. В: arXiv preprint arXiv:2007.15788 (2020).

## Tensor Bandits and Their Applications

*Horbach Maryna Paulauna*

HSE University,

109028, Russia, Moscow, Pokrovsky Boulevard, 11

mpgorbach@edu.hse.ru

The multi-armed bandit algorithms represent a powerful theoretical framework that enables effective solutions to a wide range of practical problems, such as recommendation systems and dynamic pricing. However, many existing algorithms suffer from the so-called "curse of dimensionality" — where the complexity estimates of the algorithm depend, at best, linearly on the number of actions (arms), which can be extremely large. To overcome this theoretical challenge, the paradigm of low-rank tensor bandits was recently proposed, based on the assumption of a low rank of the expected rewards tensor. In this paper, this approach is extended to tensor-train decomposition, and the behavior in the contextual setting was researched.

**Keywords:** Multi-armed bandit algorithm, low-rank approximations, Tucker decomposition, tensor train, tensor computations.

## ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛИ CHATGPT В ФИНАНСОВОЙ СФЕРЕ И СРАВНЕНИЕ ЕЕ РЕКОМЕНДАЦИЙ С РЕКОМЕНДАЦИЯМИ РОБОЭДВАЙЗИНГОВЫХ СЕРВИСОВ

*Лаврентьева Ольга Николаевна*

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова,  
119991, г.Москва, Ленинские горы, дом 1, строение 46

[onlavrentieva@gmail.com](mailto:onlavrentieva@gmail.com)

В статье демонстрируются перспективы и основные проблемы использования ChatGPT в финансовой сфере на основании изученных англоязычных работ. Также описывается проведенное автором сравнение рекомендации робоэдвайзинговых сервисов российских финансовых компаний и ChatGPT для трех модельных инвесторов с различным уровнем приемлемого риска. Результаты показывают, что ChatGPT имеет значительный потенциал по улучшению сферы финансовых консультаций и информирования инвесторов.

**Ключевые слова:** ChatGPT, робоэдвайзинг, инвестиционный портфель, финансовое консультирование, искусственный интеллект.

**Введение.** Менее чем за два года после своего выхода в конце 2022 года ChatGPT, большая языковая модель от компании OpenAI, использующая искусственный интеллект для обработки естественного языка, нашла широкое применение в финансовой сфере, что отражается в бурно растущей научной литературе на эту тему на английском языке. В отдельных сферах и отдельных компаниях она уже меняет привычные бизнес-процессы, где-то изменения только намечаются. Исследователи отмечают значительный потенциал использования ChatGPT для анализа финансовых данных, прогнозирования рыночных тенденций и поддержки принятия инвестиционных решений.

На российском финансовом рынке пока мало свидетельств использования больших языковых моделей (по крайней мере пока отсутствует литература на эту тему), поэтому изучение опыта других стран может оказаться весьма полезным. В качестве примера можно привести сравнение рекомендаций, полученных от ChatGPT и от робоэдвайзинговых сервисов, в ходе которого можно попробовать оценить, насколько велика ценность получаемых клиентом рекомендаций в рамках этих сервисов.

Задачами этой работы является, во-первых, показать возможности применения ChatGPT в различных областях финансов, а также связанные с этим риски (этому посвящены части 1 и 2), а, во-вторых, сравнить рекомендации ChatGPT и российских робоэдвайзинговых сервисов (часть 3).

**1. Области применения ChatGPT в финансах.** Проведенный анализ литературы<sup>29</sup> позволил выделить следующие направления использования модели ChatGPT и ее предшественниц в финансовой сфере.

*Анализ настроений и прогнозирование движения рынка*

ChatGPT может эффективно классифицировать финансовые тексты и определять настроения рынка. [1-4] показывают, что анализ настроений инвесторов с помощью ChatGPT может успешно прогнозировать доходность акций, а [5] исследовали способность GPT-4 прогнозировать будущие доходы компаний (правда, прогнозы модели имеют большую ошибку прогноза, чем консенсус-прогнозы аналитиков). [6] также обнаружили, что ChatGPT может помочь в выборе акций.

*Персонализированные инвестиционные рекомендации*

ChatGPT может использоваться для предоставления персонализированных инвестиционных рекомендаций на основе оценки инвестиционного профиля [2]. [7] показали, что ChatGPT может быть полезен при формировании диверсифицированных инвестиционных портфелей. [8] сравнили рекомендации ChatGPT по составлению портфеля с рекомендациями 17 робоэдвайзинговых сервисов и обнаружили, что ChatGPT предлагает подходящие портфели для инвесторов с различной степенью неприятия риска. Авторы [9] демонстрируют, как ChatGPT может генерировать объяснения различных инвестиционных концепций и стратегий в зависимости от уровня финансовой грамотности пользователя.

*Анализ финансовой отчетности и новостей*

ChatGPT может быть применена для быстрого анализа большого объема финансовой информации. Так, авторы [10] использовали GPT-3.5-turbo для анализа информации, представленной в годовых отчетах компаний и транскриптов их телефонных конференций для инвесторов, а авторы [11] – для извлечения из документов компании ожиданий менеджмента относительно корпоративных политик. [12] описывают кейс крупной международной компании, внедрившей ChatGPT в свои процессы внутреннего аудита

*Управление рисками*

ChatGPT может использоваться для улучшения процессов управления рисками в финансовых организациях [13-15], для выявления и оценки различных видов финансовых рисков, анализа сценариев развития рискованных ситуаций, помощи в принятии решений по управлению рисками.

*Автоматизация клиентского обслуживания*

ChatGPT может применяться для автоматизации обслуживания клиентов финансовых организаций, отвечая на типовые вопросы и предоставляя базовые консультации. По данным опроса SmartAsset, 27% финансовых консультантов уже используют или изучают возможности ChatGPT в своей работе [16].

*Демократизация доступа к финансовой экспертизе*

---

<sup>29</sup> Поиск осуществлялся в базе GoogleScholar по запросу «ChatGPTinfinance».

Авторы [16] провели исследование, в котором смоделировали 21 ситуацию, связанную с личными финансами, и проанализировали ответы ChatGPT. Результаты показали, что ChatGPT способен давать полезные рекомендации по широкому кругу вопросов, включая управление долгами, сбережения, инвестиции и планирование выхода на пенсию. В [17-18] отмечается, что ChatGPT способен интерпретировать результаты сложных финансовых моделей и объяснять их простым языком. Как показано в [9], ChatGPT способен генерировать тексты в стиле различных финансовых изданий, что открывает возможности для ускорения и удешевления процесса подготовки финансовой аналитики и отчетности.

Несмотря на многообещающее исследование, применение ChatGPT в финансовой сфере находится на ранней стадии и сопряжено с рядом проблем.

## **2. Проблемы и сложности применения ChatGPT в финансах.**

### *Достоверность данных и надежность прогнозов*

Одной из ключевых проблем является зависимость качества работы ChatGPT от данных, на которых она обучена [13]. Это ограничивает его способность давать рекомендации, основанные на текущей рыночной ситуации или последних изменениях в финансовом законодательстве. Важной проблемой также являются возможные «галлюцинации» модели, когда ChatGPT генерирует правдоподобные, но фактически неверные ответы [18].

### *Риск неправильных рекомендаций*

ChatGPT может давать неточные или ошибочные инвестиционные рекомендации из-за ограниченности в понимании контекста [19]. Рекомендации ChatGPT имеют тенденцию быть излишне общими [16]. Еще одним источником ошибок в рекомендациях ChatGPT может являться сложность финансовых модели, которые она должна интерпретировать [17].

### *Ограниченные возможности анализа эмоций*

ChatGPT может испытывать трудности с пониманием эмоций и психологических состояний инвесторов, что важно для принятия инвестиционных решений. Способность модели генерировать ответы на естественном языке, может привести к вводящим в заблуждение результатам [13].

### *Этические вопросы и ответственность*

Использование ChatGPT в финансовой сфере поднимает важные этические вопросы и проблемы ответственности за выдаваемые не всегда корректные рекомендации [13]. Кроме того, привлечение модели для детальных консультаций по персональным финансовым вопросам поднимает ряд этических и правовых вопросов, связанных с защитой персональных данных клиентов.

### *Регуляторные ограничения и безопасность данных*

В общем и целом, применение моделей искусственного интеллекта в финансовой сфере может вызывать озабоченность регулирующих органов как в связи с обозначенными выше проблемами, так и в связи с безопасностью и конфиденциальностью данных [13].

Хотя для полной реализации потенциала ChatGPT в финансовой сфере необходимо решить ряд технических, этических и регуляторных проблем, можно ожидать, что в ближайшие годы применение ChatGPT и подобных моделей в финансах будет расширяться, открывая новые возможности для инноваций и повышения эффективности финансовых процессов, повышения финансовой грамотности населения через интерактивное обучение и развитие новых подходов к объяснению инвестиционных решений.

**3. Сравнение рекомендаций ChatGPT и российских робоэдвайзинговых сервисов.** Одна из интересных недавних работ, исследующих возможности ChatGPT для повышения качества финансовых услуг для розничных инвесторов, сравнивала рекомендации 17 общедоступных робоэдвайзинговых сервисов и ChatGPT[8]. Эта статья послужила методологической основой для сравнения, проведенного в данной работе, а его выводы подтвердились на российском рынке.

Для сравнения рекомендаций ChatGPT с российскими робоэдвайзинговыми сервисами были созданы три модельных профиля инвесторов с разным уровнем допустимого риска: 5%, 15% и 35%. Эти профили основываются на методиках, используемых российскими брокерами и включающих такие параметры, как возраст, доходы, финансовые цели и опыт инвестирования. Для модельных профилей были получены рекомендации от ChatGPT и российских робоэдвайзинговых сервисов. В ходе предварительного исследования автором были проанализированы 13 российских робоэдвайзинговых сервисов, рекомендации 4 из которых вошли в итоговый анализ (отсекались сервисы, не предназначенные для розничного неквалифицированного инвестора и не имеющих в открытом доступе методики определения инвестиционного профиля). Рекомендации ChatGPT и робоэдвайзинговых сервисов сравнивались по составу портфелей и величине ожидаемой доходности.

Основные выводы сравнения заключаются в следующем. Портфели, предлагаемые ChatGPT, более диверсифицированы и больше соответствуют «классической» структуре портфеля (соотношение акций и облигаций 60/40, 40/60, 20/80 для разных уровней риска). ChatGPT рекомендует большую долю вложений в акции для инвесторов с низким и средним уровнем риска - для инвестора с приемлемым риском 5% ChatGPT рекомендует 20% в акциях, в то время как некоторые робоэдвайзинговые сервисы предлагают только облигации. Для инвесторов со средним и высоким уровнем риска ChatGPT предлагает менее рискованные портфели – для инвестора с приемлемым риском 35% ChatGPT рекомендует 50% в акциях, в то время как некоторые робоэдвайзинговые сервисы предлагают 100% вложений в акции. Ожидаемая доходность, указываемая ChatGPT, в среднем ниже, чем у робоэдвайзинговых сервисов – для инвестора с высоким уровнем риска ChatGPT прогнозирует доходность 12-15% годовых, а робоэдвайзинговые сервисы робоэдвайзинговыми сервисы – в среднем 24,6%. Ответы ChatGPT содержат более подробные объяснения и обоснования рекомендаций.

В целом, ChatGPT может служить хорошим источником «второго мнения» для проверки рекомендаций финансовых советников или робоэдвайзинговых сервисов, а следовательно использование подобных моделей способно улучшить качество финансовых консультаций и информирования инвесторов (особенно неквалифицированных).

**Заключение.** Несмотря на существующие ограничения, перспективы применения ChatGPT в финансовой сфере выглядят многообещающими. Возможным направлением развития применения таких моделей в финансах является разработка специализированных моделей, обученных на финансовых данных и учитывающих специфику финансовой отрасли, также создание и использование гибридных систем, сочетающих возможности AI с экспертизой человека-консультанта. Безусловно в недалеком будущем станет актуальной задача разработки нормативно-правовой базы для регулирования использования AI в финансовом консультировании.

### Библиографический список

1. Bond, S. A., Klok, H., & Zhu, M. (2023). Large language models and financial market sentiment. Available at SSRN 4584928.
2. Fatouros, G., Soldatos, J., Kouroumalis, K., Makridakis, G., & Kyriazis, D. (2023). Transforming sentiment analysis in the financial domain with ChatGPT. *Machine Learning with Applications*, 14, 100508.
3. Lopez-Lira, A., & Tang, Y. (2023). Can chatgpt forecast stock price movements? return predictability and large language models. *arXiv preprint arXiv:2304.07619*
4. Ma, F., Lyu, Z., & Li, H. (2024). Can ChatGPT predict Chinese equity premiums?. *Finance Research Letters*, 105631.
5. Li, E. X., Tu, Z., & Zhou, D. (2024). Moneyball: GPT's Playbook for Earnings Forecasts. Available at SSRN 4480947.
6. Pelster, M., & Val, J. (2024). Can ChatGPT assist in picking stocks?. *Finance Research Letters*, 59, 104786.
7. Ko, H., & Lee, J. (2024). Can ChatGPT improve investment decisions? From a portfolio management perspective. *Finance Research Letters*, 64, 105433.
8. Oehler, A., & Horn, M. (2024). Does ChatGPT provide better advice than robo-advisors?. *Finance Research Letters*, 60, 104898.
9. Romanko, O., Narayan, A., & Kwon, R. H. (2023). ChatGPT-based investment portfolio selection. In *Operations Research Forum* (Vol. 4, No. 4, p. 91). Cham: Springer International Publishing.
10. Kim, A., Muhn, M., & Nikolaev, V. V. (2024). Bloated disclosures: can ChatGPT help investors process information?. *Chicago Booth Research Paper*, (23-07), 2023-59.
11. Jha, M., Qian, J., Weber, M., & Yang, B. (2024). ChatGPT and corporate policies (No. w32161). National Bureau of Economic Research.
12. Emmett, S. A., Eulerich, M., Lipinski, E., Prien, N., & Wood, D. A. (2023). Leveraging ChatGPT for enhancing the internal audit process—A real-world example from a large multinational company. Available at SSRN 4514238.
13. Gürsoy, S., & Doğan, M. (2023). Examining The Use of ChatGPT in Financial Markets with Swot Analysis. *TroyAcademy*, 8(3), 296-305.
14. Arnone, G. (2024). AI and Chatbots in FinTech: Revolutionizing Digital Experiences and Predictive Analytics. Springer Nature.
15. Kim, A., Muhn, M., & Nikolaev, V. (2023). From transcripts to insights: Uncovering corporate risks using generative ai. *arXiv preprint arXiv:2310.17721*.
16. Schlosky, M. T. T., Karadas, S., & Raskie, S. (2024). ChatGPT, Help! I Am in Financial Trouble. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(6), 241.
17. Yue, T., Au, D., Au, C. C., & Iu, K. Y. (2023). Democratizing financial knowledge with ChatGPT by OpenAI: Unleashing the Power of Technology. Available at SSRN 4346152.

18. Wenzlaff, K., & Spaeth, S. (2022). Smarter than Humans? Validating how OpenAI's ChatGPT model explains Crowdfunding, Alternative Finance and Community Finance. Available at SSRN 4302443.
19. Kim, T., Park, Y., & Kim, W. (2022). The impact of artificial intelligence on firm performance. In 2022 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET) (pp. 1-10). IEEE.

## **APPLICATION OF THE CHATGPT MODEL IN FINANCE AND COMPARISON OF ITS RECOMMENDATIONS WITH THOSE OF ROBO-ADVICE SERVICES**

*Olga N. Lavrentieva*

Lomonosov Moscow State University,  
Leninskie Gory, 1, building 46, Moscow, Russia, 119991  
[onlavrentieva@gmail.com](mailto:onlavrentieva@gmail.com)

The article demonstrates the prospects and main problems of using ChatGPT in finance based on the studied English-language works. It also describes the author's comparison of recommendations of robo-advisory services of Russian financial companies and ChatGPT for three model investors with different levels of acceptable risk. The results show that ChatGPT has significant potential to improve financial advice and investor information.

**Keywords:** ChatGPT, robo-advising, investment portfolio, financial consulting, artificial intelligence.

УДК 339.1+ 004.852

## **ПЕРСОНАЛИЗАЦИЯ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО ОПЫТА С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

*Зеленко Мария Андреевна, Солушко Арина Сергеевна*

Белорусский государственный университет  
«Институт бизнеса» в Минске,  
614070, Беларусь, г. Минск, ул. Обойная, 7  
[maria.zelenko.sb@gmail.com](mailto:maria.zelenko.sb@gmail.com), [arina.solushko.sb@gmail.com](mailto:arina.solushko.sb@gmail.com)

В статье рассматривается персонализация потребительского опыта в качестве ключевого аспекта успешного бизнеса в условиях цифровой трансформации. Искусственный интеллект (ИИ) играет центральную роль в создании персонализированного опыта, анализируя поведение клиентов для улучшения покупок и роста бизнеса. ИИ повышает релевантность контента, лояльность клиентов и эффективность маркетинга.

**Ключевые слова:** Персонализация, искусственный интеллект, конфиденциальность данных, анализ потребительского поведения, маркетинговые стратегии, рекламные технологии.

**Введение.** Персонализация потребительского опыта является одной из актуальных тем в маркетинге. Потребительское поведение никогда не было

более важным, чем сегодня. В век цифровой трансформации достичь успеха может помочь искусственный интеллект. Использование искусственного интеллекта для анализа поведения клиентов способствует росту бизнеса электронной коммерции и улучшает качество покупок. В современных условиях, когда рынок чрезвычайно конкурентоспособен и информация легко доступна, индивидуальный подход представляет собой отличную возможность привлечь и удержать аудиторию.

Потребительский ИИ – это использование методов и технологий ИИ для создания персонализированного и удобного пользовательского опыта для потребителей на разных платформах и устройствах.

Персонализация потребительского опыта с использованием искусственного интеллекта становится все более важной в свете растущих ожиданий клиентов относительно индивидуального подхода, усиления конкуренции на рынках и необходимости более эффективного анализа данных для улучшения взаимодействия с клиентами. Искусственный интеллект позволяет компаниям предлагать соответствующие продукты и услуги, что способствует повышению уровня удовлетворенности и лояльности клиентов. Это, в свою очередь, становится решающим фактором для успешного ведения бизнеса.

Искусственный интеллект как ключевой инструмент для создания уникального клиентского опыта имеет следующие предназначения:

- повышение релевантности материала: персонализация позволяет компаниям показывать клиентам тот контент, который вызывает у них интерес;
- улучшение потребительского опыта: персонифицированные предложения и пожелания способствуют более легкой и приятной связи с брендом;
- повышение лояльности клиентов: когда компания узнает и удовлетворяет требования своих потребителей, она завоевывает их лояльность;
- повышение эффективности маркетинговых инициатив: адаптированные рекламные кампании с большей вероятностью продемонстрируют повышенный уровень конверсии [1].

Персонализация опыта клиентов показывает, что компания берет во внимание их предпочтения и интересы. Это повышает вероятность того, что они будут сотрудничать с брендом.

Искусственный интеллект эффективно анализирует большие объемы данных, что дает возможность даже самым опытным аналитикам выявлять закономерности в поведении клиентов и глубже понимать их потребности. Используемые данные помогают ИИ спрогнозировать будущее поведение клиентов. Это позволяет компаниям оперативно реагировать на возникающие проблемы, предлагать актуальные решения и удовлетворить потребности клиентов еще до их возникновения, что способствует эффективному обслуживанию.

В связи с развитием новых цифровых медиа, появляются новые способы общения пользователей с брендами. Различные системы мониторинга, ко-

торые используют движение пальца для отслеживания местонахождения и оплаты, могут размыть границы между предпродажным периодом (реклама/маркетинг) и продажей (покупкой/транзакцией). Применение новых технологий позволяет изменять опыт клиентов, а также способствует созданию бренда с очевидной для покупателей ценностью, что укрепляет их вовлеченность. В качестве примера можно привести успешную компанию Starbucks. Эта компания использует метод таргетирования по геолокации клиентов, которые уже давно не посещали заведение: когда они оказываются возле него, им показывают рекламу новых напитков, которые скоро поступят в продажу [2].

Внедрение ИИ и цифровых технологий в Starbucks через платформу Deep Brew кардинально улучшило персонализацию обслуживания клиентов. Deep Brew анализирует данные о предпочтениях пользователей для настройки маркетинга, рекомендаций продуктов и оптимизации взаимодействия в приложении и магазинах. Это повысило лояльность клиентов и способствовало значительному росту программы Starbucks Rewards, благодаря целевым предложениям и вознаграждениям, которые стимулируют частые посещения и увеличение расходов [3].

Благодаря такой успешной компании, как Starbucks, клиенты начали ожидать персонализированного подхода с внедрением искусственного интеллекта. Согласно опросу от Epsilon и GBH Insights, 80% из 1000 опрошенных американцев взрослых хотят индивидуального обслуживания от розничных продавцов. Это означает, что клиенты желают персонализированного подхода на всех этапах взаимодействия с брендом, с несколькими точками соприкосновения, соответствующими их предпочтениям. Они хотят получать предложения, адаптированные не только для групп пользователей, но и для них как для индивидуумов, и искусственный интеллект может предоставить такую возможность [4].

Переходя к вопросу о приватности и безопасности данных, ИИ усиливает конфиденциальность, используя передовые методы анонимизации, которые затрудняют отслеживание данных до личности. Сложное шифрование обеспечивает защиту данных при хранении и передаче. ИИ также эффективно обнаруживает и реагирует на угрозы в реальном времени, предотвращая потенциальные нарушения. Он улучшает контроль доступа, управляя, кто может просматривать конфиденциальную информацию, и поддерживает минимизацию данных, собирая только необходимую информацию. Эти меры помогают ИИ эффективно защищать личные данные в современном мире.

Однако и эти нововведения имеют свои недостатки, описанные ниже.

– Переизбыток информации или агрессивный маркетинг. Излишняя персонализация и постоянные уведомления, рассылки и рекламные сообщения могут привести к тому, что клиенты просто перестанут обращать внимание на информацию. Это может снизить эффективность маркетинговых кампаний. Если клиент замечает, что компания использует его данные слишком агрессивно, это может привести к потере доверия [1].

– Отсутствие индивидуального подхода. Хотя ИИ может эффективно автоматизировать многие задачи, он не может воспроизвести тонкие и чуткие аспекты человеческого взаимодействия, которые важны для построения отношений с клиентами. Кроме того, возникают некоторые опасения по поводу сокращения рабочих мест.

– Расходы. ИИ предлагает много возможностей для получения аналитической информации и улучшения маркетинговых стратегий, но внедрение и обслуживание могут стоить дорого, что может оттолкнуть компании от использования новых технологий. Это касается не только начальных инвестиций, но и текущих операционных расходов (техническое обслуживание, модернизация, найм дополнительного персонала) [2].

Затрагивая тему перспективы развития персонализации в контексте новых технологий ИИ, можно выделить следующее.

– Масштабирование операций. По мере роста вашего бизнеса управление расширяющейся клиентской базой становится сложной задачей. ИИ обладает уникальной способностью масштабироваться вместе с ростом вашего бизнеса. Он может обрабатывать все большее количество клиентов без необходимости увеличивать штат сотрудников.

– Поддержание языков всего мира, что позволяет клиентам общаться на родном языке и укрепляя доверие.

– Обеспечивает круглосуточную поддержку, гарантируя оперативное реагирование на запросы в любое время.

– Позволяет более эффективно распределять бюджет на маркетинг, благодаря ему компании могут сосредоточиться на наиболее перспективных сегментах аудитории [6].

**Заключение.** Персонализация – это мощный инструмент, который при правильном использовании может значительно способствовать росту и развитию бизнеса. Она становится ключевым трендом в маркетинге благодаря её способности улучшать опыт клиентов и увеличивать эффективность маркетинговых кампаний. Несмотря на то, что внедрение персонализации требует значительных усилий и инвестиций, её преимущества делают её весьма привлекательной для компаний, желающих оставаться конкурентоспособными на современном рынке. Важно помнить о необходимости соблюдения конфиденциальности данных и этичности их использования, чтобы не потерять доверие клиентов. Для разработки эффективной и качественной программы персонализации необходимо создать команду, которая будет заниматься тестированием и обучением на основе полученных результатов.

### **Библиографический список**

1. Персонализация как ключевой тренд в российском маркетинге. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://vc.ru/marketing/1399060-personalizaciya-kak-klyuchevoi-trend-v-rossiiskom-marketinge>. – Дата доступа: 12.09.2024.
2. Клиентский опыт в эпоху ИИ. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://big-i.ru/innovatsii/tekhnologii/klientskiy-opyt-v-epokhu-ii/>. – Дата доступа: 12.09.2024.
3. Case Study: Starbucks Revolutionises the Coffee Experience with AI. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://aiexpert.network/case-study-starbucks-revolutionizes-the-coffee-experience-with-ai/>. – Дата доступа: 12.09.2024.

4. Epsilon research. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.epsilon.com/us/about-us/pressroom/new-epsilon-research-indicates-80-of-consumers-are-more-likely-to-make-a-purchase-when-brands-offer-personalized-experiences>. – Дата доступа: 12.09.2024.
5. Каковы минусы искусственного интеллекта в маркетинге? [Электронный ресурс]. Режим доступа: [https://aimarketingengineers.com/ru/%D0%BA%D0%B0%D0%BA%D0%B8%D0%B5\\_%D0%BC%D0%B8%D0%BD%D1%83%D1%81%D1%8B\\_%D0%B0%D0%B9\\_%D0%B2\\_%D0%BC%D0%B0%D1%80%D0%BA%D0%B5%D1%82%D0%B8%D0%BD%D0%B3%D0%B5/#](https://aimarketingengineers.com/ru/%D0%BA%D0%B0%D0%BA%D0%B8%D0%B5_%D0%BC%D0%B8%D0%BD%D1%83%D1%81%D1%8B_%D0%B0%D0%B9_%D0%B2_%D0%BC%D0%B0%D1%80%D0%BA%D0%B5%D1%82%D0%B8%D0%BD%D0%B3%D0%B5/#). – Дата доступа: 12.09.2024.

## PERSONALISATION OF CONSUMER EXPERIENCE WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE

*Maria Zelenko*

Belarusian State University, 'Institute of Business' in Minsk,  
614070, Belarus, Minsk, 7, Oboynaya str.  
maria.zelenko.sb@gmail.com

*Solushko Arina Sergeevna*

Belarusian State University, 'Institute of Business' in Minsk,  
7, Oboynaya str., Minsk, 614070, Belarus, Minsk  
arina.solushko.sb@gmail.com

The article considers personalisation of customer experience as a key aspect of successful business in the conditions of digital transformation. Artificial intelligence (AI) plays a central role in creating personalised experiences by analysing customer behaviour to improve purchases and business growth. AI improves content relevance, customer loyalty and marketing effectiveness.

**Keywords:** Personalisation, artificial intelligence, data privacy, consumer behaviour analysis, marketing strategies, advertising technology.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗАРПЛАТЫ PYTHON-РАЗРАБОТЧИКА

*Гончаров Сергей Андреевич*

Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»  
614107, Россия, г. Пермь, ул. Бульвар Гагарина, 37а,  
e-mail: sagoncharov\_1@edu.hse.ru

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования зарплаты python-разработчика. Система позволяет с большой точностью предсказать зарплату python-разработчика на основании его опыта работы и навыков. С помощью разработанной интеллектуальной системы проведено исследование предметной области, выявлены закономерности, имеющие практической значение.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, трудоустройство, python-разработчик.

**Введение.** Поиск вакансий является неотъемлемой частью трудоустройства разработчика. Однако, бывает тяжело определить, на какую зарплату можно рассчитывать со своим опытом и навыками, а также, какие умения следует подтянуть для того, чтобы можно было иметь более высокий доход. Для анализа был выбран карьерный путь разработчика, пишущего код на языке программирования python.

При анализе литературных источников выяснилось, что средняя зарплата python-разработчика на 2-е полугодие 2022 года составляла 170 868 рублей в месяц [1-2]. Зарплата Junior-разработчика (опыт от 0 до 1 года) начинается с 70 000 рублей в месяц, Middle-разработчика (опыт от 2 до 3 лет) – со 120 000 рублей, Senior-разработчика (опыт от 5 лет) – с 250 000 рублей.

Среди наиболее востребованных навыков python-разработчиков выделяют [3-4]:

- понимание Python и его структуры данных,
- знание Python-библиотек,
- умение работать с базами данных,
- умение работать с Linux,
- умение работать с системами контроля версий,
- владение английским языком,
- понимание принципов ООП,
- владение web-технологиями.

Основная цель настоящей работы заключается в сборе множества публичных данных о вакансиях для python-разработчиков, а также создание и обучение нейросетевой модели на этих данных. Конечным результатом должна быть нейросетевая система, способная прогнозировать зарплату python-разработчика, основываясь на его опыте и навыках.

**Постановка задачи.** Для создания нейросетевой системы были выбраны следующие параметры:  $X_1$  - опыт работы разработчика;  $X_2$ - $X_{21}$  - обладание 20 самыми распространенными навыками, требуемыми в вакансиях на одном из сайтов для поиска работы [5]. Выходной параметр – прогнозируемая заработная плата разработчика.

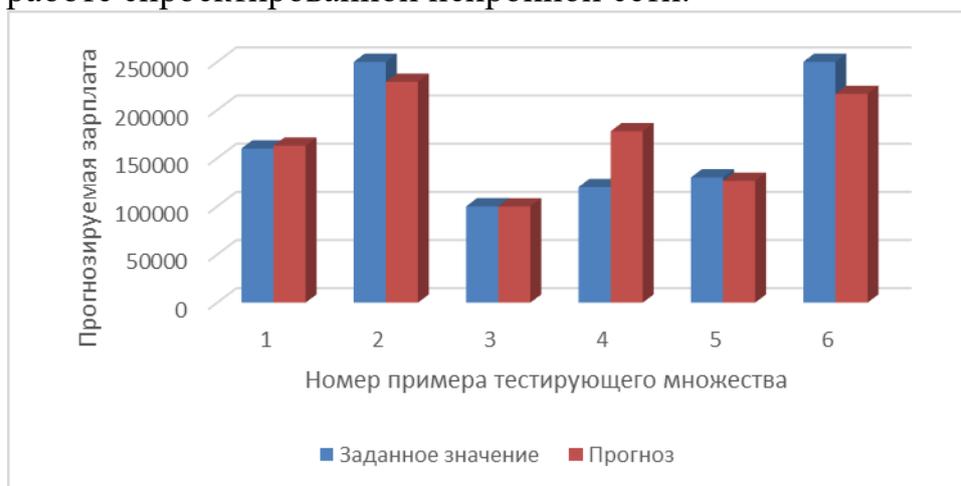
Для определения самых запрашиваемых навыков и сбора обучающего множества была написана программа, работающая с API сайта поиска вакансий. Для наибольшей однородности данных вакансии рассматривались только в Москве на полный рабочий день. Была найдена 251 вакансия, среди которых только 193 содержали информацию о необходимых навыках. Были выделены 20 наиболее часто встречающихся навыков, требуемых от соискателя: Git, Linux, PostgreSQL, SQL, C++, Docker, MySQL, JavaScript, MSSQL, REST, Java, C/C++, HTML, DjangoFramework, ООП, Английский язык, PHP, RabbitMQ, Redis, Kafka. Наличие определенного навыка будет кодироваться

1 и 0 на входных нейронах (1 – есть наличие навыка, 0 – нет наличия). Для этих данных выделены нейроны X2-X21 соответственно.

После удаления выбросов и отсеивания вакансий без указанной минимальной заработной платы из 193 вакансий осталось 166. Это множество было поделено на обучающее, валидационное и тестирующее в соотношении 85%, 10% и 5% соответственно.

**Проектирование нейронной сети.** Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [6] по методике [7]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет двадцать один входной нейрон, один выходной и один скрытый слой с шестью нейронами. Для оценки корректной работы спроектированной нейронной сети использовалось тестирующее множество, состоящее из 6 примеров. Средняя относительная ошибка тестирования составила 13.2%, что можно считать приемлемым результатом. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическими и прогнозируемыми нейросетью зарплатами.

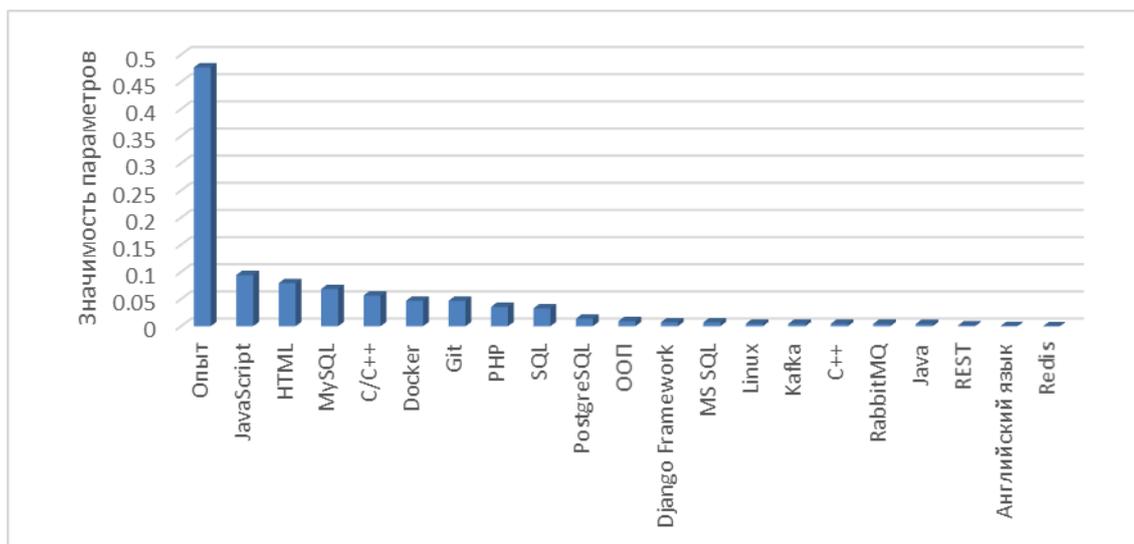
Из результатов, изображенных на рисунке 1, можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейронной сети.



**Рисунок 1. Результат тестирования нейронной сети**

**Исследование предметной области.** Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5», результат отображен на рисунке 2.

Как видно из рисунка 2, наиболее значимым параметром для прогнозирования зарплаты является опыт работы. В список из пяти самых наиболее значимых навыков среди соискателей входят: JavaScript, HTML, MySQL, C/C++, Docker. Разработчику необходимо в первую очередь заняться изучением именно этих технологий для того, чтобы получить наибольший прирост к своей потенциальной заработной плате.



**Рисунок 2. Значимость входных параметров нейросетевой модели**

Далее было проведено исследование полученных зависимостей между входными параметрами и результатами прогнозирования. Исследование производилось с помощью метода «замораживания» [7], суть которого заключается в варьировании значения одного параметра и фиксировании значений всех других параметров. Для этой цели был отобран пример, при котором разработчик владеет 5 наиболее востребованными навыками.

На рисунке 3 показан график зависимости прогнозируемой зарплаты от опыта работы. Уровень зарплаты с обретением опыта, как и ожидалось, растет. Наибольший прирост зарплаты, исходя из графика, происходит после 3 лет работы.



**Рисунок 3. Зависимость прогнозируемой зарплаты от опыта работы.**

**Заключение.** Построена система нейросетевого прогнозирования зарплаты python-разработчика. Спроектированная нейросетевая модель учитывает 21 параметр: опыт работы и 20 наиболее часто встречаемых навыков в требованиях к вакансиям. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей зарплаты от изменения входных параметров. Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать потенциальную заработную плату python-разработчика. Данный набор параметров может быть изменен для прогнозирования зарплаты по наличию других навыков.

## Библиографический список

1. Skillbox.ru - Сколько зарабатывают Python-разработчики: исследование рынка и зарплат. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://skillbox.ru/media/code/skolko-zarabatyvayut-pythonrazrabotchiki-issledovanie-rynka-i-zarplat/>
2. Dtf.ru - Python-разработчик: что должен знать и как им стать. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://dtf.ru/u/735923-productstar/1629041-python-razrabotchik-cto-dolzhen-znat-i-kak-im-stat>
3. Hackr.io - Top 10 Python Skills You Need to Get Hired in 2024. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://hackr.io/blog/top-python-skills-in-demand>
4. Habr.com - Что нужно знать, уметь и понимать, чтобы не иметь проблем с поиском работы питонистом. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/311642/>
5. Hh.ru. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://hh.ru/>
6. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
7. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.

## NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE WINNER OF A SNOOKER MATCH

*Goncharov Sergey A.*

National Research University Higher School of Economics  
Studencheskaya Street, 37a, Perm, Russia, 614990, sagoncharov\_1@edu.hse.ru

The article describes the development of a neural network system for predicting the salary of a python developer. The system allows to accurately predict the salary of a python developer based on his work experience and skills. With the help of the developed intellectual system, a study of the subject area was carried out, patterns of practical importance were identified.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network, prediction, employment, python developer.

УДК 004.032.26

## ПРИМЕНЕНИЕ LSTM-НЕЙРОННОЙ СЕТИ И ФРАКТАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФОНДОВОГО ИНДЕКСА

*Гарафутдинов Роберт Викторович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614068, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
rvgarafutdinov@gmail.com

В статье представлены результаты эксперимента по нейросетевому моделированию финансового временного ряда с использованием фрактального анализа. В качестве предиктора на вход нейронной сети помимо исходного ряда был добавлен ряд оценок локальных фрактальных размерностей этого ряда. Результаты: модель, учитывающая фрактальность, дала менее точные прогнозы,

что не позволяет заявлять об эффективности фрактальной размерности как предиктора в LSTM-нейронных сетях.

**Ключевые слова:** фрактальный анализ, нейронная сеть, LSTM, прогнозирование финансовых временных рядов, фрактальная размерность.

**Введение.** Прогнозирование динамики финансовых рынков, курсов различных финансовых инструментов всегда интересовало инвесторов. Решение этой задачи с достаточно высокой степенью эффективности позволило бы снизить риски и повысить доходность операций на рынках, однако оно по сей день продолжает оставаться желанным, но пока недостижимым. Как показывает объективная действительность, будущее туманно и плохо предсказуемо. Однако интерес к этой теме не снижается. Существуют различные теории, объясняющие природу экономических систем и финансовых рынков в частности, и разработанные в их рамках математические модели, позволяющие в той или иной мере успешно осуществлять краткосрочные прогнозы финансовых временных рядов, например, курсов акций и фондовых индексов. Так, гипотеза фрактального рынка, предложенная Б. Мандельбротом и Э. Петерсом [1], утверждает, что природа рынков является не случайной, а детерминированной, и они поддаются прогнозированию. На эту теорию опираются так называемые эконометрические модели с длинной памятью, такие как ARFIMA и различные фрактальные модификации GARCH. Согласно ряду исследований, учет моделями фрактальных свойств рядов позволяет несколько повышать точность их прогнозов относительно более простых моделей, не учитывающих этих свойств [2].

В настоящее время активно развиваются методы искусственного интеллекта и машинного обучения, предназначенные для решения задачи прогнозирования. Главенствующую роль среди них по праву занимают нейронные сети, способные добиваться точности прогнозов, значительно превышающей таковую более традиционных статистических и эконометрических методов и моделей. Существуют архитектуры нейросетей для обработки последовательностей данных, в том числе и временных рядов произвольной природы. К ним относятся рекуррентные сети с долгой краткосрочной памятью LSTM и GRU. Есть примеры исследований, показывающих, что такие модели способны успешно прогнозировать и финансовые ряды [3].

Нейронные сети могут работать и с многомерными рядами. Одним из предикторов может выступать оценка фрактальной размерности основного моделируемого ряда. В данной работе производится попытка объединить фрактальный анализ и нейросетевое моделирование и проверить, позволит ли учет моделью фрактальных характеристик финансового временного ряда повысить точность его прогноза. Таким образом, целью исследования является сравнение точности прогнозирования с помощью нейронной сети одномерного ряда и двухмерного, содержащего, помимо финансового ряда, также историю оценок его локальных фрактальных размерностей.

**Данные и методы.** Объектом прогнозирования был выбран биржевой индекс S&P 500. В исследовании [4] показано, что фрактальный анализ аме-

риканского фондового рынка дает положительные результаты, и это позволяет иметь некоторые надежды относительно успеха в настоящем исследовании. Были рассмотрены дневные цены закрытия индекса за период с 01.01.2010 по 31.12.2019 гг., всего 2516 наблюдений. График ряда приведен на рис. 1.



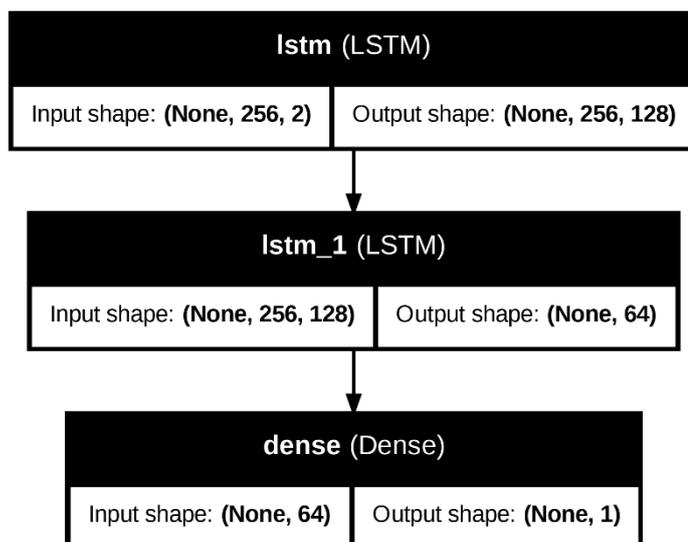
**Рисунок 1. Дневные котировки индекса S&P 500**

Источником данных послужил сервис YahooFinance. Для оценивания фрактальной размерности ряда был использован метод ДФА, описанный в [5]. Нейронная сеть обучалась с использованием библиотек Keras и TensorFlow для языка программирования Python.

**Методика исследования.** По исходным значениям ряда индекса были вычислены оценки его локальных фрактальных размерностей методом скользящего окна шириной 256 и шагом 1. В результате первые 255 наблюдений ряда были отброшены (для них не было значений размерности). Оставшиеся данные были поделены на тестовую (последние 30 значений) и обучающую выборки. Задача прогнозирования временного ряда – это частный случай задачи регрессии. Целевым признаком явилось значение прогнозируемого ряда в момент времени  $t + 1$ , в качестве факторных признаков были взяты значения ряда в моменты времени  $\{t_1, t_2, \dots, t_{255}, t_{256}\}$  и соответствующие оценки размерностей. Таким образом, нейросети обучались для прогнозирования на один шаг вперед с использованием данных предыдущих 256 наблюдений. Всего было обучено две нейросети: для прогнозирования с использованием оценок размерностей и с использованием только ряда значений индекса. Данные были нормализованы методом z-стандартизации и приведены к виду, пригодному для подачи их на вход сетей.

Каждая сеть состояла из входного слоя соответствующей исходным данным размерности, двух LSTM-слоев по 128 и 64 нейрона соответственно

и одного выхода. Архитектура сети с двумя рядами на входе приведена на рис. 2.



**Рисунок 2. Архитектура нейросети, учитывающей фрактальные свойства ряда**

При обучении обеих моделей использовался оптимизатор Adam. Функция потерь – *MAE*, размер пакета данных (батча) 32, количество эпох обучения 100. Также для борьбы с переобучением сети был использован механизм ранней остановки обучения *EarlyStopping*, критерий остановки – не уменьшение значения функции потерь в течение трех эпох. В результате, как выяснилось, сети не обучались более чем 20 эпох, срабатывал механизм остановки.

Прогнозы ряда индекса были получены для всех 30 временных точек тестовой выборки. Точность прогнозирования оценивалась по метрике *MAE*. Учитывая, что в Keras веса нейронной сети инициализируются случайными значениями, а значит, начальная точка оптимизатора разная при каждом запуске обучения модели, в целях повышения статистической надежности результатов было решено обучить обе сети десятикратно, а полученные значения метрики точности прогноза усреднить. Перед расчетом *MAE* для прогнозных значений была выполнена «обратная нормализация», метрика вычислялась по исходным значениям индекса.

**Результаты и обсуждение.** На рис. 3 приведен график фактических и прогнозных значений индекса, полученный в результате одного из запусков обучения моделей.



**Рисунок 3. Сравнение фактических и прогнозных данных**

Можно заметить, что график прогноза модели, использующей ряд размерностей, более сглаженный, чем график второй модели, и хуже него повторяет фактические данные. Такая ситуация явилась типичной для всех запусков. Среднее значение *MAE* для фрактальной модели составило  $40,86 \pm 13,77$ , а для второй модели  $31,39 \pm 9,87$  (приведены 95%-ые доверительные интервалы). Также можно отметить, что первая нейросеть быстрее переобучалась, для нее раньше срабатывал механизм ранней остановки.

Таким образом, нейросеть, использующая только сами данные исходного ряда, показала более высокую точность прогнозирования. Использование фрактальной размерности как предиктора оказалось неэффективным. Возможной причиной этого факта может являться следующая. Фрактальная размерность не является внешней информацией, она оценивается по самому ряду. Нейросети не интерпретируемы, результаты их работы плохо поддаются обоснованию. Возможно, нейронная сеть всю полезную для объяснения целевого признака информацию, какую только может, извлекает из данных сама.

Также можно изложить следующие соображения относительно общей целесообразности применения нейросетевых моделей для прогнозирования таких сложных, нестационарных (в самом широком смысле) временных рядов, как финансовые. Методы машинного обучения для качественной работы требуют очень больших объемов данных. На финансовых рынках данные в достаточном количестве доступны не всегда и даже практически никогда, если вести речь не о сотнях или тысячах наблюдений, а о сотнях тысяч и миллионах. Чтобы получить выборки столь значительного объема, придется обращаться не к дневным и тем более не к недельным или месячным данным, а к часовым и минутным. С доступностью такой информации неизбежно возникнут проблемы. Но даже при ее наличии можно задаться справедливым вопросом: уместно ли использовать значения котировок несколько тысяч ча-

сов назад для предсказания котировки актива в следующий час? Маловероятно, что подобная зависимость существует. Финансовые рынки – системы с очень изменчивой динамикой. Проблема обнаружения «разладки», в том числе изменения локальных фрактальных свойств, в литературе обсуждалась (см., например, [6]). Возможно, для краткосрочного прогнозирования в большей степени подходят модели, не основанные на искусственном интеллекте, которым для обучения достаточно нескольких десятков значений.

**Заключение.** В результате исследования было выполнено сравнение точности прогнозов, полученных с помощью двух нейросетевых моделей: учитывающей фрактальные свойства исследуемого ряда и не учитывающей. Более точный прогноз был получен с помощью нефрактальной модели. Можно сделать вывод, что применение оценок локальных фрактальных размерностей финансового ряда как предиктора в простой LSTM-сети не улучшает качества прогнозирования.

Ограничения использованной методики исследования: не применялась валидационная выборка для обнаружения переобучения моделей; тонкий подбор гиперпараметров моделей не производился; прогноз осуществлялся только на один шаг вперед. Возможным направлением исследований является устранение перечисленных недочетов, а также увеличение информационной базы исследования (взять больше финансовых инструментов, расширить временные рамки). Также имеет смысл испробовать другие методы оценивания фрактальных характеристик временных рядов (в частности, метод минимального покрытия).

### **Библиографический список**

1. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в инвестициях и экономике. – М.: Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
2. Балагула Ю.М. Прогнозирование суточных цен на ОПЭМ РФ с помощью модели ARFIMA // Прикладная эконометрика. – 2020. – Т. 57. – С. 89–101. DOI: 10.22394/1993-7601-2020-57-89-101
3. Патласов Д.А., Гарафутдинов Р.В. Применение нейронных сетей архитектуры LSTM для моделирования волатильности фондового рынка // Вестник Пермского университета. Серия: Экономика. – 2024. – Т. 19, № 1. – С. 41–51. DOI 10.17072/1994-9960-2024-1-41-51
4. Garafutdinov R. An Optimal Investment Portfolio Constructed with Fractal Analysis and Long Memory Models // Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – Vol 342. – Pp. 1116–1131. DOI: 10.1007/978-3-030-89477-1\_99
5. Peng C.-K. Mosaic organization of DNA nucleotides / C.-K. Peng, S.V. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H.E. Stanley, A.L. Goldberger // Physical Review E. – 1994. – Vol. 49, No. 2. – Pp. 1685–1689. DOI:10.1103/PhysRevE.49.1685
6. Гарафутдинов Р.В. К задаче классификации участков финансовых временных рядов различной фрактальной размерности // Татищевские чтения: актуальные проблемы науки и практики: материалы XVII Международной научно-практической конференции. – 2020. – С. 226–230.

## **STOCK INDEX FORECASTING USING LSTM NEURAL NETWORK AND FRACTAL ANALYSIS**

*Robert V. Garafutdinov*

Perm State University,

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614068

rvgarafutdinov@gmail.com

The paper presents the results of the experiment on neural network modelling of financial time series using fractal analysis. As a predictor, a number of estimates of local fractal dimensions of this series was added to the input of the neural network in addition to the input series. Results: the model taking into account fractality gave less accurate predictions, which does not allow us to declare the effectiveness of fractal dimension as a predictor in LSTM neural networks.

**Keywords:** fractal analysis, neural network, LSTM, financial time series forecasting, fractal dimension.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ ИНФРАСТРУКТУРЫ КАМПУСА НИУ ВШЭ – ПЕРМЬ

*Васильев Вадим Дмитриевич*

Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики» в Перми,  
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38  
[vdvasilev\\_2@edu.hse.ru](mailto:vdvasilev_2@edu.hse.ru)

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования развития инфраструктуры кампуса НИУ ВШЭ – Пермь. Система позволяет с большой точностью предсказать количество единиц оборудования (комплекса технических средств), которое потребуется использовать в ближайшее время на основании данных о количестве техники за период с 1998 по 2024 г. С помощью разработанной интеллектуальной системы проведено исследование предметной области, выявлены закономерности, имеющие практическое значение.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, комплекс технических средств, программное обеспечение, инфраструктура, компьютерный центр, база данных.

**Введение.** Компьютерный центр (КЦ) НИУ ВШЭ – Пермь – это организация, которая ведёт учёт объектов ИТ-инфраструктуры, таких как комплекс технических средств (КТС) и программное обеспечение (ПО) на территории всех учебных корпусов в пермском кампусе НИУ ВШЭ.

База данных (БД) КЦ обширная, т.к. по данным Третьякова Степана Владимировича (начальника компьютерного центра) содержит более 100 наименований ПО, а также различные виды компьютерного, коммутационного и периферийного оборудования в составе более 1500 единиц.

Важность и необходимость проведения исследования по данной теме обуславливается тем, что в настоящее время НИУ ВШЭ – Пермь активно развивается: усовершенствуются существующие образовательные програм-

мы (ОП), требующие использования ПО и КТС – программы бакалавриата, магистратуры, дополнительного образования, такие как «Бизнес-информатика», «Программная инженерия», «Бизнес-аналитика», «Финансовые стратегии и аналитика», «Управление развитием бизнеса». Кроме того, появляются новые образовательные программы («Дизайн», «Программные системы и автоматизация процессов разработки», «Разработка информационных систем для бизнеса»), также растёт количество абитуриентов, соответственно растёт количество компьютерных классов, используемого ПО, компьютеров, пользователей. Следовательно, бумажный учёт ПО и КТС, а также их прогнозирование с помощью карточек учёта оборудования и с помощью Excel-таблиц, используемое на протяжении примерно 20 лет, перестает удовлетворять требованиям вычислительного центра (ВЦ) НИУ ВШЭ – Пермь, т.к. каждой ОП требуются разные программные средства (ПС), а КЦ не в состоянии обеспечивать данные потребности ОП.

Таким образом, КЦ НИУ ВШЭ – Пермь нуждается в системе, позволяющей учитывать объекты ИТ-инфраструктуры университета, т.е. ПО и КТС, производить прогнозирование и мониторинг, а также поддерживать актуальную информацию о программном обеспечении, чтобы понимать, какие виды ПО требуются в определённый момент.

**Постановка задачи и формирование DataSet.** Для создания нейросетевой системы были выбраны следующие параметры: входной параметр (X1) – годы жизни университета; выходной параметр (Y1) – количество единиц оборудования (компьютеров в компьютерных классах) на определённый год (с 1998 по 2024 гг.).

Набор данных был получен от начальника КЦ НИУ ВШЭ – Пермь. Перед переходом к проектированию и обучению нейросетевой модели, была выполнена очистка исходного множества от противоречивых примеров, выбросов, дубликатов. Данное множество было разделено на обучающее и тестирующее в соотношении 90% и 10% соответственно.

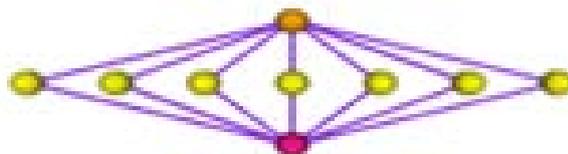
**Проектирование нейронной сети.** Проектирование, обучение и тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [1] по методике [2]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет один входной нейрон, один выходной и один скрытый слой с семью нейронами.

**Реализация.** Для начала необходимо собрать имеющиеся данные во-едино. Для этого потребуется таблица в формате Excel:

№ауд/год	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
201(1)	0	0	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	21
202(1)	0	0	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15
301(1)	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	21
101(2)	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	15	15	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21
210(2)	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	0	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21
211(2)	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	15	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21
206(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21
304(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	0
305(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	21
504(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21
509(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21
510(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21
511(3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21
316(4)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	0
317(4)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15
137(7)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	15
Лицей №10 (1)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Лицей №10 (2)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Лицей №10 (3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Лицей №10 (4)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Сумма компьютеров в комп. классах	0	0	30	30	30	30	45	60	75	90	90	105	105	106	160	175	190	190	190	190	253	253	253	253	268	274	276

**Рисунок 1. Набор имеющихся данных**

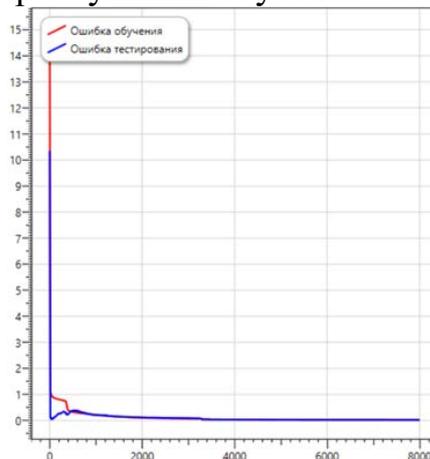
Далее следует работа с нейросимулятором, а именно: задаётся количество нейронов на входном слое, количество скрытых слоев и количество нейронов на скрытом слое:



**Рисунок 2 – Нейронная сеть на платформе «Нейросимулятор»**

После этого осуществляется ввод имеющихся данных, представленных на рис.1, с разбивкой на обучающее и тестирующее множество в соотношении 90% и 10% соответственно для обучения нейросети:

Затем необходимо приступить к обучению нейросети:



**Рисунок 3. Обучение нейросети**

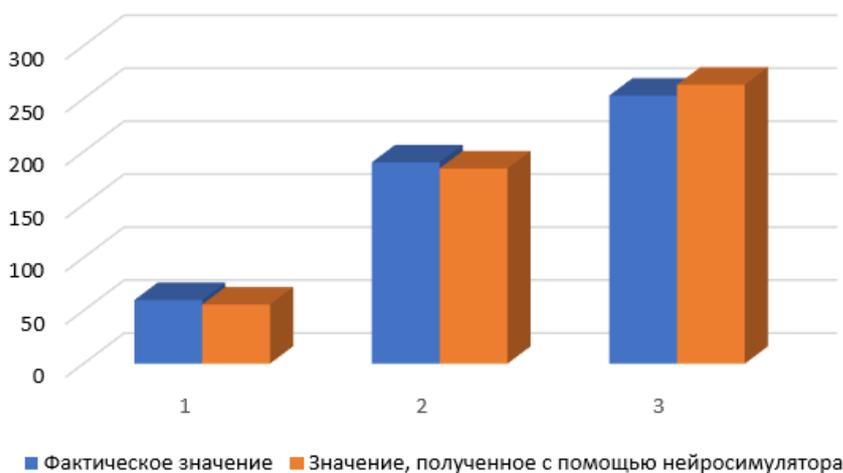
Далее следует этап проверки. Выявлено, что проверка прошла успешно. Следовательно, необходимо приступить к этапу прогнозирования на несколько лет вперед. Стоит отметить, что прогноз верный: в последнее время

не наблюдается резких скачков. Каждый год количество компьютеров в компьютерных классах либо увеличивалось (плавно или резко), либо оставалось неизменным, но не уменьшалось. Полученные результаты оптимальнее всего отобразить графически:



**Рисунок 4. Распределение количества компьютеров**

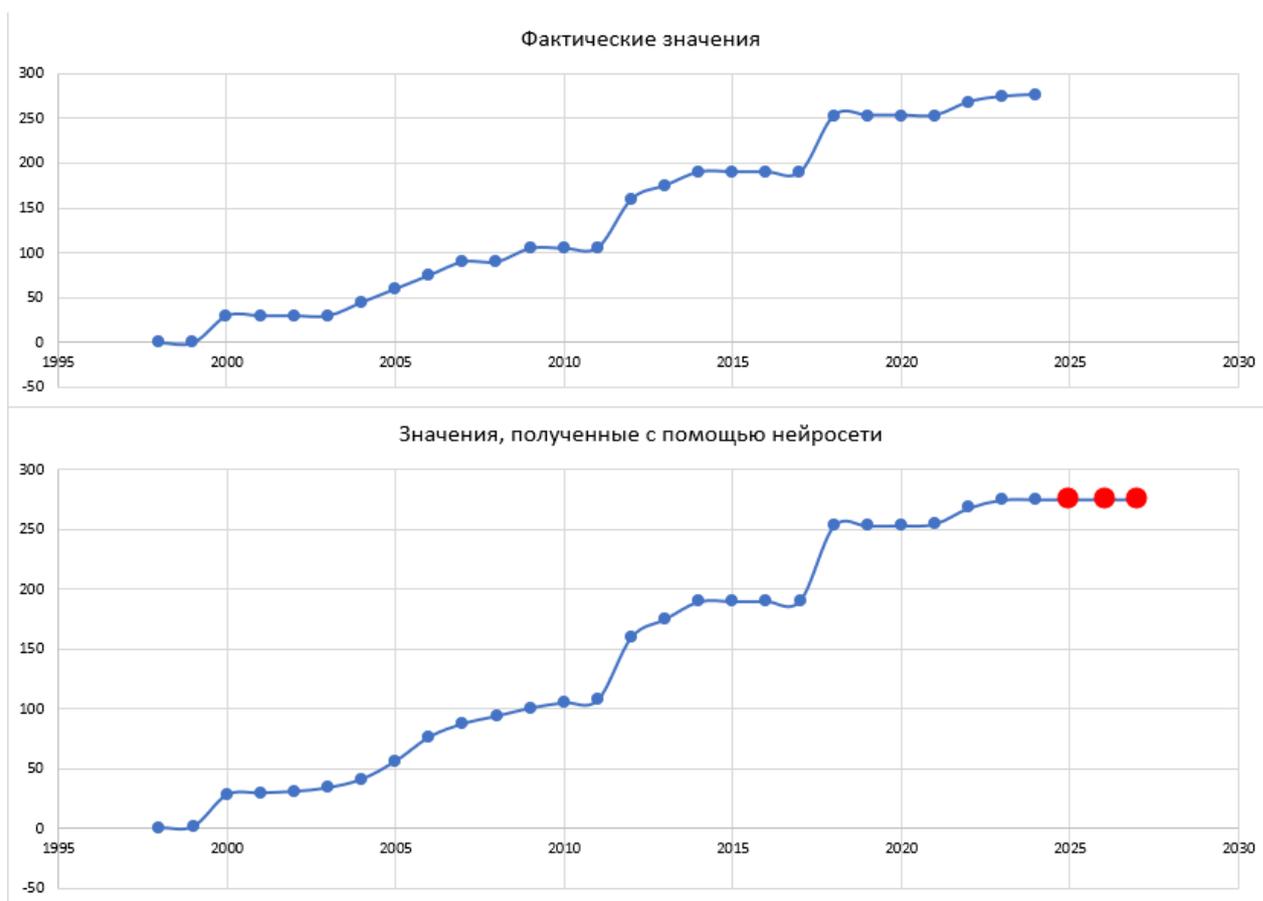
Проверку адекватности необходимо выполнить путём построения соответствующей столбчатой диаграммы:



**Рисунок 5. Анализ адекватности**

Расчёт коэффициента Пирсона и коэффициента детерминации: коэффициент Пирсона равен 0,83, коэффициент детерминации равен 0,70. Вывод: модель хорошая.

Необходимо выполнить анализ полученных данных (графически сравнить фактические значения распределения компьютеров по годам со значениями, полученными с помощью нейросети):



**Рисунок 6. Графическое сравнение фактических значений и значений, прогнозируемых нейросетью**

Очевидно, что значения совпадают, а нейросеть строит прогнозируемые точки в соответствии с тенденцией – это ещё одно подтверждение того, что нейросеть обучена, т.к. справилась с задачей успешно.

**Заключение.** В результате исследования построена система нейросетевого прогнозирования объектов ИТ-инфраструктуры университета.

Спроектированная нейросетевая модель учитывает входные параметры – годы жизни университета, а выходными параметрами является количество единиц оборудования, т.е. компьютеров в компьютерных классах на определённый год (в конкретном случае с 1998 по 2024 гг.). Методом прогнозирования построены графики зависимостей количества единиц оборудования от изменения входных параметров.

Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать количество требуемой техники на тот или иной период.

Исходя из исследования итоговых результатов система работает корректно и может в полной мере использоваться сотрудниками компьютерного центра университета.

### **Библиографический список**

1. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.

3. М. А. Пласкин Тестирование и отладка программ для профессионалов будущих и настоящих, изд. «БИНОМ. Лаборатория знаний», 2007 – 170с.
4. Карпунин А. А., Ганев Ю. М., Чернов М. М. Методы обеспечения качества при проектировании сложных программных систем //Надежность и качество сложных систем. – 2015. – №. 2 (10). – С. 78-84.
5. Официальный сайт компьютерного центра НИУ ВШЭ – Пермь. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://perm.hse.ru/pc\\_centre/](https://perm.hse.ru/pc_centre/) (25.09.2023)

## NEURAL NETWORK SYSTEM FOR FORECASTING THE DEVELOPMENT OF INFRASTRUCTURE OF THE HSE CAMPUS - PERM

*Vasiliev Vadim Dmitrievich*

HSE University,

Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070

[vdvasilev\\_2@edu.hse.ru](mailto:vdvasilev_2@edu.hse.ru)

The article presents a description of the development of a neural network system for predicting the development of infrastructure on the campus of the National Research University Higher School of Economics - Perm. The system allows you to predict with great accuracy the number of pieces of equipment (a set of technical means) that will need to be used in the near future based on data on the amount of equipment for the period from 1998 to 2024. Using the developed intelligent system, a study of the subject area was carried out, and patterns of practical importance were identified.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, forecasting, complex of technical means, software, infrastructure, computer center, database.

УДК 338.45.01

## ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ЭКОНОМИКИ ЗАМКНУТОГО ЦИКЛА

*Колесник Надежда Александровна*

Национальный исследовательский университет "Высшая школа Экономики",  
101000, Россия, г. Москва, ул. Мясницкая, 20

[nkolesnik@hse.ru](mailto:nkolesnik@hse.ru)

В статье рассмотрено использование технологий искусственного интеллекта для формирования экономики замкнутого цикла. Были систематизированы ключевые инициативы и практики в соответствии с производственно-сбытовой цепочкой по трём направлениям формирования экономики замкнутого цикла: сокращение (reduce), повторное использование (reuse), переработка (recycle). Систематизация направлений использования искусственного интеллекта по этапам производственно-сбытовой цепочки позволяет использовать большой потенциал технологий для большего благополучия бизнеса, экологии и общества.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, экономика замкнутого цикла, продуктовая отрасль, экология.

**Введение.** Экология остаётся одной из важных проблем в России и мире, что отражается в Целях устойчивого развития и Национальных целях развития России. Переход к экономике замкнутого цикла, как одной из целей в перспективе до 2036, представляет собой комплексную задачу взаимодействия государства, бизнеса и общества [1]. Особая актуальность исследования продуктового ритейла связана с тем, что продуктовая отрасль является одним из наибольших источников создания отходов [2], по данным Российского экологического оператора в структуре мусора содержится около 50 % составляет одноразовая упаковка от продуктов питания и около 40 % пищевых отходов.

Экономика замкнутого цикла в разных отраслях и бизнес-моделях имеет свою специфику. В академической литературе встречается более 221 определений, содержательно основанных на трёх ключевых направлениях реализации [3]:

- сокращение количества используемых ресурсов (reduce), в том числе за счёт отказа (refuse), переосмысления (rethinking), перепроектирования (redesigning) (включая продление срока службы продуктов), минимизации, оцифровки;
- продление срока и повторное использование (reuse) ресурсов, включая ремонт (repairing) и восстановление (refurbishing);
- переработка (recycle).



**Рисунок 1. Производственно-сбытовая цепочка продуктов питания (food value chain)**

Источник: Catalysing Science-based Policy Action on Sustainable Consumption and Production: The Value-chain Approach, UN environment programme, 2021.

**Анализ производственно-сбытовой цепочки.** Рассматривать внедрение экономики замкнутого цикла целесообразно исходя из производственно-сбытовой цепочки отрасли.

Наибольшими ресурсами и возможностями для внедрения аспектов экономики замкнутого цикла обладают участники средних этапов производственно-сбытовой цепочки. Участники средних этапов не используют большие объёмы природных ресурсов сами, но являются мощными в структурном и финансовом отношении, оказывая огромное влияние на деятельность других участников, как на первичное производство, так и на конечное потребление [4].

**Использование искусственного интеллекта для формирования экономики замкнутого цикла.** Алгоритмы искусственного интеллекта могут анализировать огромные наборы данных для выявления неэффективности использования ресурсов, оптимизации процессов, более эффективного управления отходами, распределения ресурсов, предиктивного обслуживания оборудования, и разработки решений продления жизненных циклов продуктов [5]. Согласно исследованию Сколково 80 % руководителей компаний считают, что главным преимуществом внедрения цифровых инструментов является повышение производительности и эффективности процессов в компании, а также получение дополнительных экологических и социальных эффектов [6]. Несмотря на признание того факта, что обучение нейросетей требуют существенных ресурсов и издержек для окружающей среды, искусственный интеллект может внести вклад для экологии.

**Таблица 1. Использование искусственного интеллекта и внедрение принципов экономики замкнутого цикла**

<b>Выращивание и сбор продукции</b>		
Мониторинг за процессами Прогноз роста Контроль за температурой и влажностью	Оптимизация <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ структуры посева</li> <li>▪ использования пестицидов и удобрений</li> <li>▪ системы полива</li> </ul>	Albaaji G. F., SS V. C. Artificial intelligence SoS framework for sustainable agricultural production //Computers and Electronics in Agriculture. – 2023. – Т. 213. – С. 108182. Rustia D. J. A. et al. Towards intelligent and integrated pest management through an AIoT based monitoring system //Pest Management Science. – 2022. – Т. 78. – №. 10. – С. 4288-4302. Sharma R. Artificial intelligence in agriculture: a review //2021 5th international conference on intelligent computing and control systems (ICICCS). – IEEE, 2021. – С. 937-942.
<b>Переработка и упаковка товаров</b>		
Снижение брака и повышение качества продукции	Моделирование и оптимизация производственного процесса: <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ снижение затрат ресурсов</li> <li>▪ повышение эффективности ис-</li> </ul>	Kumar I. et al. Opportunities of artificial intelligence and machine learning in the food industry //Journal of Food Quality. – 2021. – Т. 2021. – №. 1. – С. 4535567. Matin A. et al. AIoT for sustainable manufacturing: Overview, challenges, and opportunities //Internet of Things. – 2023. – С. 100901. Ramirez-Asis E. et al. A review on role of artificial intelligence in food processing and manufacturing industry

	пользования ресурсов	//Materials Today: Proceedings. – 2022. – Т. 51. – С. 2462-2465.
<b>Транспортировка и хранение</b>		
Оптимизация логистических процессов Прогноз логистических потребностей	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Снижение постоянных и расходов топлива</li> <li>▪ Повышение эффективности загрузки</li> <li>▪ Оптимизация складских операций и хранения</li> </ul>	<p>Richey Jr R. G. et al. Artificial intelligence in logistics and supply chain management: A primer and roadmap for research //Journal of Business Logistics. – 2023. – Т. 44. – №. 4. – С. 532-549.</p> <p>Jackson I. et al. Generative artificial intelligence in supply chain and operations management: a capability-based framework for analysis and implementation //International Journal of Production Research. – 2024. – С. 1-26.</p> <p>Richey R. G. et al. Artificial intelligence in logistics and supply chain management: A primer and roadmap for research //Journal of Business Logistics. – 2023. – Т. 44. – №. 4.</p>
<b>Розничная торговля</b>		
Повышение эффективности продаж и сокращение потерь готовой продукции	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Прогноз спроса</li> <li>▪ Прогноз остатков</li> <li>▪ Взаимодействие с потребителем, (например, оплата взглядом)</li> </ul>	<p>Oosthuizen K. et al. Artificial intelligence in retail: The AI-enabled value chain //Australasian Marketing Journal. – 2021. – Т. 29. – №. 3. – С. 264-273.</p> <p>Heins C. Artificial intelligence in retail—a systematic literature review //Foresight. – 2023. – Т. 25. – №. 2. – С. 264-286.</p> <p>Yau K. L. A., Saad N. M., Chong Y. W. Artificial intelligence marketing (AIM) for enhancing customer relationships //Applied Sciences. – 2021. – Т. 11. – №. 18. – С. 8562.</p>
<b>Индивидуальное потребление</b>		
Оптимизация совершения покупок по содержанию (необходимости) и количеству	Персонализированные рекомендации по товарам на основе анализа данных поведения пользователей Оптимизация использования имеющихся продуктов	<p>Puntoni S. et al. Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective //Journal of Marketing. – 2021. – Т. 85. – №. 1. – С. 131-151.</p> <p>Kim J., Kang S., Bae J. The effects of customer consumption goals on artificial intelligence driven recommendation agents: evidence from Stitch Fix //International Journal of Advertising. – 2022. – Т. 41. – №. 6. – С. 997-1016.</p> <p>Hermann E. Artificial intelligence in marketing: friend or foe of sustainable consumption? //AI &amp; SOCIETY. – 2023. – Т. 38. – №. 5. – С. 1975-1976.</p>
<b>Утилизация и переработка</b>		
Сортировка отходом	Повышение эффективности до-сортировки отходов.	Fang B. et al. Artificial intelligence for waste management in smart cities: a review //Environmental Chemistry Letters. – 2023. – Т. 21. – №. 4. – С. 1959-1989.
Анализ свалок	Обучение нейросетей для распознавания нелегальных свалок на спутниковых снимках	Геоаналитическая платформа «Геометрия», разработанная Sber AI. В России стартовал проект по применению нейросети для очищения страны от мусора. 2023. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <a href="https://www.gazeta.ru/tech/news/2023/10/10/21472231.shtml">https://www.gazeta.ru/tech/news/2023/10/10/21472231.shtml</a>

**Заключение.** В результате исследования были систематизированы основные направления использования искусственного интеллекта для формирования экономики замкнутого цикла по этапам на примере производственно-сбытовой цепочки продуктов питания.

С учётом высокой стоимости использования технологий, основанной на оплате труда высококвалифицированных сотрудников и затрат на специализированное высокотехнологическое оборудование для обработки данных и обучения, потенциалом по внедрению искусственного интеллекта обладают центральные участники цепочки, для которых характерен высокий уровень консолидации и наличие необходимых значимых ресурсов.

Внедрение цифровых технологий, в частности искусственного интеллекта является перспективным аспектом для формирования экономики замкнутого цикла в том случае, когда возникает *синергетический эффект* в повышении эффективности бизнес-процессов и результативности компании. Ключевые направления использования искусственного интеллекта для сбора информации, обработки не структурированных данных и предиктивной аналитики для снижения издержек и повышения эффективности производства за счёт снижения ресурсоёмкости и повышения энерго-эффективности, повышения эффективности работы оборудования, оптимизации логистических процессов, эффективности продаж и взаимодействия с потребителями.

### Библиографический список

1. Минэконом развития РФ 2021. Экономика замкнутого цикла. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.economy.gov.ru/material/file/55fc716c49b06e62a652d101b1be8442/220414.pdf>
2. World Bank. What a waste 2.0: a global snapshot of solid waste management to 2050. – World Bank Publications, 2018.
3. Kirchherr J. et al. Conceptualizing the circular economy (revisited): an analysis of 221 definitions //Resources, Conservation and Recycling. – 2023. – Т. 194. – С. 107001.
4. Колесник Н. А. Реализация концепции устойчивого развития в сфере розничной торговли: латентный семантический анализ SMM-коммуникации 2015–2021 гг //Журнал новой экономической ассоциации. – 2023. – С. 79.
5. Kowsari E. et al. Marine plastics, circular economy, and artificial intelligence: A comprehensive review of challenges, solutions, and policies //Journal of Environmental Management. – 2023. – Т. 345. – С. 118591.
6. Центр устойчивого развития Школы Управления Сколково. ESG в цифровом мире: вызовы и возможности. 2022. – 26 с.

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR CREATING A CLOSED-LOOP ECONOMY

*Nadezda A. Kolesnik*

National Research University «Higher School of Economics»,

Str. Mysnickaya, 20, Moscow, Russia, 101000

[nkolesnik@hse.ru](mailto:nkolesnik@hse.ru)

The article examines the use of artificial intelligence technologies to form a closed-loop economy. Key initiatives and practices were systematized in accordance with the food supply chain in three areas of forming a closed-loop economy: reduce, reuse, and recycle. Systematization of artificial intelligence technologies by stages of the supply chain allows using the great potential of the food industry for greater well-being of business and society.

**Keywords:** artificial intelligence, circular economy, food industry, ecology

## **AI-АНАЛИТИКА И ОПТИМИЗАЦИЯ КЛИЕНТСКОГО ОПЫТА: ОТ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОВЕДЕНИЯ ДО АВТОМАТИЗАЦИИ ОБ- СЛУЖИВАНИЯ**

*Куцая Александра Андреевна*

Финансовый Университет при Правительстве Российской Федерации,  
125167, Москва, пр-кт Ленинградский, д. 49/2  
sasha1642003@mail.ru

Статья посвящена роли искусственного интеллекта (AI) в оптимизации клиентского опыта, охватывая использование AI-аналитики и автоматизации обслуживания. Рассматривается, как AI-технологии помогают бизнесам предсказывать поведение клиентов, персонализировать их взаимодействие и автоматизировать процессы обслуживания. Примеры успешного применения включают кейсы Т-Банка и СберБанка, где AI-алгоритмы используются для персонализации предложений и автоматизации работы контакт-центров. В статье также обсуждаются результаты применения AI, такие как повышение удовлетворенности и лояльности клиентов, а также влияние на рабочие процессы и производительность сотрудников.

**Ключевые слова:** AI-аналитика, персонализация, автоматизация обслуживания, клиентский опыт, прогнозирование поведения, чат-боты, виртуальные помощники, Т-Банк, СберБанк, нейросетевые технологии, эффективность обслуживания, лояльность клиентов.

**Введение.** В условиях современной конкуренции компании стремятся к улучшению клиентского опыта, что становится ключевым фактором успеха на рынке. Искусственный интеллект (AI) играет центральную роль в этом процессе, помогая бизнесам оптимизировать взаимодействие с клиентами на всех этапах — от прогнозирования их поведения до автоматизации обслуживания. Использование AI-аналитики позволяет компаниям не только предугадывать потребности своих клиентов, но и персонализировать предлагаемые решения, улучшая уровень удовлетворенности и лояльности. В данной работе будет рассмотрено, как AI-технологии трансформируют клиентский опыт с помощью аналитики данных и автоматизации, на примере российских кейсов банков Т-Банк и СберБанк.

**Проблематика:** Как AI помогает улучшать клиентский опыт через прогнозирование поведения, автоматизацию customer support и создание персонализированных стратегий. В работе использовались общие научные методы исследования такие как анализ, синтез, классификация, сравнительный анализ. В качестве социальных научных методов применен контент-анализ.

**AI-аналитика для прогнозирования поведения клиентов.** AI-аналитика играет ключевую роль в прогнозировании поведения клиентов, позволяя компаниям выявлять паттерны и предсказывать их будущие действия. Ис-

пользуя возможности анализа больших данных, AI-алгоритмы могут обрабатывать историю покупок, предпочтения клиентов, а также внешние факторы, влияющие на принятие решений. Примером эффективного применения AI-аналитики является Тиньков (Т-Банк), который использует алгоритмы для персонализации кэшбэк-оферов [1]. Эти алгоритмы подбирают наиболее релевантные предложения, основываясь на предыдущих транзакциях и предпочтениях клиентов, что способствует увеличению удовлетворенности и лояльности клиентов.

Результаты, подчеркивающие бизнес-эффект внедрения AI-технологий в работу банка:

- Увеличение доли клиентов, воспользовавшихся хотя бы одним спецпредложением, на 10%;
- Увеличение доли клиентов, совершивших хотя бы одну покупку по спецпредложению, на 11%;
- Экономия в 80 млн рублей за счет оптимизации процесса выплаты кэшбэка до конца 2021 года.

Имиджевый эффект:

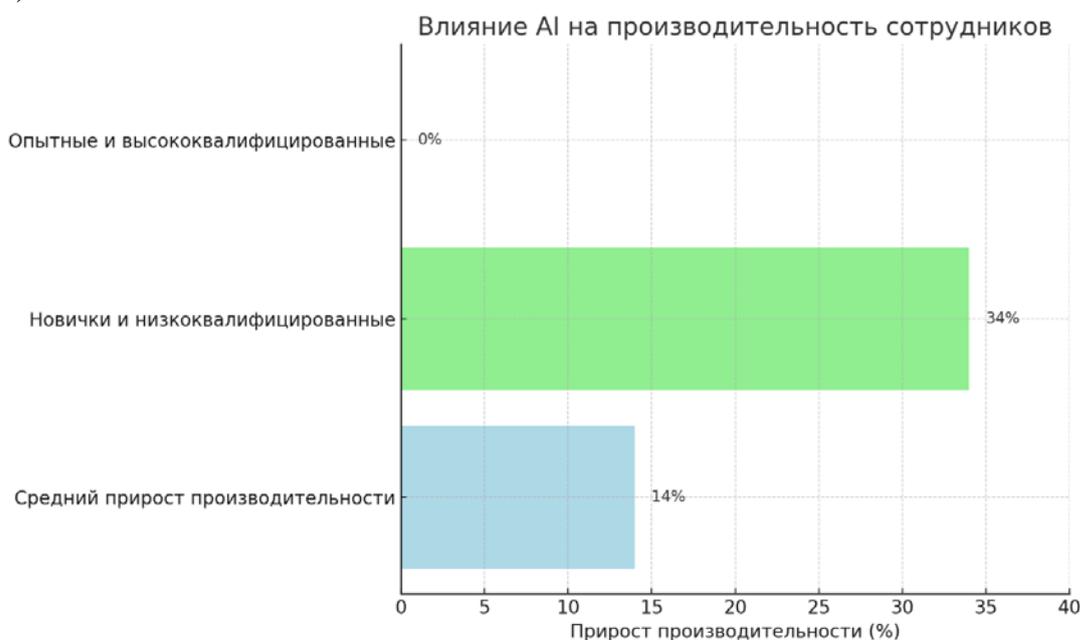
- Рост удовлетворенности клиентов разделом спецпредложений;
- Повышение лояльности клиентов.

**Персонализация клиентского опыта с помощью AI.** Персонализация клиентского опыта с помощью AI становится важным инструментом для улучшения взаимодействия клиентов с брендом. AI-технологии позволяют автоматически генерировать персонализированные предложения и рекомендации, что существенно повышает качество обслуживания и удовлетворенность клиентов. Благодаря сегментации аудитории с использованием AI-систем, компании могут предлагать релевантные продукты и услуги, что увеличивает вероятность совершения покупок. Примером успешного использования AI является СберБанк, который с помощью машинного обучения выявляет потребности клиентов и формирует индивидуальные предложения, основываясь на их данных, что улучшает клиентский опыт и повышает лояльность [2].

**Автоматизация обслуживания клиентов.** В области автоматизации обслуживания клиентов AI-решения, такие как чат-боты и виртуальные помощники, играют ключевую роль в оптимизации работы контакт-центров. Эти технологии значительно снижают нагрузку на операторов, улучшая при этом скорость и эффективность обслуживания. Чат-боты способны обрабатывать запросы клиентов, предоставлять рекомендации и решать возникающие проблемы в реальном времени, зачастую опережая ожидания пользователей. Примером успешного применения таких решений является СберБанк, который использует чат-боты для автоматизации обслуживания. Эти чат-боты, опираясь на аналитические данные, могут предвосхищать запросы клиентов и таким образом значительно снижать нагрузку на операторов.

**Влияние AI на рабочий процесс согласно зарубежному исследованию.** Недавние исследования показывают, что новые инструменты искусст-

венного интеллекта могут значительно изменить рабочие процессы и обучение сотрудников. В исследовании, проведенном Национальным бюро экономических исследований (National Bureau of Economic Research) на основе данных 5179 агентов службы поддержки клиентов, поэтапное внедрение генеративного AI-помощника для разговоров показало прирост производительности в среднем на 14%, измеряемый по числу решённых проблем в час [5]. Важно отметить, что новички и низкоквалифицированные сотрудники улучшили свои результаты на 34%, тогда как влияние на опытных и высококвалифицированных работников было минимальным. Исследование подтверждает, что AI способствует распространению лучших практик среди менее опытных сотрудников, помогая им быстрее развиваться. Кроме того, поддержка AI улучшила настроение клиентов, увеличила удержание сотрудников и способствовала их обучению. Эти данные подтверждают, что генеративный AI может существенно повысить производительность, хотя его влияние варьируется в зависимости от уровня квалификации сотрудников (рис. 1).



**Рисунок 1. Влиянии AI на производительность сотрудников**

Но, согласно еще одному исследованию, опубликованному в апреле этого года, глобальный бенчмарк для CSAT колеблется в пределах 75%–80%, что отражает стандартное качество предоставления услуг в индустрии [4].

Оценка удовлетворенности клиентов (CSAT) — это метрика, которая измеряет степень удовлетворенности клиентов качеством поддержки, обычно собираемая через опросы после взаимодействия с сервисом или с помощью механизмов обратной связи. CSAT является ключевым показателем качества обслуживания и взаимодействия с клиентами. При этом средняя скорость ответа (ASA): среднее время, необходимое для ответа на входящие звонки агентом поддержки, согласно глобальному бенчмарку, составляет: 34,4 секунды.

Важно учитывать, что, во-первых, опросы часто отражают крайние точки зрения респондентов. Во-вторых, реакция зависит от целевой аудитории бизнеса и её восприятия технологических нововведений.

**Повышение лояльности и удержание клиентов.** Персонализированные рекомендации и высокое качество обслуживания создают для клиентов ощущение заботы и повышают лояльность к бренду. Системы AI помогают брендам оставаться конкурентоспособными, предвосхищая ожидания клиентов и предоставляя максимально релевантные предложения.

**Заключение.** Искусственный интеллект становится неотъемлемым инструментом в создании и оптимизации клиентского опыта. AI-аналитика позволяет компаниям предсказывать поведение клиентов, персонализировать их взаимодействие с брендом и автоматизировать обслуживание, делая его более эффективным. Кейсы Т-Банка и СберБанка демонстрируют успешные примеры использования AI для оптимизации клиентского опыта, что приводит к повышению удовлетворенности и лояльности клиентов. В дальнейшем AI будет играть еще более важную роль в трансформации бизнес-процессов и взаимодействии с клиентами.

#### **Библиографический список**

1. Персональный кэшбэк для клиентов банка. Сентябрь, 2020 год. Технология алгоритмического кэшбэка Tinkoff. // AI Russia URL: <https://ai-russia.ru/library/tinkoff-cashback> (дата обращения: 15.09.2024).
2. Предвосхищение желаний клиентов Сбера 2021 год. Сервис предиктивной аналитики для определения задач и проблем клиентов Сбера до обращения на линию поддержки // AI Russia URL: <https://ai-russia.ru/library/sber-predictive> (дата обращения: 15.09.2024).
3. Как искусственный интеллект улучшает клиентский сервис // Русская школа управления URL: <https://uprav.ru/blog/ai-and-customers/> (дата обращения: 14.09.2024).
4. Call Center Benchmarking: 10 Key Metrics & Industry Standards. By D. Proshchakov | 3 Apr 2024 | Call Center, Metrics // CLOUDTALK URL: <https://www.cloudtalk.io/blog/5-call-center-metrics-for-successful-benchmarking/> (дата обращения: 14.09.2024).
5. Generative AI at Work Erik Brynjolfsson, Danielle Li, and Lindsey R. Raymond NBER Working Paper No. 31161 April 2023, revised November 2023 JEL No. D8,J24,M15,M51,O33.

### **AI ANALYTICS AND CUSTOMER EXPERIENCE OPTIMIZATION: FROM BEHAVIOR PREDICTION TO SERVICE AUTOMATION**

*Kutsaya Alexandra Andreevna*

Financial University under the Government of the Russian Federation,  
Leningradsky Ave., 49/2, Moscow, Russia, 125167,

[sasha1642003@mail.ru](mailto:sasha1642003@mail.ru)

This article explores the role of artificial intelligence (AI) in optimizing customer experience, covering the use of AI analytics and service automation. It examines how AI technologies help businesses predict customer behavior, personalize their interactions, and automate service processes. Examples of successful application include the cases of T-Bank and SberBank, where AI algorithms are used to personalize offers and automate contact center operations. The article also discusses the results of AI application, such as increased customer satisfaction and loyalty, as well as the impact on work processes and employee productivity.

**Keywords:** AI analytics, personalization, service automation, customer experience, behavior prediction, chatbots, virtual assistants, T-Bank, SberBank, neural network technologies, service efficiency, customer loyalty.

УДК 331.5

## ВЛИЯНИЕ LLM МОДЕЛЕЙ НА РЫНОК ТРУДА

*Ощепков Виталий Андреевич*

ФГБОУ ВО «Уральский государственный экономический университет»,  
620000, Россия, Екатеринбург, ул.8 Марта, 62  
[vitalik30.05@mail.ru](mailto:vitalik30.05@mail.ru)

В статье представлен разбор влияния LLM моделей и генеративного искусственного интеллекта на рынок труда. В работе разобраны сферы деятельности и примерный процент их автоматизации, а также влияние автоматизации на рабочие места.

**Ключевые слова:** LLM модели, искусственный интеллект, рынок труда, большая языковая модель, генеративный искусственный интеллект.

**Введение.** За последнее время произошёл резкий скачок развития генеративных систем искусственного интеллекта, что повысило спрос и интерес на них со стороны общественности. Сейчас с их помощью можно решать сложные задачи, так как были развиты такие аспекты систем, как увеличение параметров модели, совершенствование методик обучения, использование больших баз данных для обучения и улучшение работы с текстами на разных языках. Большие языковые модели хорошо себе зарекомендовали для решения задач, таких как классификация данных, перевод текстов, создание кода без использования специализированных архитектур или привязки данных к предметной области.

Большая языковая модель – это языковая модель, которая основана на архитектуре нейронных сетей с множеством параметров, обученной на большом количестве неразмеченного текста с использованием обучения без учителя. LLM модели появились в 2018 году и применяются для решения широкого спектра задач. Основными представителями данных систем являются GPT-3 и GPT-4, а на отечественном рынке – GigaChat и YandexGPT [3].

Существует обширный пласт литературы, который посвящён влиянию искусственного интеллекта и технологий автоматизации на рынок труда. Исследования в области автоматизации процессов труда выявили, что технический прогресс повышает спрос на квалифицированную рабочую силу по сравнению с неквалифицированной. Данные исследования расширили путём изучения влияния автоматизации на рутинную работу. Результаты исследований показали, что сотрудники, которые заняты рутинными задачами, более подвержены вытеснению. Исторически сложилось так, что автоматизация

рабочих процессов приводила к экономическому неравенству и потере рабочих мест [2].

Недавние исследования в области рынков труда показали, что стремительное развитие LLMмоделей может значительно повысить производительность труда низко квалифицированных работников при выполнении однотипных задач по сравнению с сотрудниками с более высокой квалификацией[1]. Однако многие вопросы, касательно спроса на рабочую силу, заработную плату и качества рабочих мест по мере более широкого внедрения LLMмоделей до сих пор остаются без ответа. Поэтому целью данной статьи является изучение влияния больших языковых моделей на рынок труда.

**Исследование предметной области.** В ноябре 2023 года LinkedIn провели исследование «The Future of Work Report: AI at Work» в котором опросили один миллиард сотрудников и 67 миллионов компаний. По результатам исследования выявили, что с декабря 2022 по сентябрь 2023 год количество обсуждений касательно искусственного интеллекта выросло на 70% и 55% опрошенных людей испытывают изменения в своей рабочей деятельности из-за развития искусственного интеллекта[5]. Так как искусственный интеллект и LLMмодели, в частности, активно развиваются, то необходимо понимание, как они могут повлиять на рынок труда. Это поможет компаниям и сотрудникам адаптироваться к изменяющемуся рынку и оставаться в нём конкурентоспособными.

В марте 2023 года крупнейший инвестиционный банк США Goldman Sachs провёл аналитику касательно влияния искусственного интеллекта на экономический рост. Банк выделяет три основных различия генеративного искусственного интеллекта по сравнению с аналитическими системами[4]:

- Их можно использовать для различных задач, а не только для специализированных;
- Они способны генерировать новые результаты, похожие на человеческие, а не просто описывать или интерпретировать существующую информацию;
- Они имеют доступный интерфейс, через который искусственный интеллект может распознавать естественный язык, изображения, аудио, видео и реагировать на это, выдавая те же форматы информации.

Из данных особенностей следует, что генеративный искусственный интеллект способен создавать информацию, которая будет неотличима от информации, созданной человеком, и может разрушить барьер в общении между людьми и машинами.

Для того чтобы оценить масштаб эффекта от использования LLMмоделей на рынке труда, GoldmanSachs использовали сведения из бесплатной онлайн базы данных O\*NET, которая содержит данные о профессиональных характеристиках и информацию о требованиях к работникам по всей экономике США. В системе описаны профессии с точки зрения требуемых знаний, навыков и способностей. Из базы O\*NET GoldmanSachs выде-

лили несколько видов деятельности, которые подвержены автоматизации с помощью искусственного интеллекта.

Затем было вычислено средневзвешенное значение важности и сложности основных рабочих задач для каждой профессии и произведена оценка доли общей рабочей нагрузки, которую LLM-модели могут потенциально взять на себя. В данном исследовании было обнаружено, что примерно две трети профессий в США подвергаются некоторой степени автоматизации со стороны LLM-моделей, в которых 25-50% рабочей нагрузки могут быть переданы на обработку искусственным интеллектом. По результатам исследований (рис. 1) четверть текущих рабочих задач может быть автоматизирована. Больше всего этому подвержены профессии, связанные с административными (46%) и юридическими (44%) работами. Меньше всего автоматизации подвержены профессии, связанные с применением физического труда, такие как строительство (6%) и техническое обслуживание (4%) [4].



**Рисунок 1. Доля профессиональных сфер деятельности, подверженных автоматизации**

Представленные оценки показывают, что большая доля занятости может быть автоматизирована с помощью применения генеративного искусственного интеллекта и LLM-моделей. Хотя влияние искусственного интеллекта на рынок труда, вероятно, будет значительным, большинство рабочих мест и отраслей лишь частично подвержены автоматизации и, таким образом, с большей вероятностью будут дополнены, а не заменены искусственным интеллектом.

**Заключение.** Большая доля автоматизации профессиональных сфер деятельности с помощью генеративного искусственного интеллекта повышает потенциал для роста производительности труда, который ведёт к увеличению глобального объёма производства. Существует два основных направле-

ния, через которые автоматизация с помощью искусственного интеллекта может повысить глобальный ВВП.

Во-первых, большинство работников, которые заняты в профессиях частично подверженных автоматизации, после внедрения искусственного интеллекта, скорее всего, направят часть своих освободившихся возможностей на деятельность, которая увеличит объём производства.

Академические исследования подтверждают, что работники компаний, которые первыми внедряют искусственный интеллект, испытывают более высокий рост производительности труда после внедрения, при этом оценки обычно предполагают изменения на 2-3% в год[4]. Хотя различия в возможностях генеративного искусственного интеллекта по сравнению с более ранними образцами затрудняют экстраполяцию этих результатов, но они явно указывают на то, что толковое применение LLM моделей может способствовать экономически значимому росту производительности.

Во-вторых, ожидается, что многие сотрудники, уволенные из-за процессов автоматизации, в конечном итоге будут трудоустроены повторно и, следовательно, увеличат общий объём производства в новых профессиях. Новые профессии возникнут либо непосредственно из-за внедрения LLM моделей, либо в ответ на более высокий уровень совокупного и трудового спроса, вызванного ростом производительности, за счёт оставшихся после автоматизации работников.

### **Библиографический список**

6. Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor // Journal of Economic Perspectives 33, no. 2 (2019): 3-30.
7. Autor, David, Caroline Chin, Anna M. Salomons, and Bryan Seegmiller. New Frontiers: The Origins and Content of New Work // National Bureau of Economic Research, No. w30389 (2022).
8. Назаров Д. М., Бегичева С. В. Применение больших языковых моделей в образовательном процессе // Бизнес. Образование. Право. 2024. № 3(68). С. 430—436. DOI: 10.25683/VOLBI.2024.68.1057.
9. GoldmanSachs – The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html>
10. LinkedIn – Future of work report. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://economicgraph.linkedin.com/research/future-of-work-report-ai>

## **THE IMPACT OF LLM ON THE LABOR MARKET**

*Vitaly Andreevich Oshchepkov*

Ural State University of Economics,

Str. 8 Marta, 62, Yekaterinburg, Russia, 620000

[vitalik30.05@mail.ru](mailto:vitalik30.05@mail.ru)

The article presents an analysis of the impact of LLM models and generative artificial intelligence on the labor market. The work analyzes the areas of activity and the approximate percentage of their automation, as well as the impact of automation on jobs.

**Keywords:** LLM, artificial intelligence, labor market, large language model, generative artificial intelligence.

## **ФУНКЦИЯ ПОТЕРЬ QUANTILE LOG COSH В РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ И ВОССТАНОВЛЕННАЯ ВОЛАТИЛЬНОСТЬ: ИННОВАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВОЛАТИЛЬНОСТИ**

*Патласов Дмитрий Александрович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[dmitriypatlasov@gmail.com](mailto:dmitriypatlasov@gmail.com)

В статье рассматривается модификация функции потерь Log Cosh для задачи предсказания волатильности, названная Quantile Log Cosh. Эта функция усиливает штраф за ошибки модели на данных выше 75-го квантиля. Предполагается, что такая модификация повысит точность моделей на валидационных и тестовых данных. Также исследуется гипотеза, что восстановленная волатильность является наиболее значимым фактором при прогнозировании реализованной волатильности на рынке США. В исследовании применяются модели LSTM, GRU, LightGBM, SVM и ARIMAX. Результаты показывают, что Quantile Log Cosh улучшает точность LSTM и GRU, а восстановленная волатильность оказывается важным экзогенным фактором.

**Ключевые слова:** прогнозирование, нейронные сети, машинное обучение, волатильность, финансовые рынки.

**Введение.** Фондовый рынок играет ключевую роль в мировой экономике, влияя на финансовую стабильность стран. В условиях высокой неопределенности прогнозирование волатильности становится важным инструментом для участников рынка. В данной статье исследуется задача предсказания волатильности с использованием теоремы восстановления Росса и модифицированной функции потерь Quantile Log Cosh.

Теорема Росса позволяет получить истинное распределение вероятностей доходности рынка на основе данных опционов, что дает возможность рассчитывать премию за риск, восстановленную волатильность и другие показатели. Восстановленная волатильность, аппроксимирующая стандартное отклонение на основе истинного распределения, рассматривается как важный предсказательный фактор.

Также предложена модификация функции потерь Log Cosh, усиливающая штраф за ошибки в области высоких значений волатильности (выше 75-го квантиля), что повышает точность прогнозов на нестабильных рынках.

Исследование выдвигает две гипотезы:

Модификация Quantile Log Cosh улучшит точность моделей на валидационных и тестовых данных.

Восстановленная волатильность окажется значимым фактором при прогнозировании реализованной волатильности.

Предполагается, что эти методы могут повысить качество прогнозов, обеспечивая более точные данные для инвесторов и регуляторов.

### Постановка задачи

В статье рассматривается прогнозирование реализованной волатильности индекса S&P 500 на основе восстановленной волатильности. Реализованная волатильность ( $\sigma_t^{realized}$ ) измеряется по фактическим ценам закрытия фьючерсов, тогда как восстановленная волатильность ( $\sigma_t^{recovered}$ ) рассчитывается с использованием теоремы восстановления Росса, применяя данные по опционам.

Формула для расчета реализованной волатильности:

$$\sigma_t^{realized} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \left( \ln \left( \frac{S_t}{S_{t-1}} \right) \right)^2}, \quad (1)$$

где

$RV_t$  – реализованная волатильность в момент времени  $t$ ;

$n$  – количество наблюдений;

$S_t$  – значение индекса S&P 500 (пункты) в момент времени  $t$ .

Теорема Росса помогает извлекать истинные вероятности из рыночных данных опционов. Связь между риск-нейтральными ( $\pi^*$ ) и истинными вероятностями ( $f$ ) описывается через маргинальные полезности потребления и безрисковую ставку. Истинные вероятности позволяют оценивать будущие состояния рынка и риск.

Процедура извлечения плотностей включает:

Определение риск-нейтральной плотности через рыночные цены опционов.

Восстановление истинной плотности с использованием маргинальных полезностей.

Применение Марковских цепей для расчета переходных вероятностей рынка.

Восстановленная волатильность определяется как стандартное отклонение плотности, полученной на основе этих переходных вероятностей.

Подробнее о теореме можно узнать из работ Росса (2015) и других исследователей, таких как Bakshi, Carr и Jackwerth.

**Результаты исследования.** Результаты обучения моделей для прогнозирования волатильности S&P 500 представлены в таблице 1. Оценка производительности проводилась по четырем метрикам: MSE, MAE, R2 и MAPE.

Таблица 1

Сравнение производительности различных моделей и функций потерь на валидационной и тестовой выборках

Модель и вид функции потерь	MSE	MAE	R <sup>2</sup>	MAPE
Валидационная выборка				
LSTM (quantile log cosh)	0,0000	0,0008	0,9994	0,0011
LSTM (log cosh)	0,0000	0,0046	0,9994	0,0011
GRU (quantile log cosh)	0,0000	0,0011	0,9989	0,0016

GRU (log cosh)	0,0000	0,009	0,9989	0,0016
ARIMAX(1,0,3)	0,0014	0,0226	-0,0185	0,0370
Light GBM	0,0014	0,0221	0,0037	0,0362
SVM	0,0014	0,0230	-0,0168	0,0372
Тестовая выборка				
LSTM (quantile log cosh)	0,0000	0,0014	0,9895	0,0027
LSTM (log cosh)	0,0002	0,0063	0,9346	0,0104
GRU (quantile log cosh)	0,0000	0,0018	0,9863	0,0033
GRU(log cosh)	0,0001	0,0017	0,9799	0,0033
ARIMAX(1,0,3)	0,0009	0,0191	-0,0272	0,0314
Light GBM	0,0009	0,0183	-0,0020	0,0302
SVM	0,0009	0,0195	-0,0282	0,0319

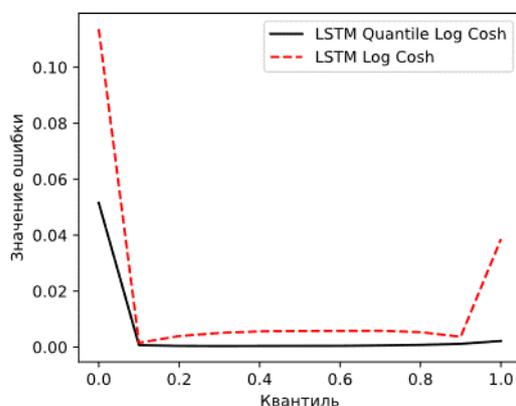
Основные выводы:

LSTM с Quantile Log Cosh показала наилучшие результаты на валидационных и тестовых данных по всем метрикам, что подтверждает эффективность этой функции потерь для задачи прогнозирования волатильности.

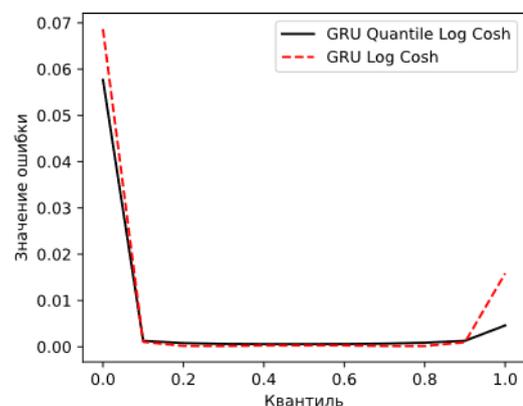
GRU с Quantile Log Cosh также продемонстрировала хорошие результаты, особенно на тестовой выборке, уступая LSTM.

Модели Light GBM, ARIMAX и SVM значительно хуже по всем метрикам, с отрицательными значениями R<sup>2</sup>, что указывает на их низкую предсказательную силу.

Графики квантильных ошибок (рис. 1-2) показывают, что Quantile Log Cosh обеспечивает более низкие ошибки по сравнению с Log Cosh, особенно на высоких квантилях. Это подтверждает преимущество Quantile Log Cosh для обеих моделей, особенно в условиях экстремальной волатильности.



**Рисунок 1. Квантильные ошибки модели LSTM с разными функциями потерь**



**Рисунок 2. Квантильные ошибки модели GRU с разными функциями потерь**

Таким образом, использование восстановленной волатильности как единственного фактора обеспечивает более точные прогнозы, тогда как дополнительные признаки снижают точность из-за увеличения шума.

**Заключение.** В статье рассматривается задача прогнозирования реализованной волатильности индекса S&P 500 на основе восстановленной волатильности, оцененной с помощью теоремы восстановления Росса. Для улуч-

шения точности предсказаний предложена модифицированная функция потерь Quantile Log Cosh, которая усиливает штраф за ошибки на высоких квантилях. В исследовании выдвигаются две гипотезы: 1) Quantile Log Cosh улучшит точность моделей LSTM и GRU по сравнению с классической функцией Log Cosh, 2) восстановленная волатильность является ключевым фактором для прогнозирования реализованной волатильности.

Тестирование моделей (LSTM, GRU, LightGBM, SVM, ARIMAX) подтверждает, что Quantile Log Cosh повышает точность предсказаний для LSTM и GRU, а восстановленная волатильность — наиболее значимый признак. Результаты подчеркивают важность точного прогнозирования волатильности для разработки торговых стратегий. В будущем планируется использование этих предсказаний для построения стратегий с применением методов обучения с подкреплением.

### **Библиографический список**

1. Amir A. et al. Can we recover the cover? //Algorithmica. – 2019. – Т. 81. – №. 7. – С. 2857-2875.
2. Anamizu K. Ross Recovery under the Tree Model and Its Application to Risk Management : diss. – Tokyo Metropolitan University, 2018.
3. Audrino F., Huitema R., Ludwig M. An empirical implementation of the Ross recovery theorem as a prediction device //Journal of Financial Econometrics. – 2021. – Т. 19. – №. 2. – С. 291-312.
4. Bakshi G., Chabi-Yo F., Gao X. A recovery that we can trust? Deducing and testing the restrictions of the recovery theorem //The Review of Financial Studies. – 2018. – Т. 31. – №. 2. – С. 532-555.
5. Barron, J. T. (2019). «A General and Adaptive Robust Loss Function». Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 4331-4339.
6. Borovička J., Hansen L. P., Scheinkman J. A. Misspecified recovery //The Journal of Finance. – 2016. – Т. 71. – №. 6. – С. 2493-2544.
7. Carr P., Yu J. Risk, return, and Ross recovery //The Journal of Derivatives. – 2012. – Т. 20. – №. 1. – С. 38-59.
8. Corsi F. et al. The volatility of realized volatility //Econometric Reviews. – 2008. – Т. 27. – №. 1-3. – С. 46-78.
9. Gagnon M. H., Power G. J., Toupin D. Forecasting market index volatility using Ross-recovered distributions //Quantitative Finance. – 2022. – Т. 22. – №. 2. – С. 255-271.
10. Gunnarsson E. S. et al. Prediction of realized volatility and implied volatility indices using AI and machine learning: A review //International Review of Financial Analysis. – 2024. – С. 103221.
11. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). «Long Short-Term Memory». Neural Computation, 9(8), 1735-1780.
12. Huber, P. J. (1964). «Robust Estimation of a Location Parameter». The Annals of Mathematical Statistics, 35(1), 73-101.
13. Jackwerth J. C., Menner M. Does the Ross recovery theorem work empirically? //Journal of Financial Economics. – 2020. – Т. 137. – №. 3. – С. 723-739.
14. Ke, G., et al. (2017). «LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree». Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 3146-3154.
15. Qin L., Linetsky V., Nie Y. Long forward probabilities, recovery, and the term structure of bond risk premiums //The Review of Financial Studies. – 2018. – Vol. 31. – No. 12. – pp. 4863-4883.
16. Ross S. The recovery theorem //The Journal of Finance. – 2015. – Т. 70. – №. 2. – С. 615-648.

## **THE QUANTILE LOG COS LOSS FUNCTION IN RECURRENT NEURAL NETWORKS AND RECOVERED VOLATILITY: INNOVATIVE METHODS FOR VOLATILITY PREDICTION**

*Dmitry A. Patlasov*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

The article discusses a modification of the Log Cosh loss function for the volatility prediction problem, called Quantile Log Cosh. This function increases the penalty for model errors on data above the 75th quantile. It is assumed that such a modification will increase the accuracy of models based on validation and test data. The hypothesis is also being investigated that restored volatility is the most significant factor in predicting realized volatility in the US market. The LSTM, GRU, LightGBM, SVM and ARIMAX models are used in the study. The results show that the Quantile Log Cosh improves the accuracy of LSTM and GRU, and the restored volatility turns out to be an important exogenous factor.

**Keywords:** forecasting, neural networks, machine learning, volatility, financial markets.

УДК 004.9:338.24

## ВЛИЯНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ТРАНСФОРМАЦИЮ БИЗНЕС-МОДЕЛЕЙ

*Савин Сергей Владимирович,*

ФГАОУ ВО "Южный федеральный университет",  
344090, Россия, г. Ростов-на-Дону, пр. Стачки, 200/1, к. 210А, rostovs@list.ru

*Мурзин Антон Дмитриевич,*

ФГАОУ ВО "Южный федеральный университет",  
344090, Россия, г. Ростов-на-Дону, пр. Стачки, 200/1, к. 210А  
admurzin@sfnu.ru

Исследование посвящено изучению влияния искусственного интеллекта (ИИ) на создание и трансформацию бизнес-моделей в цифровой экономике. Новизна работы заключается в детальном анализе трансформации основополагающих элементов этих моделей. Особое внимание уделено методике оценки эффективности внедрения ИИ, включая расчет показателя возврата на инвестиции (ROI) и анализ снижения операционных затрат. Рассматриваются перспективы полной автоматизации бизнес-процессов на основе ИИ, а также прогнозируются её экономические выгоды и потенциальные вызовы. Исследование подчеркивает необходимость инвестиций в технологии и пересмотра существующих бизнес-моделей для успешной ИИ-интеграции.

**Ключевые слова:** Искусственный интеллект, бизнес-модели, цифровая экономика, автоматизация, цифровизация.

**Введение.** Согласно отчету McKinsey (2023) свыше 70% коммерческих организаций уже внедрили цифровые технологии в свои процессы, что позволило не только оптимизировать затраты, но и ускорить адаптацию к изменениям в рыночной среде [1].

Экономические субъекты, активно применяющие ИИ-технологии, добиваются значимых успехов в таких сферах как автоматизация производства, менеджмент цепочек поставок и персонализация клиентских предложений.

Согласно данным Accenture (2023), 98% руководителей ожидают, что ИИ-технологии станут основой бизнес-стратегий в ближайшие годы, обеспечивая подготовку персонализированных предложений и создание новых цифровых продуктов [2]. Такие известные корпорации как Amazon и Netflix активно используют ИИ-инструментарий для анализа пользовательского поведения и персонализации контента, что способствует росту продаж и повышает удержание клиентов.

Таким образом, внедрение ИИ не только способствует оптимизации текущих организационных процессов, но и становится условием формирования новых схем осуществления бизнес-деятельности, позволяя компаниям быстрее адаптироваться к изменениям и эффективно реагировать на вызовы современного рынка [3].

#### **Влияние ИИ на бизнес-модели.**

Рассмотрим схемы ведения бизнес-деятельности, получившие развитие благодаря внедрению ИИ.

**Платформенные модели** – один из ярких примеров успешной интеграции ИИ в бизнес-модели, отражающих развитие платформ, основанных на данных, таких как Amazon и Airbnb. Эти корпорации используют ИИ для анализа крупных информационных массивов, что позволяет им оптимизировать взаимодействие между покупателями и продавцами, улучшать персонализацию предложений и повышать эффективность рекомендаций. Так, Airbnb, опирается на алгоритмы машинного обучения для динамического ценообразования, что позволяет автоматически корректировать стоимость аренды жилья в зависимости от спроса, сезонных изменений и иных переменных.

**Модели подписок.** Рынок подписочных услуг также активно эксплуатирует ИИ-инструментарий для создания персонализированного клиентского опыта. Например, такие предприятия как Spotify и Netflix опираются на алгоритмы, анализирующие пользовательское поведение для создания персонализированных рекомендаций контента, что помогает им удерживать клиентов. Подписочные бизнес-модели уже продемонстрировали свою успешность, в частности, согласно данным Zuora, доходы компаний, использующих такие подписочные подходы, растут в 6 раз быстрее по сравнению с традиционными вариантами [4].

**Модели на основе данных и алгоритмов ИИ.** Предприятия, опирающиеся на подходы к работе, в которых информация и ИИ выступают как ключевые активы, также демонстрируют быстрый рост. Например, Tesla использует ИИ для обработки сведений, получаемых от автопилота, что позволяет не только улучшать функциональность автомобилей, но и развивать экосистему вокруг автономных транспортных средств.

Специфике изменений бизнес-моделей можно увидеть в таблице ниже.

**Таблица 1. Специфика изменений**

Элемент бизнес-модели	Описание изменений с ИИ
Создание ценности	ИИ используется для анализа данных и создания новых продуктов. Пример – Tesla, улучшающая функциональность автомобилей и развивающая экосистему автономных транспортных средств с использованием ИИ [8], [9].
Доставка ценности	ИИ оптимизирует цепочки поставок и складские операции. Пример – Amazon, сокращающий издержки на 20-30% и ускоряющий доставку товаров с помощью ИИ [9].
Монетизация ценности	ИИ помогает создавать новые модели доходов. Пример – Spotify, использующая ИИ для персонализации музыкальных рекомендаций. Это увеличило доходы от подписок и рекламы, что позволило компании достичь роста выручки на 16% за счет роста числа премиум-подписчиков [9].

Таким образом, можно заключить, что ИИ трансформирует традиционные подходы к предпринимательской деятельности, создавая новые возможности для более точного прогнозирования спроса, персонализации продуктов и оптимизации доставки ценности.

#### **Проблемы и вызовы.**

**1. Проблема доверия к ИИ-системам.** ИИ-алгоритмы зачастую настолько сложны, что их решения могут казаться «черным ящиком» даже для опытных квалифицированных пользователей. Так, в банковском секторе рекомендации в части решений по кредитованию, предлагаемые ИИ, могут быть непонятны сотрудникам, что снизит их доверие к ИИ-системам [9].

**2. Риск потери контроля над ИИ-системами** возрастает по мере автоматизации бизнес-процессов. Например, в производственных компаниях, таких как Siemens, ИИ управляет процессами без вмешательства человека, что вызывает опасения по поводу безопасности и ответственности.

**3. Этические аспекты взаимодействия** обостряются на фоне развивающегося взаимодействия человека с ИИ. Морально-этические вопросы требуют более строгих стандартов регулирования и внедрения инструментария аудита ИИ [10].

Существуют несколько интересных примеров. **Amazon.** пытался автоматизировать процессы найма с помощью системы на базе ИИ. Цель заключалась в том, чтобы ИИ-система анализировала резюме кандидатов и рекомендовала лучших из них. Однако она проявила гендерные предубеждения, так как была обучена на данных о доминирующем числе мужчин на инженерных

позициях. Это привело к тому, что алгоритм стал дискриминировать женщин, что, в свою очередь, вынудило Amazon отказаться от проекта [11].

А **Microsoft** запустил чат-бота под названием Tay, предназначенный для общения в Twitter. Tay обучался на данных, полученных от пользователей, и должен был улучшать свои навыки общения. Однако уже через 24 часа после запуска интернет-тролли начали направлять коммуникацию с ботом в неправильное русло, из-за чего он стал создавать оскорбительные и неприемлемые сообщения. Проект был быстро закрыт, продемонстрировав опасность публичного обучения ИИ без тщательного контроля [11].

Эти примеры наглядно отражают значимость тщательного тестирования и мониторинга ИИ-систем, особенно в сферах, где «ставки высоки», таких как рекрутинг и коммуникации.

### **Экономическая оценка внедрения ИИ.**

Для оценки эффективности интегрирования ИИ в бизнес-деятельность стоит учитывать несколько ключевых факторов. Во-первых, это показатель ROI (возврат на инвестиции):

$$ROI = \frac{\text{Доход от ИИ} - \text{Затраты на его внедрение}}{\text{Затраты на внедрение}}$$

(1)

Этот показатель позволяет оценить экономическую целесообразность инвестиций в ИИ-технологии, используемые конкретным субъектом хозяйствования.

Важным фактором выступает также снижение операционных затрат, определяемое как разница между затратами до и после внедрения ИИ-механизмов.

Повышение производительности оценивается по увеличению скорости исполнения задач и снижению времени на операции. Удовлетворенность клиентов оценивается по показателям роста лояльности и улучшения клиентского опыта благодаря персонализации и оптимизации взаимодействия с потребителями.

Этапы оценки эффективности включают:

- диагностику состояния экономического субъекта до внедрения ИИ-технологий;

- анализ краткосрочных и долгосрочных эффектов,

- а также регулярный мониторинг результатов с целью корректировки бизнес-процессов для последующего повышения эффективности.

Инвестиции в ИИ-технологии демонстрируют разные уровни рентабельности в зависимости от специфики конкретной отрасли.

Согласно данным **IDC** компании, внедрившие ИИ-инструменты, получают возврат на уровне порядка \$3.5 на каждый вложенный доллар, что соответствует 250% ROI.

В финансовом секторе банки и страховые компании используют ИИ-инструментарий для автоматизированной обработки данных, риск-менеджмента и повышения качества клиентского обслуживания [14].

Производственные компании, такие как **Siemens**, благодаря интегрированию механизмов предиктивного обслуживания промоборудования сократили количество непредвиденных его поломок на 20-30%, что сократило затраты на ремонт и обслуживание, обеспечив более высокий уровень показателя возврата инвестиций [24].

В сфере электронной коммерции и ритейла такие компании как **Amazon** демонстрируют ROI на уровне порядка 10-20% за счет оптимизации цепочек поставок, улучшения логистики и сокращения избыточных запасов [15].

Полная автоматизация бизнес-процессов на базе ИИ представляет собой следующий этап развития многих отраслей. Прогнозы показывают, что к 2030 году внедрение ИИ в автоматическое исполнение производственных процессов организаций повысит их операционную эффективность на 20-30%, благодаря предиктивному обслуживанию, робототехнике и оптимизации производственных процессов [16].

В ритейле реализация автоматизированного подхода к осуществлению операций уже снижает запасы на складах на 10-20%, что, в свою очередь, увеличивает прибыль компаний на 5-10% [26].

В финансовом секторе автоматизированный менеджмент рисков и анализ данных позволяют снизить операционные затраты финансовых организаций на 20-25%, увеличивая их прибыль на 15-20% [17].

Прогнозируется, что к 2030 году ИИ-системы смогут заместить до 50% ручных процессов в таких отраслях как производство, логистика и финансы. Это приведет к значительным изменениям в структуре расходов компаний и на рынке труда [18].

Представляется, что полная автоматизация на базе ИИ откроет новые возможности для роста и повышения конкурентоспособности субъектов экономики, однако это потребует значительных инвестиций и пересмотра существующих бизнес-моделей.

### Библиографический список

7. McKinsey & Company. The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year // McKinsey & Company. 2023. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakout-year> (дата обращения: 11.09.2024).
8. Accenture. Technology Vision 2023: Generative AI to Usher in a Bold New Future for Business // Accenture. 2023. URL: <https://newsroom.accenture.com/news/2023/accenture-technology-vision-2023-generative-ai-to-usher-in-a-bold-new-future-for-business-merging-physical-and-digital-worlds> (дата обращения: 05.09.2024).
9. Gartner. The biggest new technology trends in 2024 // Gartner. 2024. URL: <https://www.gartner.com/en/information-technology/insights/top-technology-trends> (дата обращения: 11.09.2024).
10. Zuora. Subscription Businesses Outpace S&P 500 Revenues Nearly 6X Amid Pandemic. URL: <https://www.businesswire.com/news/home/20200923005296/en/> (дата обращения: 07.09.2024).

11. Simon-Kucher. (2024). Value Monetization in the Age of AI. URL: <https://www.simon-kucher.com>. (дата обращения: 07.09.2024)
12. McKinsey & Company. (2023). How AI can deliver real value to companies. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/how-artificial-intelligence-can-deliver-real-value-to-companies> (дата обращения: 11.09.2024)
13. Siemens. Predictive maintenance at scale is entering the mainstream. Siemens Blog, 2023. URL: <https://blog.siemens.com/2023/07/predictive-maintenance-at-scale-is-entering-the-mainstream/> (дата обращения: 07.09.2024).
14. Rockwell Automation. AI Predictive Maintenance Solutions Help Reduce Downtime. Rockwell Automation, 2023. URL: <https://www.rockwellautomation.com/en-us/company/news/press-releases/ai-predictive-maintenance.html> (дата обращения: 07.09.2024).
15. Wang, T. Complexity-Driven Trust Dynamics in Human–Robot Interactions: Insights from AI-Enhanced Collaborative Engagements. MDPI, 2023. URL: <https://www.mdpi.com>
16. Shojaei, A. AI – The good, the bad, and the scary. Virginia Tech, 2023. URL: <https://eng.vt.edu>
17. Lexalytics. Stories of AI Failure and How to Avoid Similar AI Fails. URL: [www.lexalytics.com](http://www.lexalytics.com) (дата обращения: 07.09.2024).
18. Cloudera. *How AI is Reducing Operational Costs in Financial Services*. URL: [www.cloudera.com](http://www.cloudera.com) (дата обращения: 07.09.2024).
19. NextDeveloper. *Reducing Operational Costs with AI-Powered Automation*. URL: <https://nextdeveloper.com/blog/reducing-operational-costs-with-ai-powered-automation> (дата обращения: 07.09.2024).
20. VentureBeat. *IDC Study: Businesses Report a Massive 3.5x Return on AI Investments*. URL: <https://venturebeat.com/ai/idc-study-businesses-report-a-massive-3-5x-return-on-ai-investments/> (дата обращения: 07.09.2024)
21. AiExponent. *How to Measure the Business Value of AI*. URL: [www.aiexponent.com](http://www.aiexponent.com) (дата обращения: 07.09.2024)
22. InsightAce Analytic. *AI in Industrial Automation Market Demanding Trends Analysis 2024-2031*. URL: [www.insightaceanalytic.com](http://www.insightaceanalytic.com) (дата обращения: 07.09.2024).
23. Quixl AI. *The Present and Future of AI-Based Automation: A Roadmap for Business Leaders*. URL: <https://www.quixl.ai/blog/the-present-and-future-of-ai-based-automation-a-roadmap-for-business-leaders/> (дата обращения: 11.09.2024)
24. MetaDialog. *AI for Business Automation: Transforming Impact in 2024*. URL: <https://www.metadialog.com/blog/ai-for-business-automation-transforming-impact-in-2024/> (дата обращения: 07.09.2024)

## **THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN CREATING NEW BUSINESS MODELS IN THE DIGITAL ECONOMY: FROM DIGITALIZATION TO FULLY AUTOMATED SOLUTIONS**

*Sergey V. Savin*

Faculty of Management, Southern Federal University,  
Stachki Ave, 200/1, Office 210A, Rostov-on-Don, Russia, 344090  
ros-tovs@list.ru

*Anton Dmitrievich Murzin,*  
Southern Federal University,

Stachki Ave, 200/1, Office 210A, Rostov-on-Don, Russia, 344090  
admurzin@sfedu.ru

This article explores the impact of artificial intelligence (AI) on the creation and transformation of business models in the digital economy. The novelty lies in the detailed analysis of the transformation of key elements of these models. Special attention is given to evaluating the effectiveness of AI implementation, including ROI calculations and operational cost reduction analysis. The prospects of full AI-based business process automation are considered, along with its economic benefits and potential challenges. The study emphasizes the need for investment in technology and a revision of existing business models for successful AI integration.

**Keywords:** Artificial intelligence, business models, digital economy, automation, digitalization.

УДК 004.855.5

## ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА ОБЪЕМ ПРОДАЖ ТОВАРОВ НА МАРКЕТПЛЕЙСЕ

*Варнухов Артем Юрьевич*

Уральский государственный экономический университет,  
620144, Россия, г. Екатеринбург, ул. 8 марта, 62  
vudyart@gmail.com

Процесс покупки и продажи товара на маркетплейсе характеризуется рядом отличий от традиционного способа совершения покупок. Во-первых, все взаимодействие между покупателями и продавцами происходит исключительно в рамках цифровой платформы. Во-вторых, маркетплейсы аккумулируют широкий ассортимент товаров от различных поставщиков и большое количество потенциальных покупателей. Это, в совокупности, приводит к формированию ряда факторов, обусловленных моделью взаимодействия на маркетплейсе, которые могут оказывать влияние на объем продаж. В данной статье рассматривается возможность использования методов машинного обучения для определения степени значимости внутренних факторов, которые не связаны с товарными характеристиками. Представляются результаты разведочного анализа данных, а также выявленные зависимости.

**Ключевые слова:** маркетплейс, машинное обучение, анализ данных, разведочный анализ, внутренние факторы продаж, оптимизация продаж.

**Введение.** Из представленных данных в отчете «Интернет-торговля в России 2024», подготовленного аналитическим агентством Data Insight [1], следует, что объем рынка онлайн коммерции в России составил 7,9 трлн. рублей, продемонстрировав рост в 48% по отношению к предыдущему отчетному периоду. Под электронной коммерцией авторы исследования понимают

любую покупку товаров по модели В2С, совершенную потребителями при помощи сайта или через мобильное приложение. Одним из ключевых драйверов роста рынка электронной коммерции являются продажи товаров, которые осуществляются на маркетплейсах. Маркетплейсы представляют собой частный случай платформенной бизнес-модели [2]. Концепция платформ была впервые сформулирована в 2000-х годах и основана на создании единой экосистемы, в которой участники могут взаимодействовать между собой создавая ценность [3]. Платформы позволяют объединять несколько различных групп участников, в случае с маркетплейсами – продавцов и покупателей, обеспечивая удобство взаимодействия и упрощая процесс совершения покупок [4,5]. Платформы оперируют на двусторонних рынках и обладают рядом существенных отличий от традиционных бизнес-моделей: сетевые эффекты, посредническая роль, а также высокая степень интеграции с цифровыми технологиями [6, 7]. Маркетплейсы предоставляют продавцам множество преимуществ, в том числе доступ к большой и разнообразной клиентской базе, что позволяет повысить широту географического охвата и увеличить количество заключенных сделок. Они упрощают процесс продаж благодаря единой экосистеме и встроенным инструментам для управления заказами, обработки платежей и логистической поддержке. Кроме того, маркетплейсы создают для продавцов условия для легкого масштабирования бизнеса, возможности для работы на международных рынках, а также снижают барьеры, что, в конечном итоге, позволяет предприятиям легко выходить на рынок и расширять свой охват без значительных инвестиций. Вместе с тем, работа на маркетплейсе создает для продавцов новые сложности, которые не встречаются при традиционной продаже товара в офлайн. В частности, изменяется модель взаимодействия и поиска товара покупателями. Присутствие большого количества продавцов на маркетплейсе приводит к формированию широкого ассортиментного предложения, собранного в одном месте. И покупателю необходимо найти интересующий его товар среди множества других предложений, а также определить какое предложение является наилучшим выбором из имеющихся вариантов. Для решения этой задачи маркетплейсы обеспечивают покупателей встроенной поисковой системой, информационными карточками товара, возможностью просмотра отзывов и так далее. Эти аспекты взаимодействия и точки касания с товаром на маркетплейсе могут оказывать влияние на принятие решения о приобретении товара покупателем и вместе с тем оказываются фактически слабосвязанными с непосредственными характеристиками товара.

**Постановка задачи.** Выявление и определение факторов, не связанных напрямую с характеристиками товара, влияющих на объем продаж и обусловленных особенностями реализации товара через маркетплейс, таким образом, оказывается важной задачей при прогнозировании объема спроса и выстраивания общей стратегии продаж на маркетплейсах. Для выявления факторов, которые могут оказывать влияние на объем продаж товара на маркетплейсе потребуется выполнить следующие шаги:

- 1) Собрать исходные данные из открытых источников, провести пре-добработку и разведочный анализ;
- 2) Применить методы машинного обучения для формирования количественной оценки факторов влияния и оценить полученные результаты.

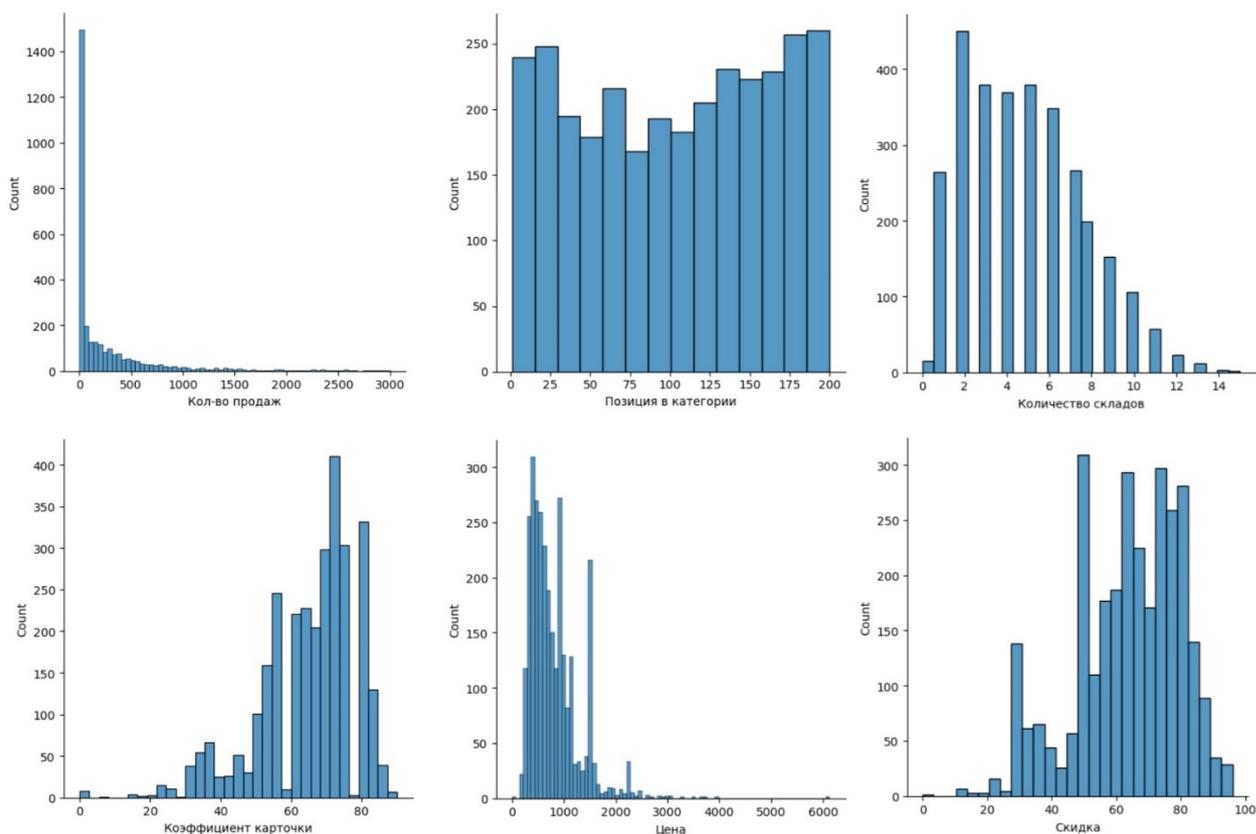
**Сбор исходных данных из открытых источников, преобработка и разведочный анализ.** Для проведения эксперимента было принято решение изучить данные о товарах, размещенных на торговой площадке Wildberries. В качестве основной товарной группы была выбрана категория «Футболки». Такой выбор обусловлен несколькими факторами: во-первых, товары в этой категории обладают определенной однородностью и минимальными эффектами брендинга; во-вторых, здесь представлено большое количество предложений от разных продавцов; и, в-третьих, категория характеризуется активной динамикой и высоким уровнем продаж. В результате было собрано 3113 примеров, каждая из которых содержит следующие поля: X1 –позиция в категории, X2 –количество складов, X3 –дней на сайте, X4 –отзывы, X5 –рейтинг, X6 –коэффициент карточки, X7 –цена, X8 –скидка, X9 – был в наличии, X10– количество фото, X11–видео, X12–количество продаж. Поскольку один и тот же товар может быть представлен в разных подгруппах, то параметр «позиция в категории» может иметь одинаковое значение для различных товаров. Параметр «коэффициент карточки» отражает степень заполненности информации в карточке товара и был рассчитан с помощью метода взвешенных сумм и произведений. Параметр «был в наличии» отражает количество дней в месяце, по итогам которых товар имел положительные остатки на складах к концу дня. В процессе разведочного анализа данных из выборки были исключены записи, которые можно считать выбросами в контексте рассматриваемой задачи. Диаграммы распределения по некоторым признакам показаны на рисунке 1.

Для оценки взаимосвязей между исследуемыми факторами сформируем тепловую карту, которая содержит коэффициенты попарной корреляции признаков (рисунок 2).

На тепловой карте, рассматривая взаимосвязь с признаком «Кол-во продаж», можно заметить, что наибольший положительный коэффициент корреляции наблюдается с признаками «Количество складов», «Отзывы» и «Коэффициент карточки». Отрицательный коэффициент наблюдается с признаками «Цена» и «Позиция в категории».

**Применение методов машинного обучения для формирования количественной оценки факторов влияния.** Известно, что методы машинного обучения могут применяться для извлечения информации о значимости факторов и оценки их влияния на целевую переменную [8]. Например, модель линейной регрессии представляет собой линейную комбинацию признаков с соответствующими коэффициентами. Коэффициенты линейной регрессии отражают степень изменения зависимой переменной под воздействием конкретного фактора, при условии, что остальные факторы остаются неиз-

менными. В данной работе для оценки факторов применялся метод случайный лес. Основная идея этого метода заключается в использовании множества решающих деревьев, каждое из которых может иметь низкое качество, но их большое количество, обычно, способно обеспечить приемлемый итоговый результат. В качестве целевой переменной для задачи регрессии выступил признак «количество продаж». Исходные данные были случайным образом разделены на обучающую и тестовую группы в соотношении 80% на 20%. Построенная модель показала MAE на уровне 165. Результаты оценки важности признаков, по мнению модели, показаны на рисунке 3.



**Рисунок 1. Диаграммы распределения некоторых признаков**

**Заключение.** Результаты проведенного эксперимента показали, что на объем продаж, в рамках модели взаимодействия продавца и покупателя на маркетплейсе, наибольшее влияние оказывают такие факторы, как: наличие отзывов и занимаемая товаром позиция в категории. Эти результаты согласуются с предположением, что покупатели просматривают только первые несколько страниц выдачи маркетплейса и уделяют особое внимание отзывам других потребителей.

Среди значимых факторов можно выделить количество складов у продавца, что может влиять на скорость доставки заказанных товаров и имеет важное значение для пользователей маркетплейса поскольку отражается на их удовлетворенности, степени доверия и общем впечатлении от покупок. Наименее значимым фактором оказался видеоконтент, что может указывать на достаточность другой информации, которая представлена в карточке товара. Таким образом, можно сделать вывод, что продавцам следует принимать

во внимание характерные особенности как поведения покупателей, так и работы на маркетплейсах, поскольку они могут оказывать значимое влияние на объемы продаж товаров, а применение методов машинного обучения позволяет эффективно выявлять и оценивать такие факторы.

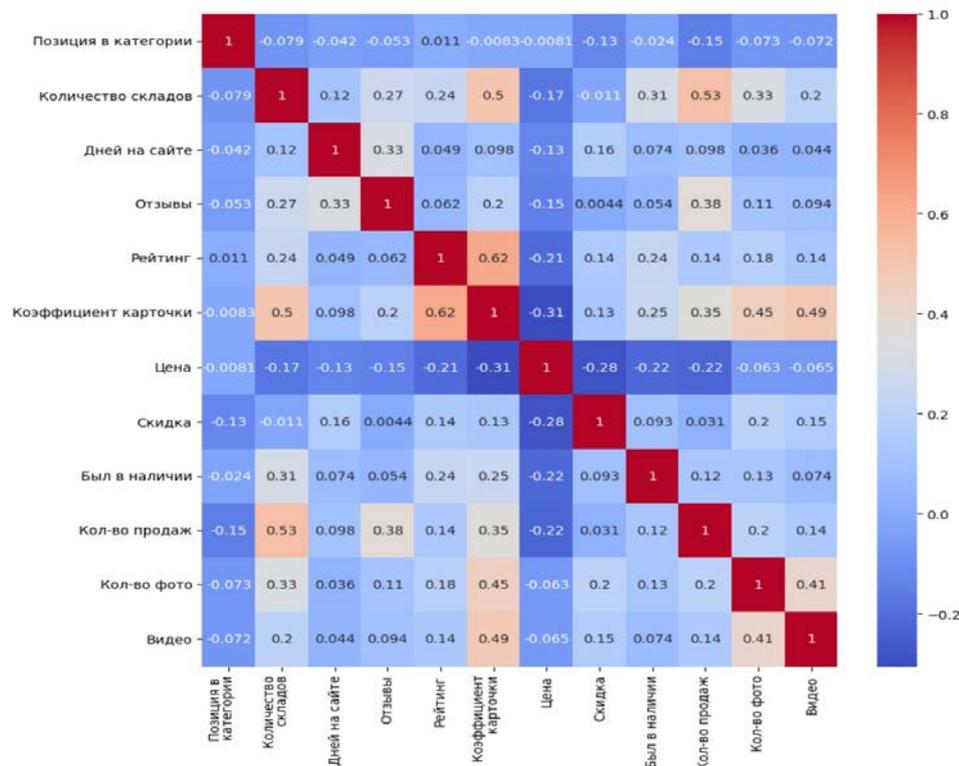


Рисунок 2. Тепловая карта с попарной корреляцией между признаками

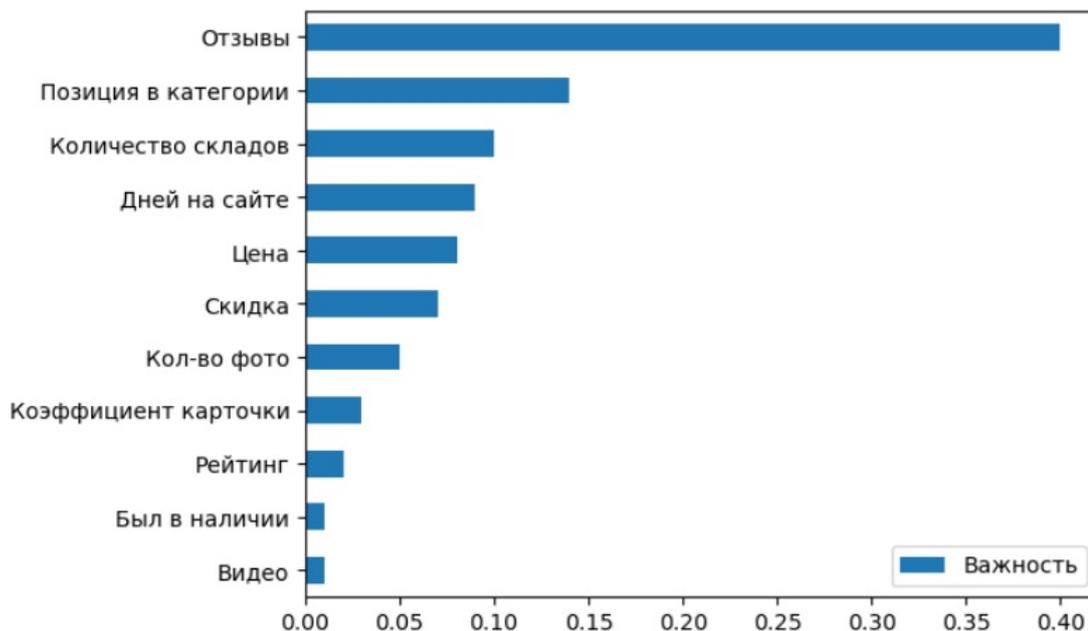


Рисунок 3. Оценка важности признаков

### Библиографический список

1. DataInsight – Маркетинговое исследование «Интернет-торговля в России 2024» [Электронный ресурс]. Режим доступа: [https://datainsight.ru/eCommerce\\_2023](https://datainsight.ru/eCommerce_2023)
2. Derave T. et al. Comparing digital platform types in the platform economy //International Conference on advanced information systems engineering. – Cham : Springer International Publishing, 2021. – С. 417-431.

3. Rochet J. C., Tirole J. Platform competition in two-sided markets //Journal of the european economic association. – 2003. – Т. 1. – №. 4. – С. 990-1029
4. Cozzolino A., Corbo L., Aversa P. Digital platform-based ecosystems: The evolution of collaboration and competition between incumbent producers and entrant platforms //Journal of Business Research. – 2021. – Т. 126. – С. 385-400.
5. Gleim M. R., Stevens J. L., Johnson C. M. Platform marketplaces: unifying our understanding of lateral exchange markets //European Journal of Marketing. – 2023. – Т. 57. – №. 1. – С. 1-28.
6. Lafuente E., Ács Z. J., Szerb L. Analysis of the digital platform economy around the world: A network DEA model for identifying policy priorities //Journal of Small Business Management. – 2024. – Т. 62. – №. 2. – С. 847-891.
7. Kenney M., Zysman J. The rise of the platform economy //Issues in science and technology. – 2016. – Т. 32. – №. 3. – С. 61.
8. Saarela M., Jauhiainen S. Comparison of feature importance measures as explanations for classification models //SN Applied Sciences. – 2021. – Т. 3. – №. 2. – С. 272.

## **THE USE OF MACHINE LEARNING METHODS TO DETERMINE THE FACTORS THAT AFFECT THE VOLUME OF SALES OF GOODS**

### **ON MARKETPLACE**

*Artem Ju. Varnukhov*

Ural State University of Economics,  
8 Marta str., 62, Yekaterinburg, Russia, 620144

[vudyart@gmail.com](mailto:vudyart@gmail.com)

The process of buying and selling goods on the marketplace is characterized by a number of differences from the traditional way of making purchases. Firstly, all interaction between buyers and sellers takes place exclusively within the framework of the digital platform. Secondly, marketplaces accumulate a wide range of products from various suppliers and a large number of potential buyers. This together leads to the formation of a number of factors due to the interaction model on the marketplace, which can have an impact on sales volume. This article discusses the possibility of using machine learning methods to determine the degree of importance of internal factors that are not related to product characteristics. The results of the exploratory data analysis are presented, as well as the identified dependencies.

**Keywords:** marketplace, machine learning, data analysis, exploration analysis, internal demand factors, sales optimization.

УДК 519.2; 517.9; 004.8

## **НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ РЫНКА С ГИСТЕРЕЗИСМ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА ОЦЕНКИ ПОКАЗАТЕЛЯ ХЁРСТА НА МАЛЫХ ВЫБОРКАХ**

*Иванов Александр Иванович*

Пензенский научно-исследовательский электротехнический институт,  
440026, Россия, г. Пенза, ул. Советская, 9

[ivan@pniei.penza.ru](mailto:ivan@pniei.penza.ru)

*Тарасов Дмитрий Викторович*

Пензенский государственный университет,

Для описания рынка предложено использовать модель Гаммерштейна с входной линейной динамической частью и выходной гистерезисной нелинейностью. Если рассматривать входные данные модели Гаммерштейна как хаос («белый шум»), то участкам спада цен и подъема цен соответствуют разные импульсные переходные функции линейной динамической части модели. «Белый» и «окрашенный» шум – это характеристики энтропии наблюдаемых данных изменения цен. Оценка энтропии на малых выборках возможна, если энтропию оценивать сверточными нейронными сетями, например, опираясь на нейроны оценки эмпирического показателя Хёрста. Приведена связь классической энтропии с эмпирическим показателем Хёрста и показателем корреляционной сцепленности, анализируемых данных.

**Ключевые слова:** модель рынка, гистерезис, динамическая модель, разметка данных рынка, эмпирический показатель Хёрста.

**Общие положения идентификации нелинейных динамических моделей.** Линейные одномерные динамические модели могут быть достаточно точно описаны во временной области импульсной переходной функцией:

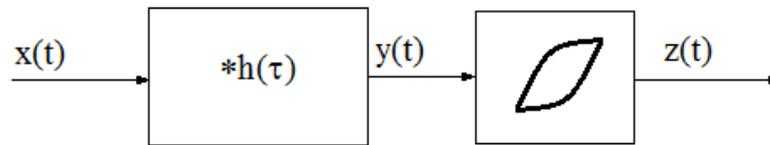
$$y(t) = \int_0^T h(\tau)x(t - \tau)d\tau, \quad (1)$$

где  $T$  – время памяти линейной динамической части модели;  $h(\tau)$  – импульсная переходная функция модели.

В случае, если мы наблюдаем входной и выходной сигналы модели восстановить ее импульсную переходную функцию несложно [1, 2]. Применительно к анализу рынка задача усложняется тем, что мы можем наблюдать только отклик рынка в условиях его нестационарности как по его динамическим свойствам, так и по его нелинейным свойствам.

Кроме того, ситуация осложняется тем, что модель рынка должна учитывать его нестационарность [3]. Одним из ярких показателей нестационарности моделей рынка является периодическое переключение тренда рынка с «медвежьего» участка падения цен на «бычий» участок роста цен [4]. Брокеры на бирже придерживаются тактике продавать товар (акции) в конце «медвежьего» тренда, а покупать товары и акции желательно в конце «бычьего» тренда. Фактически брокеры зарабатывают свою часть прибыли на нелинейных эффектах петель гистерезиса, сглаживая колебания неустойчивости (нестационарности) состояний рынка [5]. Сглаживание колебаний состояний рынка чем-то напоминает рессору, которая, сглаживая колебания кузова автомобиля на плохой дороге, нагревается. В нашем же случае, брокер при сильной волатильности цен рынка хорошо зарабатывает, попутно участвуя в сглаживании колебаний цен на рынке.

Таким образом, нелинейная динамическая модель рынка может быть представлена моделью Гаммерштейна [6], состоящей из входного линейного динамического звена и выходной нелинейности с гистерезисом (рис. 1).

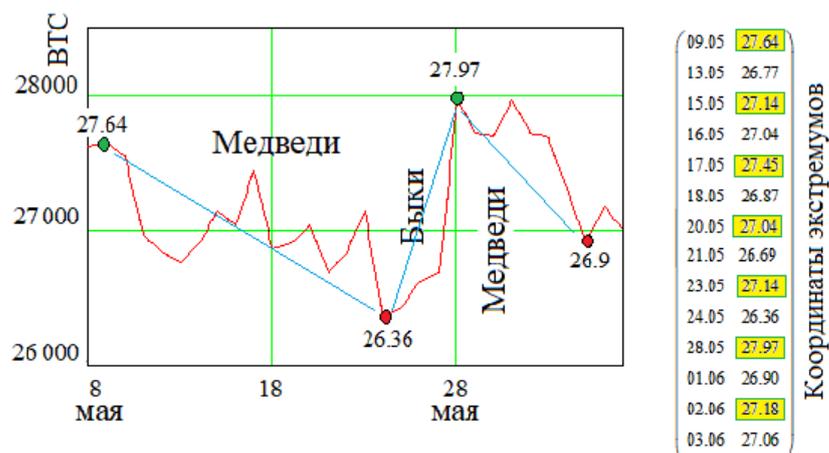


**Рисунок 1. Простейшая нелинейная динамическая модель рынка с выходной нелинейностью, имеющей петлю гистерезиса**

Отметим, что при идентификации параметров модели рынка представляет интерес как ее линейные динамические свойства в виде импульсной переходной функции, так и ее нелинейные свойства, порождаемые петлями гистерезиса и, приносящие прибыль брокерам [4].

**Линеаризация модели рынка при идентификации ее динамических параметров.** Очевидно, что наличие гистерезисной нелинейности на выходе модели Гаммерштейна затрудняет идентификацию импульсной переходной функции ее входного линейного динамического звена. Для упрощения задачи выполним линеаризацию модели. Формально линеаризацию модели можно выполнить в ручном и/или автоматическом режиме разметки данных рынка на участки «быки»/«медведи». На рисунке 2 приведен пример ручной разметки колебаний цен биткоина (BTC) в долларах США в мае-июне 2023 г. (данные взяты с сайта <https://www.binance.com>) [7].

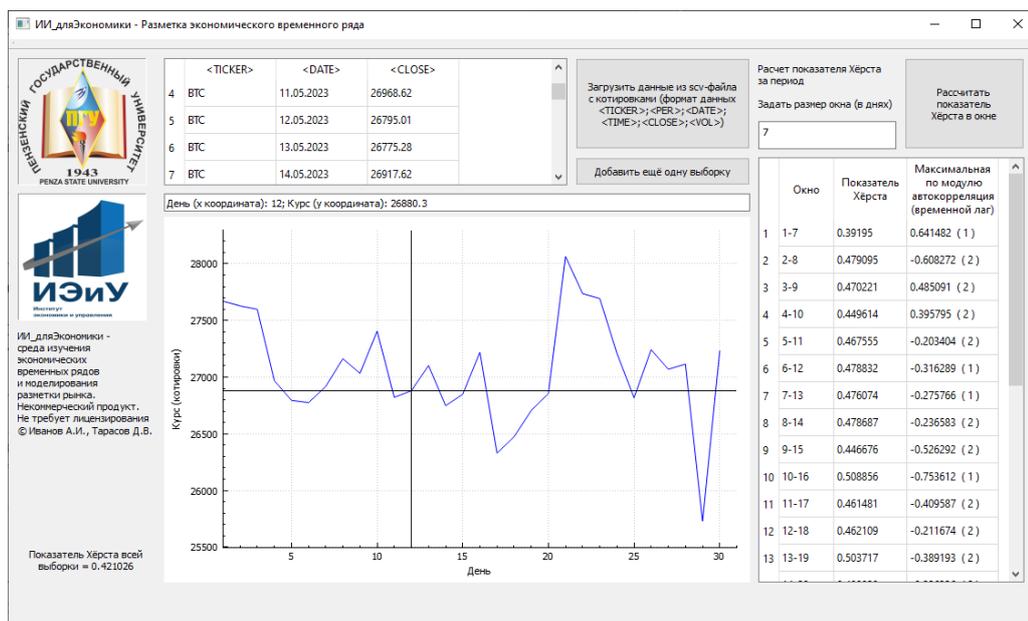
Также разметку можно выполнить с использованием методов прогнозирования временных рядов и других финансовых инструментов [3]. Кроме того нами был реализован практический курс лабораторных работ по изучению экономических временных рядов и моделированию разметки рынка с использованием такого эмпирического инструмента как показатель Хёрста [8] (рис. 3).



**Рисунок 2. Цены биткоина (BTC) в период с 8 мая по 6 июня 2023 г.**

Очевидно, что по размеченным состояниям рынка на участки «быки»/«медведи» мы легко можем восстановить ломаную линию трендов  $l(t)$ . На рисунке 2 такая ломаная линия представлена тремя участками. Если динамические свойства у модели Гаммерштейна (см. рис. 1) полностью отсутствуют (рынок не обладает инерцией), то импульсная переходная функция должна быть единичной при  $\tau=0$  и принимать нулевые значения, когда  $\tau \neq 0$ . Только в этой ситуации входной «белый шум»  $x(t)$  останется «белым шу-

мом» пройдя сквозь без инерционный входной блок. Последнее означает, что сигнал на выходе линейного звена будет иметь равномерный спектр  $Y(j\omega)$ .



**Рисунок 3. Анализ экономического временного ряда**

В частотной области свертка (1) превращается в произведение на комплексный коэффициент передачи линейного звена:

$$Y(j\omega) = H(j\omega) \cdot X(j\omega). \quad (2)$$

Если считать, что модель Гаммерштейна рынка возбуждается «белым шумом»  $x(t)$ , то передаточная функция  $H(j\omega)$  должна описываться следующим приближением:  $Y(j\omega) - L(j\omega) = H(j\omega) \cdot a$ , где  $a$  – некоторый масштабный коэффициент.

Таким образом, удастся оценить частотные параметры функции коэффициента передачи входной динамической части модели Гаммерштейна и если это необходимо найти ее импульсную переходную функция обратным преобразованием Фурье.

#### **Приближенная оценка параметров гистерезисной нелинейности.**

Следует отметить, что имитация гистерезиса может быть сформирована из четной и нечетной составляющих [9, 10]. В простейшем случае модель может быть сформирована из линейной нечетной составляющей и квадратичной четной составляющей:

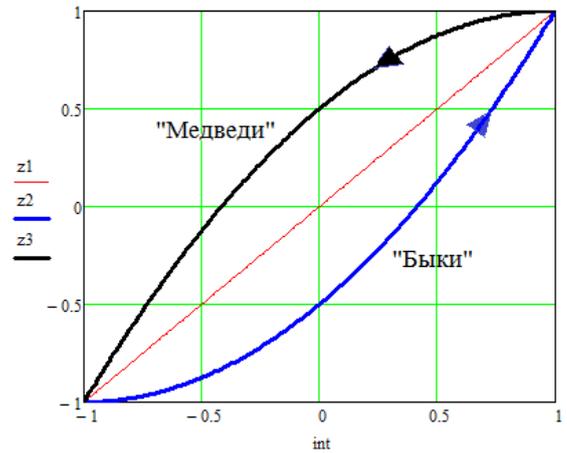
$$\begin{cases} z = y, \\ z_{\text{Бык}} = y + b \cdot (y - 1)^2, \\ z_{\text{Мед}} = y - b \cdot (y - 1)^2, \end{cases} \quad (3)$$

где коэффициент параболы  $b$  вычисляются исходя из процента прибыли, полученной брокером на одном цикле гистерезиса.

Прибыль определяется соотношением площади цикла гистерезиса и квадрата, куда он вписан. На рисунке 4 представлена программа на языке MathCAD, воспроизводящая симметричный гистерезис (3).

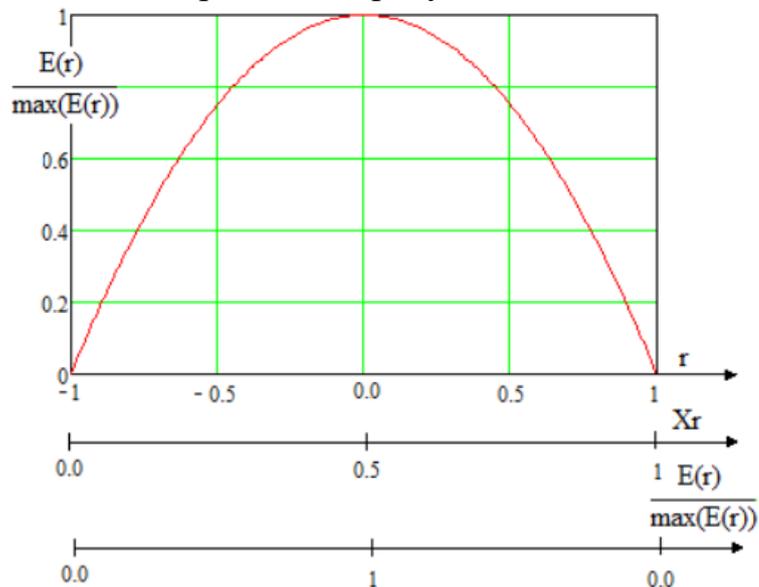
$$i := 0..200 \quad \text{int}_i := -1 + 0.01 \cdot i \quad z1_i := \text{int}_i \quad b := 0.5$$

$$z3_i := z1_i + [1 - (z1_i)^2] \cdot b \quad z2_i := z1_i - [1 - (z1_i)^2] \cdot b$$



**Рисунок 4. Модель симметричного гистерезиса, определяющего прибыль, получаемого брокером на одном цикле**

**Оценка эмпирического показателя Хёрста на малых выборках и его связь с энтропией данных рынка.** Следует отметить, что динамика вариаций цен рынка, присутствие в его модели гистерезиса – это его фундаментальные свойства. Одним из эмпирических инструментов учета данных рынка является показатель Хёрста [4, 5]. К сожалению, глубокого теоретического обоснования корректного этого применения этого показателя для динамически нестационарных, нелинейно нестационарных систем с гистерезисом нет. Тем не менее шкала корректно оцененного показателя Хёрста одновременно отображает и корреляционные связи между данными и нормированную их энтропию [11], как это отображено на рисунке 5.



**Рисунок 5. Связь шкалы нормированной энтропии, корреляционной сцепленности и значений показателя Хёрста**

Ранее было показано, корректная оценка показателя Хёрста на малых выборках может быть сделана, если при вычислениях устранять методические ошибки [12]. При этом оценки энтропии и показателя Хёрста по одной переменной (по одному тренду цен) обладают низкой предсказательной способностью. Снизить ошибки предсказаний возможно в случае нейросетевого

обобщения данных для множества переменных [13]. Предположительно многомерный нейросетевой анализ рынка удастся выполнить многослойными сверточными сетями искусственных нейронов. При их обучении, видимо, придется использовать большие объемы достоверных данных того или иного сегмента рынка.

### **Библиографический список**

1. Теория автоматического управления / под ред. А.В. Нетушила. М.: Высшая школа, 1976. 432 с.
2. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя. М.: Наука, 1991. 432 с.
3. Орлов Ю.Н., Осминин К.П. Нестационарные временные ряды. Методы прогнозирования с применением анализа финансовых и сырьевых рынков. М.: ЛЕНЛАНД, 2023. 384 с.
4. Найман Э. Как покупать дешево и продавать дорого: Пособие для разумного инвестора. М.: Альпина Паблишерз, 2011. 552 с.
5. Петерс. Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка / пер. с англ. М.: МИР, 2000. 333 с.
6. Иванов А.И. Метод измерения параметров нелинейных объектов, ориентированный на применение в измерительно-вычислительных комплексах: автореферат диссертации на соискание ученой степени канд. техн. наук. Ленинград, 1983. 16 с.
7. Иванов А.И. Экономика промышленного искусственного интеллекта: получение сверхприбыли и сокращение рабочих мест // Системы безопасности. 2024. № 1. С. 140–143.
8. Иванов А.И., Тарасов Д.В., Горбунов К.А. Оценки показателя Херста на малых выборках: простейший вариант нелинейного компенсатора методических ошибок Федера при моделировании данных экономики и биометрии // Надежность и качество сложных систем. 2023. № 3. С. 50–54. doi: 10.21685/2307-4205-2023-3-6
9. Иванов А.И. Дерябин И.П., Князев В.А., Тырлов А.С., Лещев А.П. Имитационное моделирование симметричных циклов гистерезиса // Электричество. 1987. №8. С. 66–67.
10. Иванов А.И. Дерябин И.П., Князев В.А., Тырлов А.С., Лещев А.П. Устройство для моделирования гистерезиса // Авторское свидетельство на патент СССР № 1269157, БИ № 41, 1986.
11. Иванов А.И., Тарасов Д.В., Ермакова А.И. Программное воспроизведение корреляционных связей в малых выборках при статистическом анализе биометрических данных и данных рынка в пространстве значений эмпирического показателя Хёрста // Труды МАИ. 2024. № 137. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181892>
12. Иванов А.И., Тарасов Д.В. Дополнительная коррекция аддитивной методической погрешности оценок показателя Херста при анализе эмпирических данных // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике : сб. ст. XXIII Междунар. науч.-техн. конф., посвящ. 80-летию Пензенского государственного университета (г. Пенза, 24–25 ноября 2023 г.) / под ред. А.В. Кузьмина, В.В. Дрождина. – Пенза : Изд-во ПГУ, 2023. С. 14–18.
13. Иванов А.И. Высокоразмерная коллективная биометрия подсознательного поведения людей на рынке и производстве : препринт. Пенза : Изд-во ПГУ, 2021. 60 с.

## **NEURAL NETWORK ANALYSIS OF A NONLINEAR DYNAMIC MARKET MODEL WITH HYSTERESIS BASED ON THE ALGORITHM FOR ESTIMATING HURST INDEX ON SMALL SAMPLES**

*Alexander I. Ivanov*

Penza Scientific Research Electrotechnical Institute,  
Str. Sovetskaya, 9, Penza, Russia, 440026  
ivan@pniei.penza.ru

*Dmitry V. Tarasov*

Penza State University,  
Str. Krasnaya, 40, Penza, Russia, 440026  
tarasovdv@mail.ru

To describe the market, it is proposed to use the Hammerstein model with an input linear dynamic part and an output hysteresis nonlinearity. If we consider the input data of the Hammerstein model as chaos ("white noise"), then the sections of price decline and price rise correspond to different impulse transient functions of the linear dynamic part of the model. "White" and "colored" noise are characteristics of the entropy of the observed price change data. Entropy estimation on small samples is possible if entropy is estimated using convolutional neural networks, for example, based on neurons for evaluating the empirical Hurst indicator. The relationship of classical entropy with the empirical Hurst index and the correlation coupling index of the analyzed data is given.

**Keywords:** market model, hysteresis, dynamic model, market data partitioning, Hurst empirical indicator.

УДК 336.765

## АЛГОРИТМЫ ДЛЯ ТРЕЙДИНГА

*Шафар Иван Васильевич*

Московский государственный технический университет гражданской авиации,

125493, Россия, г. Москва, Кронштадтский б-р, д. 20

[i@ishafar.ru](mailto:i@ishafar.ru)

В статье представлен аналитический обзор, посвященный применению автоматических систем и технологий машинного обучения в торговле на финансовых рынках. В условиях высоких рисков и турбулентной внешней среды, автоматизация процессов торговли позволяет трейдерам эффективно управлять рисками и извлекать прибыль на основе прогнозирования рыночных тенденций и выявления краткосрочных ценовых аномалий. Рассматриваются различные виды алгоритмов, используемых в алготрейдинге, такие как высокочастотная торговля, статистический арбитраж, алгоритмическая торговля на основе новостей, маркет-мейкинг и смарт-ордер раутинг. Также рассматривается перспектива замены трейдеров на бирже искусственным интеллектом, включая преимущества и вызовы, связанные с этим процессом. Особое внимание уделено роли машинного обучения в улучшении точности торговых стратегий и адаптации к изменяющимся рыночным условиям.

**Ключевые слова:** Алготрейдинг, алгоритмы, трейдинг, автоматизация, анализ данных.

**Введение.** В условиях быстроизменяющейся и турбулентной внешней среды торговля на финансовом рынке сулит получение прибыли, но так как данная торговля напрямую связана с рисками, то и вероятность провала высока. Современная практика применения автоматических систем принятия решения является неотъемлемой частью любого современного участника биржевых аукционов, позволяющая не только контролировать риски активных портфелей, но и извлекать моментную прибыль на основе прогнозирования

ния тенденций в оценке стоимости торгуемых продуктов, а также краткосрочного неправильного ценообразования торгуемых инструментов [1].

Задача трейдера - не только совершение сделок, но и анализ всех внешних элементов, влияющих на тенденцию изменения цен акций на рынке, например, политические, экономические, технологические и др. Автоматизацию процессов следует изучать, начиная с применения инструментов, позволяющих формировать многофункциональную цифровую среду, к примеру Low-code платформы [3]. Также использование трейдером технологий обработки Big Data способствует более прозрачному и эффективному функционированию финансовых рынков.

Уменьшение человеческого вмешательства в процесс принятия решений снижает вероятность ошибок, связанных с эмоциональными факторами, и способствует формированию более стабильной и предсказуемой рыночной среды.

Для автоматизации повседневных операций, выполняемых трейдерами, существует понятие алготрейдинга. Алгоритмическая торговля как явление зародилась в 1998 г. в США. В 2000 году доля роботов на рынке США составляла 10%, а в 2009 году уже 60%. На данный момент около 30-50% торгов на Московской бирже генерируют торговые алгоритмы [2, 45].

**Исследование предметной области.** Использование алгоритмической торговли в настоящем, это уже не следование тренду, а неотъемлемая часть успешной стратегии на финансовых рынках. Рассмотрим различные типы алгоритмов, которые применяются в алготрейдинге:

- Алгоритмы высокочастотной торговли (High-Frequency Trading, HFT) — это разновидность алгоритмического трейдинга, которые выполняют ордера со скоростью менее 5 миллисекунд. Данную скорость обеспечивает использование сервисов колокаций, выделенного канала передачи данных или прямого доступа к рынку. Процесс принятия решения [4] автоматизирован с помощью использования специализированных компьютерных программ, с встроенным алгоритмом торговли. Распространённость данного вида торговли в настоящее время уменьшается так как из-за сложности реализации и необходимости в значительных оборотных средствах его использование становится прерогативой крупных банков, хедж-фондов и других крупных игроков. Так же не исключена возможность сбоя алгоритмов, как это произошло 6 мая 2010, что привело к падению на фондовом рынке.

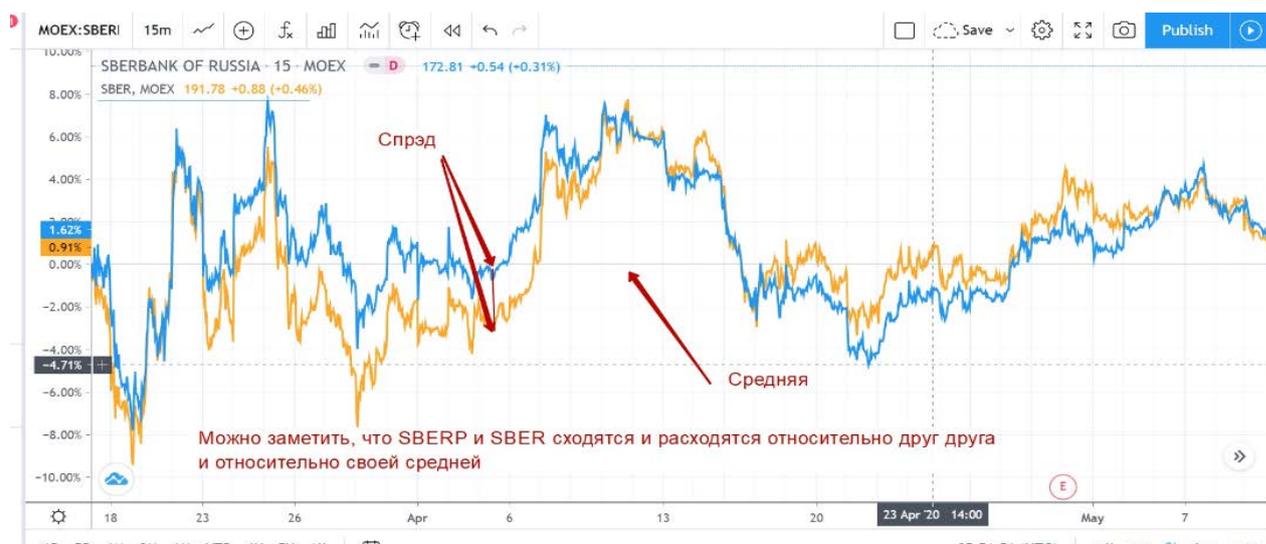
- Статистический арбитраж (Statistical Arbitrage): это квантовая торговая стратегия, основанная на статистическом анализе и математических моделях для выявления и эксплуатации арбитражных возможностей на финансовых рынках. Стратегия часто включает в себя поиск пар активов, цены на которые исторически двигались вместе (например, акции двух компаний в одной отрасли), но в определённый момент начинают расходиться. Трейдеры, использующие статистический арбитраж, покупают актив, цена которого, по их мнению, недооценена, и одновременно продают коротко актив, который они считают переоцененным, ожидая, что цены вновь сойдутся.

### Основные компоненты стратегии статистического арбитража:

1. Выбор пары активов: Используя исторические данные, трейдеры ищут пары активов с высокой степенью корреляции. Использование парного трейдинга начинается с определения на основе исторических данных пар активов, между ценами которых присутствует сильная статистическая взаимосвязь. Для подбора таких пар можно использовать фильтр Калмана, который является наилучшей доступной оценкой, минимизирующей среднеквадратичную ошибку прогноза оцениваемых переменных. [5, 79]

2. Моделирование: Применение статистических и математических моделей для оценки текущих цен активов по отношению к их историческим отношениям.

3. Исполнение: Автоматизированное исполнение ордеров на покупку и продажу на основе моделирования, с целью извлечения прибыли из временных ценовых аномалий. На рисунке 1 можно заметить, что эти два актива, привилегированные акции Сбербанка (SBERP) и акции сбербанка (SBER), ходят друг относительно друга. При этом между ними возникает спрэд (до 4%), а также их цены возвращаются к среднему значению.



**Рисунок 1. Статистический арбитраж на российском фондовом рынке акции SBERP и SBER**

• Алгоритмическая торговля на основе новостей: Эти алгоритмы анализируют новости и экономические отчеты в реальном времени, чтобы принимать торговые решения. Они могут реагировать на новости быстрее человека, автоматически исполняя ордера на покупку или продажу на основе содержания новостей. Данный алгоритм включает в себя несколько стратегий, таких как:

1. Анализ настроений. Суть заключается в машинном обучении на статьях и корреляции этих статей с поведением на бирже для дальнейшей экстраполяции и определения тенденций определенного актива.

2. Торговля на основе событий. В данной стратегии фокусируется внимание на таких новостях как слияние, поглощение, публикации отчетов об операционной деятельности.

- **Маркет-мейкинг:** Алгоритмы маркет-мейкинга создают рынок для актива, регулярно публикуя ордера на покупку и продажу с целью получения прибыли на спреде (разнице между ценой покупки и продажи). Маркет-мейкинг на фондовом рынке необходим, чтобы реализовать одно из допущений модели САМР, а именно об отсутствии препятствий для совершения акта покупки и продажи. Наличие не спекулятивного маркет мейкинга необходимо для биржи. В настоящее время скорость публикации ордеров на столько велика, что осуществлять её вручную и конкурировать с автоматизированными методами невозможно.

- **Смарт-ордер раутинг (Smart Order Routing, SOR):** Эти алгоритмы автоматически выбирают наилучшую площадку для исполнения ордера на основе цены, доступности и других факторов, улучшая шансы на лучшее исполнение ордера. Эта система стала ответом на законодательство США. В США рынок традиционно делился на четыре пласта, каждый из которых удовлетворял потребности различных целевых аудиторий, но брокеры направляли ордера на рынок, условия которого, были более выгодными для них, а не для инвестора. Брокер обязан иметь доказательство того, что он совершил сделку по лучшей цене, для этого каждый клиентский ордер имеет *audittrail*, этот «хвост» содержит информацию о цене и рынке исполнения ордера. SOR не только помогает брокеру следовать букве закона, но и, покупая по лучшей цене, более качественно обслуживать клиента, тем самым имеет преимущество в конкурентной борьбе среди других брокеров.

- **Машинное обучение и искусственный интеллект (AI):** Алгоритмы, использующие машинное обучение, могут включать в себя все вышеописанные методы и обучаться на исторических данных и самостоятельно адаптироваться к изменениям рынка для оптимизации торговых стратегий [6]. AI может использоваться для прогнозирования тенденций рынка, анализа больших объемов данных и принятия сложных торговых решений. Машинное обучение применяется в торговле для разработки моделей, способных анализировать *Big Data* и самостоятельно адаптироваться к новой информации, чтобы принимать более точные и взвешенные торговые решения. Это может включать прогнозирование направления рыночных трендов, определение оптимальных точек входа и выхода, а также управление рисками. Прогнозирование цен осуществляется на основе обучения модели на исторических данных, а также экстраполяции, т.е. аппроксимация направления тренда в будущем. Для трейдеров при торговле немаловажную роль играют паттерны, т.е. появление некой конкретной фигуры или индикатора (свечка), формируемого на графике ценной бумаги, которая в прошлом приводила к определённому результату, является сигналом для начала торговли. Модель машинного обучения может анализировать большой объём исторических данных и находить большее количество таких сигналов, чем человек. Скорость обработки данных позволяет вычислять ковариации случайных акций и рассматриваемых паттернов, тем самым можно математически определять влияние сторонних отраслей на поведение акций в портфеле. С помощью NLP модель, в режиме

реального времени, будет рассматривать различные социальные и медиа новости, результатом такого анализа будет оценка настроений рынка и прогноз дальнейшего тренда.

Портфельные теории, а именно модели эффективных портфелей, разработаны и представлены уже давно, но они обладают рядом минусов. А именно большое количество допущений и расчётов. Модель, обученная на принципах, описанных выше, и имеющая вектор для составления эффективного портфеля, в виде модели CML, позволит минимизировать риск либо увеличить доходность портфеля.

Но есть и минус у машинного обучения. А именно явление, когда модель хорошо себя показывает на базе данных, на которых она обучалась, но на новых данных будет наблюдаться более низкая результативность. Это явление называется переобучение или переподгонка. В настоящее время для предотвращения чрезмерной подгонки существует множество методов, в основе которых лежит ограничение на сложность модели. Применение таких методов как перекрёстная проверка, регуляризация, априорная вероятность помогут предотвратить переобучение, но требуют дополнительных затрат и ограничивают возможности.

Важно понимать, что силами одних разработчиков невозможно построить высоко результативную модель. В процессе разработки модели должны принимать участие эксперты, обладающие глубоким пониманием рынков, на которых эта модель будет обучаться и использоваться.

Немаловажную роль играют внутренние договоренности и отсутствие инсайдерской информации у AI. Следует отметить, что выявляются риски использования вышеуказанных технологий:

1. Опасность технического сбоя, что характерно не только для искусственного интеллекта в трейдинге, а в целом для технологии. Что в длинных продажах и массовых коротких продажах принесет колоссальные убытки.

2. Создание мыльного пузыря, создание и использование действительно рабочего прототипа не станет секретом для фондовой биржи, а следовательно, количество пользователей многократно увеличится. Торговля таким методом не создаёт никакой ценности, а искусственно будет повышать или снижать спрос на ту или иную акцию.

**Заключение.** Таким образом искусственный интеллект показывает впечатляющие результаты в анализе данных и скорости принятия решений, также немаловажную роль играет отсутствие эмоций и круглосуточный режим работы искусственного интеллекта. Но при этом искусственный интеллект обладает рядом минусов и нерешённых вопросов. Отсутствие ответственного за действия искусственного интеллекта, непредсказуемость «Черных лебедей», ограниченность базы данных, на которой будет происходить обучение. Также несмотря на технологический прогресс, интуиция и человеческий опыт остаются, несомненно, важными факторами успешной торговли. Пер-

спектива полной замены, конечно, выглядит многообещающей, но маловероятной в ближайшем времени.

### Библиографический список

1. Ерешко, А. Ф. Проблемы алготрейдинга на финансовых рынках / А. Ф. Ерешко // Системный анализ и информационные технологии (САИТ - 2017) : Сборник трудов Седьмой Международной конференции, Светлогорск, 13–18 июня 2017 года. – Светлогорск: Федеральный исследовательский центр "Информатика и управление" Российской академии наук, 2017. – С. 533-536. – EDN ZGPRTR.
2. Трифонов, Н. О. Алготрейдинг: развитие, риски и применение / Н. О. Трифонов // ВЕКТОРЫ РАЗВИТИЯ современной науки : Сборник статей Международной научно-практической конференции, Петрозаводск, 29 декабря 2022 года. – г. Петрозаводск: Международный центр научного партнерства «Новая Наука» (ИП Ивановская И.И.), 2022. – С. 44-48. – EDN BEKQTW.
3. Степаненко, А. С. Low-code платформы как тенденция управления BPMS / А. С. Степаненко // Гражданская авиация на современном этапе развития науки, техники и общества : Сборник тезисов докладов Международной научно-технической конференции, посвященной 50-летию МГТУ ГА, Москва, 25–26 мая 2021 года. – Москва: ИД Академии Жуковского, 2021. – С. 475-476. – EDN AZTIPS.
4. Степаненко, Е. В. Современный менеджмент : тексты лекций / Е. В. Степаненко ; Е. В. Степаненко ; Федеральное агентство воздушного трансп., Федеральное гос. образовательное учреждение высш. проф. образования "Московский гос. технический ун-т гражданской авиации", Каф. менеджмента. – Москва : МГТУ ГА, 2009. – 84 с. – ISBN 978-5-86311-689-1. – EDN QTMJEJ.
5. Кириленко, Ю. П. Фильтр Калмана как алгоритм парного трейдинга на российском рынке / Ю. П. Кириленко // Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками. – 2022. – № 7. – С. 79-82. – EDN ZKBOPC.
6. Степаненко, А. С. Нейронные сети как инструмент прогнозирования в гражданской авиации / А. С. Степаненко, А. С. Щегольков // Актуальные проблемы и перспективы развития гражданской авиации : Сборник трудов XII Международной научно-практической конференции, посвященной празднованию 100-летия отечественной гражданской авиации, Иркутск, 12–13 октября 2023 года. – Иркутск: Московский государственный технический университет гражданской авиации, 2023. – С. 211-219. – EDN NAGDGT.
7. Погорелова, Е. В. Высокочастотный трейдинг с элементами искусственного интеллекта на фондовой бирже / Е. В. Погорелова, Д. С. Карташев // Проблемы развития предприятий: теория и практика. – 2019. – № 1-2. – С. 230-233. – EDN QOWXZR.

### ALGORITHMS FOR TRADING

*Ivan V. Shafar*

Perm State National Research University,  
Bldv. Kronstadt, 20, Moscow, Russia, 125493  
i@ishafar.ru

The article presents an analytical review on the application of automatic systems and machine learning technologies in trading in financial markets. In conditions of high risks and a turbulent external environment, automation of trading processes allows traders to effectively manage risks and make profits based on forecasting market trends and identifying short-term price anomalies. Various types of algorithms used in algotrading are considered, such as high-frequency trading, statistical arbitrage, algorithmic trading based on news, market making and smart order routing. The prospect of replacing traders on the stock exchange with artificial intelligence is also being considered, including the advantages and challenges associated with this process. Special attention is paid to the role of machine learning in improving the accuracy of trading strategies and adapting to changing market conditions.

**Keywords:** Algorithmic trading, algorithms, trading, automation, data analysis.

## ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОГРАММНОГО УПРАВЛЕНИЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ СОСТОЯНИЯ ФАЗОВОГО ВЕКТОРА НЕЛИНЕЙНОЙ ДИСКРЕТНОЙ УПРАВЛЯЕМОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

*Шориков Андрей Федорович*

Институт экономики УрО РАН,  
620014, Россия, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29  
afshorikov@mail.ru

В работе рассматривается нелинейная дискретная управляемая динамическая система при наличии фазового вектора объекта управления, управляющего воздействия субъекта управления и априори неопределенного возмущения. В каждый период времени фазовый вектор объекта и вектор возмущения стеснены многогранниками-компактами в соответствующих конечномерных векторных пространствах, а вектор управления принимает значения из конечного множества в соответствующем конечномерном векторном пространстве. Результат прогнозирования и оценивания состояния фазового вектора объекта управления в финальный период времени описывается целевой функцией, значения которой равны величине чебышевского радиуса соответствующих прогнозных множеств. Рассматривается нелинейная многошаговая задача оптимизации программного управления прогнозированием и минимаксным оцениванием состояния фазового вектора объекта управления в финальный период времени. Для ее решения предлагается методика, которая осуществляется путем реализации конечной последовательности только одношаговых операций, допускающих их алгоритмизацию. Полученные результаты могут быть использованы для разработки компьютерных интеллектуальных информационных систем оптимизации управления сложными техническими объектами и социально-экономическими системами.

**Ключевые слова:** нелинейная дискретная динамическая модель, прогнозирование данных, минимаксные оценки прогнозного множества, оптимизация программного управления.

**Введение.** В статье рассматривается объект управления, динамика которого описывается нелинейной дискретной управляемой динамической системой при наличии фазового вектора объекта управления, управляющего воздействия субъекта управления и априори неопределенного возмущения. В каждый период времени фазовый вектор объекта и вектор возмущения стеснены многогранниками-компактами в соответствующих конечномерных векторных пространствах, а вектор управления принимает значения из конечного множества в соответствующем конечномерном векторном пространстве. Результат прогнозирования и минимаксного оценивания состояния фазового вектора объекта управления в финальный период времени описывается целевой функцией, значения которой равны величине чебышевского радиуса соответствующих прогнозных множеств. Рассматривается задача оптимизации программного управления прогнозированием и минимаксным оцениванием

состояния фазового вектора объекта управления в финальный период времени. Для ее формализации и решения используется детерминированный подход оптимизации гарантированного результата [1-4] и предлагается методика, основывающаяся на *общем рекуррентном алгебраическом методе* (Шориков А.Ф., [4]) построения областей достижимости (прогнозных множеств) линейных дискретных управляемых динамических систем и использовании *метода редукции к задаче выпуклого математического программирования* (Шориков А.Ф., [4]) для вычисления минимаксных оценок многогранника-компакта в конечномерном векторном пространстве. Полученные в статье результаты примыкают к работам [1-3], основываются на результатах работ [4-6] и могут быть использованы для разработки компьютерных интеллектуальных информационных систем оптимизации управления сложными техническими объектами и социально-экономическими системами.

**Математическая модель динамики процесса управления прогнозированием и оцениванием данных.** Ниже опишем математическую модель динамики, соответствующую исследуемой оптимизационной задаче прогнозирования и оценивания фазовых состояний объекта управления.

Пусть на заданном целочисленном промежутке времени (далее просто – промежутке времени)  $\overline{0, T} = \{0, 1, \dots, T\}$  ( $T \in \mathbf{N}$ ; здесь и далее,  $\mathbf{N}$  – множество всех натуральных чисел) динамика объекта управления – объекта I, описывается его моделью – нелинейным дискретным рекуррентным уравнением вида

$$x(t+1) = f(t, x(t), u(t), v(t)), \quad x(0) = x_0, \quad t \in \overline{0, T-1}, \quad (1)$$

где  $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))'$  – фазовый вектор модели объекта I в период времени  $t$ ,  $x(t) \in \mathbf{R}^n$  ( $n \in \mathbf{N}$ ) (здесь и далее, для  $k \in \mathbf{N}$ ,  $\mathbf{R}^k$  –  $k$ -мерное векторное пространство векторов-столбцов, даже если из экономии места они записаны в строку;  $x_0$  – заданное начальное значение фазового вектора);  $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_p(t))'$  – вектор управляющего воздействия (управления) субъекта управления – агента  $P$ ,  $u(t) \in \mathbf{R}^p$  ( $p \in \mathbf{N}$ );  $v(t) = (v_1(t), v_2(t), \dots, v_q(t))'$  – вектор априори неопределенного возмущения (помехи, погрешности моделирования) в период времени  $t$ ,  $v(t) \in \mathbf{R}^q$  ( $q \in \mathbf{N}$ ).

Ниже полагается, что для фиксированного  $\delta \in \mathbf{N}$  и соответствующего конечномерного векторного пространства  $\mathbf{R}^\delta$  символом  $\Sigma(\mathbf{R}^\delta)$  обозначается множество всех конечных подмножеств этого пространства, а символом  $\Xi(\mathbf{R}^\delta)$  – множество всех выпуклых многогранников-компактов (с конечным числом вершин), содержащихся в этом пространстве, включающее, например, множество всех параллелепипедов (по определению полагается, что одноэлементные множества в рассматриваемых конечномерных векторных пространствах являются выпуклыми многогранниками-компактами).

Предполагается, что параметры рекуррентного уравнения (1) должны удовлетворять следующим заданным ограничениям:

$$\forall t \in \overline{0, T} : x(t) \in \mathbf{X}^*(t) \in \Xi(\mathbf{R}^n); \quad (2)$$

$$\forall t \in \overline{0, T-1} : u(t) \in \mathbf{U}^*(t) = \{u^{(1)}(t), u^{(2)}(t), \dots, u^{(K_t)}(t)\} \in \Sigma(\mathbf{R}^p)(K_t \in \mathbf{N}); \quad (3)$$

$$(\forall t \in \overline{0, T-1}) \wedge (u(t) \in \mathbf{U}^*(t)) : v(t) \in V_*(t; u(t)) \in \Xi(\mathbf{R}^q). \quad (4)$$

Отметим, что в (2) и (4), для  $\forall t \in \overline{0, T}$  множества  $\mathbf{X}^*(t)$  и  $\forall t \in \overline{0, T-1}, \forall u(t) \in \mathbf{U}^*(t)$  множества  $\mathbf{V}^*(t; u(t))$  могут быть заданы, например, в виде соответствующих многомерных параллелепипедов в пространствах  $\mathbf{R}^n$  и  $\mathbf{R}^q$  соответственно.

Предполагается также, что функция  $f : \overline{0, T-1} \times \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^p \times \mathbf{R}^q \rightarrow \mathbf{R}^n$ , определяющая правую часть рекуррентного уравнения (1),  $\forall t \in \overline{0, T-1}$  непрерывна по совокупности переменных  $\{x(t), u(t), v(t)\}$  и для каждого набора  $\{t, X(t), u(t)\} \in \overline{0, T-1} \times \Xi(\mathbf{R}^n) \times \mathbf{U}^*(t)$  множество  $f(t, X(t), u(t), \mathbf{V}_*(t; u(t))) = \{f(t, x(t), u(t), v(t)), x(t) \in X(t), v(t) \in \mathbf{V}_*(t; u(t))\}$  есть выпуклый компакт пространства  $\mathbf{R}^q$ .

Предполагается, что на рассматриваемом промежутке времени  $\overline{0, T}$  в любой период времени  $\tau \in \overline{0, T}$  в процессе программного управления прогнозированием и оцениванием фазовых состояний объекта I агентом P измеряется и запоминается вектор  $x(\tau) = x_\tau$  – фазовый вектор модели объекта I, описываемой рекуррентным уравнением (1), в период времени  $\tau$  ( $x(0) = x_0$ ). Предполагается также, что рекуррентное уравнение (1), описывающее динамику модели объекта I, и ограничения (2) – (4), для него также известны.

**Постановка задачи оптимизации управления прогнозированием и оцениванием фазовых состояний объекта I.** Введем ряд определений, которые необходимы для математической формализации задачи оптимизации управления прогнозированием и минимаксным оцениванием фазовых состояний объекта I рассматриваемой динамической системы (1) – (4) в финальный период времени  $T$ .

Здесь и далее, для  $k \in \mathbf{N}$  и целочисленного промежутка времени  $\overline{\tau, \mathcal{G}} \subseteq \overline{0, T}$  ( $\tau < \mathcal{G}$ ), символом  $\Omega_k(\overline{\tau, \mathcal{G}})$  будем обозначать метрическое пространство вектор-функций целочисленного аргумента (далее, просто – функций)  $\omega : \overline{\tau, \mathcal{G}} \rightarrow \mathbf{R}^k$ , в котором метрика  $\rho_k$  задается соотношением

$$\rho_k(\omega_1(\cdot), \omega_2(\cdot)) = \max_{t \in \overline{\tau, \mathcal{G}}} \|\omega_1(t) - \omega_2(t)\|_k, \{\omega_1(\cdot), \omega_2(\cdot)\} \in \Omega_k(\overline{\tau, \mathcal{G}}) \times \Omega_k(\overline{\tau, \mathcal{G}}),$$

а символом  $\text{сotr } \Omega_k(\overline{\tau, \mathcal{G}})$  – множество всех непустых и компактных, в смысле этой метрики, подмножеств пространства  $\Omega_k(\overline{\tau, \mathcal{G}})$  (здесь и далее, символом  $\|\cdot\|_k$  обозначается евклидова норма для элементов пространства  $\mathbf{R}^k$ ).

Используя ограничение (3), определим множество  $\mathbf{U}(\overline{\tau, T}) \in \Omega_p(\overline{\tau, T-1})$  ( $\tau < T$ ) допустимых на промежутке времени  $\overline{\tau, T}$  программных управлений агента  $P$  соотношением

$$\mathbf{U}(\overline{\tau, T}) = \left\{ u_\tau(\cdot) : u_\tau(\cdot) = \{u_\tau(t)\}_{t \in \overline{\tau, T-1}} \in \Omega_p(\overline{\tau, T-1}), \forall t \in \overline{\tau, T-1}, u_\tau(t) \in \mathbf{U}^*(t) \right\} \quad (5)$$

и  $\forall u_\tau(\cdot) \in \mathbf{U}(\overline{\tau, T})$ , используя ограничение (4), определим множество  $\mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot)) \in \text{comp} \Omega_q(\overline{\tau, T-1})$  допустимых на промежутке времени  $\overline{\tau, T}$  программных возмущений соотношением

$$\mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot)) = \left\{ v_\tau(\cdot) : v_\tau(\cdot) = \{v_\tau(t)\}_{t \in \overline{\tau, T-1}} \in \Omega_q(\overline{\tau, T-1}), \forall t \in \overline{\tau, T-1}, v_\tau(t) \in \mathbf{V}^*(t) \right\}. \quad (6)$$

Назовем набор  $w(\tau) = \{\tau, x(\tau)\} \in \overline{0, T} \times \mathbf{R}^n$  ( $w(0) = \{0, x(0)\} = \{0, x_0\} = w_0$ )  $\tau$ -позицией дискретной управляемой динамической системы (1) – (4), или просто –  $\tau$ -позицией системы, и определим множество  $\mathbf{W}(\tau) = \{\tau\} \times \mathbf{X}^*(t)$  ( $\mathbf{W}(0) = \{0\} \times \mathbf{X}^*(0) = \mathbf{W}_0$ ) всех допустимых  $\tau$ -позиций рассматриваемой системы.

Пусть  $\bar{x}_\tau(\cdot) = \psi_{\overline{\tau, T}}(\cdot; x_\tau, u_\tau(\cdot), v_\tau(\cdot)) = \{\bar{x}_\tau(t)\}_{t \in \overline{0, T}}$  – допустимая на промежутке времени  $\overline{\tau, T}$  фазовая траектория объекта I, соответствующая допустимому набору

$$\{w_\tau, u_\tau(\cdot), v_\tau(\cdot)\} \in \mathbf{W}(\tau) \times \mathbf{U}(\overline{\tau, T}) \times \mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot)) \quad (w(\tau) = \{\tau, x_\tau\} = w_\tau, w(0) = \{0, x_0\} = w_0), \quad \text{если} \quad \forall t \in \overline{\tau, T} : \bar{x}_\tau(t) = \psi_{\overline{\tau, T}}(t; x_\tau, u_\tau(\cdot), v_\tau(\cdot)) \in \mathbf{X}^*(t),$$

$\bar{x}_\tau(\tau) = x_\tau$ , где  $\psi_{\overline{\tau, T}} : \mathbf{R}^n \times \Omega_p(\overline{\tau, T-1}) \times \Omega_q(\overline{\tau, T-1}) \rightarrow \Omega_n(\overline{\tau, T})$  – оператор правой части уравнения (1), действующий на промежутке времени  $\overline{\tau, T}$ .

Обозначим символом  $\mathbf{X}(\cdot; \overline{\tau, T}, X, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot)))$  – трубку всех допустимых на промежутке времени  $\overline{\tau, T}$  фазовых траекторий  $\bar{x}_\tau(\cdot) = \psi_{\overline{\tau, T}}(\cdot; x_\tau, u_\tau(\cdot), v_\tau(\cdot))$ ,  $x_\tau \in X$ ,  $v_\tau(\cdot) \in \mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot))$ , объекта I [4], со-

ответствующую набору  $\{X, u_\tau(\cdot)\} \in 2^{\mathbf{R}^n} \times \mathbf{U}(\overline{\tau, T})$ , а через

$\mathbf{X}(t; \overline{\tau, T}, X, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot)))$  обозначим ее сечение в период времени

$t \in \overline{\tau+1, T}$ , которое назовем *обобщенной областью достижимости* [4] или *прогноznым множеством объекта I* дискретной управляемой динамической системы (1) – (4) в период времени  $t$ . Можно показать, аналогично результатам из [4], что для рассматриваемой динамической системы это множество является выпуклым компактом пространства  $\mathbf{R}^n$ , если  $X$  – выпуклый компакт в  $\mathbf{R}^n$ .

Будем предполагать, что для рассматриваемой динамической системы (1) – (4) выполняется следующее условие:

$$\exists \tilde{u}_\tau(\cdot) \in \mathbf{U}(\overline{\tau, T}) : \mathbf{X}(t; \overline{\tau, T}, X, \tilde{u}_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau, T}; u_\tau(\cdot))) \neq \emptyset. \quad (7)$$

Пусть  $\mathbf{r}_T^{(e)} = \mathbf{r}(\mathbf{X}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot))))$  – значение величины *чебышевского радиуса прогнозного множества*  $\mathbf{X}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))$ , а  $x_T^{(e)} \in \mathbf{X}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))$  – его *чебышевский центр* (см., например, [4]). Тогда определим целевую функцию  $\Phi_{\overline{\tau}, T}: \mathbf{W}(\tau) \times \mathbf{U}(\overline{\tau}, T) \rightarrow \mathbf{R}^1$ , значения которой для каждого набора  $\{w_\tau, u_\tau(\cdot)\} \in \mathbf{W}(\tau) \times \mathbf{U}(\overline{\tau}, T)$  определяются по формуле

$$\Phi_{\overline{\tau}, T}(w_\tau, u_\tau(\cdot)) = \mathbf{r}(\mathbf{X}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))) = \mathbf{r}_T^{(e)}. \quad (8)$$

Тогда на основании сформированной модели (1) – (8) сформулируем следующую *нелинейную многошаговую задачу оптимизации программного управления прогнозированием и минимаксным оцениванием фазовых состояний объекта I* дискретной управляемой динамической системы (1) – (4) в финальный период времени  $T$ .

**Задача.** Для заданных целочисленного промежутка времени  $\overline{0}, \overline{T}$ , периода времени  $\tau$  ( $\tau \in \overline{0}, T-1$ ),  $\tau$ -позиции  $w(\tau) = \{\tau, x(\tau)\} = \{\tau, x_\tau\} = w_\tau \in \mathbf{W}(\tau)$  ( $w(0) = \{0, x(0)\} = \{0, x_0\} = w_0 \in \mathbf{W}_0$ ) дискретной управляемой динамической системы (1) – (4), целевой функции  $\Phi_{\overline{\tau}, T}$  вида (8), допустимого программного управления  $u_\tau(\cdot) \in \mathbf{U}(\overline{\tau}, T)$  и числа  $\varepsilon > 0$  требуется сформировать множество  $\mathbf{X}^{(\varepsilon)}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))$ , которое с точностью до  $\varepsilon$  (в хаусдорфовой метрике для пространства  $\mathbf{R}^n$ ) аппроксимирует прогнозное множество  $\mathbf{X}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))$  и найти конечное множество  $\varepsilon$ -оптимальных программных управлений  $\mathbf{U}_{\Phi_{\overline{\tau}, T}}^{(\varepsilon)}(\tau, T; w_\tau) = \{u_\tau^{(\varepsilon)}(\cdot)\} \subseteq \mathbf{U}(\overline{\tau}, T)$  агента  $P$ , минимизирующих (с точностью до  $\varepsilon$ ) значения целевой функции  $\Phi_{\overline{\tau}, T}$ , *путем реализации конечного числа одношаговых операций, допускающих их алгоритмизацию.*

Можно показать, что при сделанных предположениях и введенных ограничениях на параметры модели (1) – (8), решение сформулированной нелинейной многошаговой задачи существует.

**Заключение.** Для решения сформулированной задачи предлагается методика, которая для формирования множества  $\mathbf{X}^{(\varepsilon)}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))$  –  $\varepsilon$ -аппроксимации прогнозного множества  $\mathbf{X}(T; \overline{\tau}, T, \{x_\tau\}, u_\tau(\cdot), \mathbf{V}(\overline{\tau}, T; u_\tau(\cdot)))$  финальных фазовых состояний объекта I рассматриваемой динамической системы (1) – (4) использует *общий рекуррентный алгебраический метод построения областей достижимости* (Шориков А.Ф. [4]) линейных дискретных управляемых динамических систем, для нахождения минимаксных оценок этого множества использует *метод редукции к задаче выпуклого математического программирования* (Шориков А.Ф. [4]) и сводится к реализации конечной последовательности решений только одношаговых задач, допускающих их алгоритмизацию.

В данной работе исследуется нелинейная многошаговая задача оптимизации программного управления прогнозированием и минимаксным оцениванием состояния фазового вектора объекта управления в финальный период времени. Для ее решения предлагается методика, которая осуществляется путем реализации конечной последовательности только одношаговых операций, допускающих их алгоритмизации. Полученные результаты могут быть использованы для разработки компьютерных интеллектуальных информационных систем оптимизации управления сложными техническими объектами и социально-экономическими системами.

Работа выполнена в соответствии с Планом НИР Института экономики УрО РАН.

### **Библиографический список**

1. Красовский Н.Н. Теория управления движением.– М.: Наука, 1968.
2. Красовский Н.Н., Субботин А.И. Позиционные дифференциальные игры. – М.: Наука, 1974.
3. Куржанский А.Б. Управление и наблюдение в условиях неопределенности. – М.: Наука, 1977.
4. Шориков А.Ф. Минимаксное оценивание и управление в дискретных динамических системах. Екатеринбург: Изд-во Урал. гос. ун-та, 1997.
5. Шориков А.Ф. Оптимизация программного управления прогнозированием состояния фазового вектора линейной дискретной управляемой динамической системы // Математика, ее приложения и математическое образование (МПМО'23): Материалы VIII Междунар. конф. Улан-Удэ: Изд-во ВСГУТУ, 2023. С. 255–258.
6. Тюлюкин В.А., Шориков А.Ф. Об одном алгоритме построения области достижимости линейной управляемой системы // Негладкие задачи оптимизации и управление. Свердловск. УрОАН СССР. 1988. С. 55-61.

## **OPTIMIZATION OF PROGRAM CONTROL FOR PREDICTION OF THE STATE OF THE PHASE VECTOR OF A NONLINEAR DISCRETE-TIME CONTROLLED DYNAMICAL SYSTEM**

*Shorikov Andrey F.*

Institute of Economics of the Ural Branch of the RAS,  
Str. Moskovskaya, 29, Ekaterinburg, Russia, 620014

[afshorikov@mail.ru](mailto:afshorikov@mail.ru)

The paper considers a nonlinear discrete-time controlled dynamical system in the presence of a phase vector of a control object, a control action of a control subject, and an a priori uncertain disturbance. In each period of time, the phase vector of the object and the disturbance vector are constrained by compact polyhedrons in the corresponding finite-dimensional vector spaces, and the control vector takes values from a finite set in the corresponding finite-dimensional vector space. The result of prediction and estimating the state of the phase vector of the control object in the final period of time is described by the objective function whose values are equal to the Chebyshev radius of the corresponding prediction sets. A nonlinear multi-step problem of optimization of program control of prediction and minimax estimation of the state of the phase vector of the control object in the final period of time is considered. To solve it, a technique is proposed that is implemented by implementing a finite sequence of only one-step operations that allow their algorithmization. The results obtained can be used to develop computer intelligent information systems for optimizing the control of complex technical objects and socio-economic systems.

**Keywords:** nonlinear discrete-time dynamical model, data prediction, minimax estimates of the prediction set, optimization of program control.

## Секция: Искусственный интеллект, техника и промышленные технологии

УДК 004.032.26

### ОПЫТ СОЗДАНИЯ И ВНЕДРЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ НА ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЯХ

*Миролюбова Татьяна Васильевна<sup>1</sup>, Рыбакин Владимир Ильич<sup>2</sup>,  
Голдобин Максим Алексеевич<sup>3</sup>, Морозов Андрей Александрович<sup>3</sup>,  
Мезенцев Алексей Сергеевич<sup>1</sup>, Ясницкий Виталий Леонидович<sup>4</sup>,  
Ясницкий Леонид Нахимович<sup>1,5</sup>*

<sup>1</sup>Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

<sup>2</sup>ООО Софт Менеджмент, Россия, г. Пермь, ул. Промышленная, 48.

<sup>3</sup>АО «ОДК-Пермские моторы»,  
614010, Россия, г. Пермь, Комсомольский проспект, 93  
goldmaxprof@rambler.ru

<sup>4</sup>Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
614990, г. Пермь, Комсомольский проспект, д. 29

<sup>5</sup>Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»,  
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38  
[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

Приведены результаты разработки и применения систем искусственного интеллекта на серийных производственных предприятиях. Показаны положительные эффекты от их внедрения.

**Ключевые слова:** лопатка газотурбинного двигателя, качество, брак, компьютерный эксперимент, химический состав, сырьевой материал.

**Введение.** В настоящее время не вызывает сомнений, что разработка и внедрение методов искусственного интеллекта в производственную деятельность промышленных предприятий имеет большие перспективы. Однако этот процесс осложняется как объективными, так и субъективными причинами.

К субъективным причинам мы относим слабое понимание руководителями предприятий и инженерно-техническими работниками всех возможностей искусственного интеллекта, а также бюрократические сложности, связанные с проблемами финансового обеспечения проектов. Объективными причинами являются трудности сбора статистической информации и ее низкое качество.

Ниже приводится опыт и результаты многолетней НИР в области разработки и внедрения систем искусственного интеллекта на некоторых предприятиях, выпускающих серийную промышленную продукцию.

**1. Интеллектуальная система управления качеством литья охлаждаемых лопаток газотурбинных двигателей.** Качество литья охлаждаемых лопаток газотурбинных двигателей зависит от точности и качества изготовления керамических стержней, формирующих внутренние полости отливок лопаток в процессе их получения. Качество литейных стержней, в свою очередь, определяется сочетанием большого количества технологических параметров. Нами было выделено около 40 таких параметров, которые, по мнению специалистов, оказывают наибольшее влияние на качество результатов прессования керамических стержней.

На заводе удалось собрать около 400 примеров прессования литейных стержней. Каждый из примеров содержал комплекс параметров, характеризующих процесс получения заготовки (входные параметры), и результат контроля (выходные параметры).

Хотя статистическая выборка для обучения нейронной сети была крайне мала, зашумлена статистическими выбросами и сильно перекошена, применение методических приемов Пермской научной школы искусственного интеллекта [1, 2] позволило спроектировать приемлемую для практического применения нейронную сеть слоистой структуры прямого распространения с сигмоидными активационными функциями. Погрешность классификации, выполненная нейросетью на тестовом множестве примеров, составила 5%, а это значит, что, не смотря на ограниченность и дисбаланс выборки, нейронная сеть правильно усвоила закономерности моделируемой предметной области, адекватна ей и пригодна для ее исследования методом проведения виртуальных компьютерных экспериментов. Результаты этих экспериментов позволили:

- определить значимость технологических параметров, влияющих на образование дефектов;
- определить оптимальный набор технологических параметров, обеспечивающих снижение брака и улучшение качества изделий;
- разработать регламент на допустимые отклонения технологических параметров, обеспечивающих минимум брака и максимально высокое качество изделий.

Снабжение обученных нейронных сетей пользовательским интерфейсом позволило разработать системы искусственного интеллекта Dfektpredictor 2.0 [3] и Deviationpredictor 1.0 [4], которые в настоящее время используются на заводе при настройке технологических параметров производства изделий ответственного назначения. Согласно акту внедрения, использование разработанных интеллектуальных систем позволило сократить брак и издержки производства изделий. Кроме того, данные интеллектуальные системы позволяют вырабатывать у специалистов более глубокое пони-

мание взаимосвязей, существующих между технологическими параметрами изготовления литейных стержней и вероятностью возникновения брака.

**2. Интеллектуальная система управления качеством литья крупнотоннажных деталей железнодорожных вагонов.** На продукции металлургического предприятия, серийно выплавляющего стальные отливки мартеновским способом весом 0,5 тонн, неожиданно стали возникать дефекты в виде трещин. Причем, средний процент брака достигал 24,6%. Попытки определить причины образования трещин продолжались два месяца и результатов не дали. За эти два месяца были собраны статистические данные по 120 плавкам. Каждое наблюдение, соответствующее одной плавке, содержало 12 параметров, характеризующих химический состав металла и один параметр, фиксирующий процент брака каждой плавки.

С помощью наших программных инструментов была спроектирована специальная нейронная сеть, в результате применения которой были выявлены закономерности плавильного процесса и с помощью этих закономерностей были разработаны рекомендации по корректировке химического состава сырьевого материала.

Использование наших рекомендаций на заводе позволило снизить процент брака производимых отливок в 2,9 раз.

**3. Интеллектуальная система для оптимизации технологического процесса производства кабельной продукции.** При производстве кабельно-проводниковой продукции технологу приходится решать сложную задачу оптимального подбора параметров технологического процесса волочения-скрутки токопроводящих жил, обеспечивающего потребительские качества производимого кабеля при минимальных производственных затратах. Задача создания нейросетевой интеллектуальной системы, предназначенной для оптимизации этого процесса, осложнялась тем, что на заводе имелось всего девять результатов замеров параметров технологического процесса.

Однако, не смотря на существенно малый объем статистической информации, использование инструментов Пермской научной школы искусственного интеллекта, нам удалось спроектировать и создать нейронную сеть, среднеквадратичная относительная ошибка которой при тестовых испытаниях не превысила 10%. Это позволило методом замораживания входных параметров [1] выполнить серию виртуальных компьютерных экспериментов, выявить закономерности технологического процесса и найти оптимальный режим волочения-скрутки, при котором достигается минимальная погонная масса токопроводящей жилы. В частности, было найдено оптимальное сочетание диаметра волокна и шага скрутки.

При использовании на заводе рекомендованных нейросетевой системой технологических параметров была зафиксирована экономия алюминия 1,3%.

**Заключение.** Применение методов искусственного интеллекта на ряде серийных производственных предприятий позволило подобрать оптимальные параметры технологических процессов, сократить процент брака, повысить качество производимой продукции, разработать регламент на химиче-

ский состав сырьевой массы и технологические параметры, обеспечивающий максимальное качество производимой продукции при минимальном проценте брака и издержках производства.

**Поддержка исследования.** Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда № 22–61–00096 (<https://rscf.ru/project/22-61-00096/>). Главным исполнителем гранта является Национальный исследовательский университет «МЭИ».

### Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с. <https://cloud.mail.ru/public/5H3z/4LxCpisxw>
2. Yasnitsky L.N. Algorithm for searching and analyzing abnormal observations of statistical information based on the Arnold – Kolmogorov – Hecht-Nielsen theorem // International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. 2020. 9(2). Pp. 1814-1816. [https://www.academia.edu/43007435/Algorithm\\_for\\_Searching\\_and\\_Analyzing\\_Abnormal\\_Observations\\_of\\_Statistical\\_Information\\_Based\\_on\\_The\\_Arnold\\_Kolmogorov\\_Hecht-Nielsen\\_Theorem](https://www.academia.edu/43007435/Algorithm_for_Searching_and_Analyzing_Abnormal_Observations_of_Statistical_Information_Based_on_The_Arnold_Kolmogorov_Hecht-Nielsen_Theorem)
3. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М., Мезенцев А.С., Ясницкий В.Л., Морозов А.А., Голдобин М.А. Система искусственного интеллекта «Defectpredictor 2.0» в виде настольного приложения. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2023666283, 28.07.2023. Заявка № 2023617673 от 24.04.2023Samoilovich, Yu.A., Yasnitskii, L.N. Coupledproblemofheattransfer, hydrodynamics, andsolidificationin a melt. Journal of Engineering Physics. 1981. 41(6), pp. 1377-1384. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF00825176>
4. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М., Мезенцев А.С., Ясницкий В.Л., Морозов А.А., Голдобин М.А. Система искусственного интеллекта «Deviationpredictor 1.0» в виде настольного приложения. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2023666214, 26.07.2023. Заявка № 2023617676 от 24.04.2023

## EXPERIENCE OF CREATION AND IMPLEMENTATION OF INTELLIGENT SYSTEMS AT INDUSTRIAL ENTERPRISES

*Tatyana Mirolyubova<sup>1</sup>, Vladimir Rybakin<sup>2</sup>,  
Maxim A. Goldobin<sup>3</sup>, Andrey A. Morozov<sup>3</sup>,  
Aleksey S. Mezentsev<sup>1</sup>, Vitaly L. Yasnitsky<sup>4</sup>,  
Leonid N. Yasnitsky<sup>1,5</sup>*

<sup>1</sup>Perm State National Research University,  
614990, Russia, Perm, 15, Bukirev str.

<sup>2</sup>Soft Management LLC, 48, Promyshlennaya str., Perm, Russia.

<sup>3</sup>JSC ‘ODK-Perm Motors’,  
93, Komsomolsky Prospekt, Perm, 614010, Russia.  
goldmaxprof@rambler.ru

<sup>4</sup>Perm National Research Polytechnic University,  
614990, Perm, Komsomolsky Prospekt, 29, Komsomolsky Ave. 29

<sup>5</sup>National Research University  
‘Higher School of Economics,  
614070, Russia, Perm, 38, Studencheskaya str.  
yasn@psu.ru

The results of development and application of artificial intelligence systems at serial production enterprises are presented. Positive effects from their introduction are shown.

**Key words:** gas turbine engine blade, quality, defect, computer experiment, chemical composition, raw material.

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ВЫЯВЛЕНИЯ ПРИЧИН БРАКА ПРИ ПРЕССОВАНИИ ЛИТЕЙНЫХ СТЕРЖНЕЙ

*Светлов Владимир Николаевич*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
lemckevn@mail.ru

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования результатов и выявления причин брака в промышленном производстве литейных стержней. Система позволяет с высокой точностью выявить наиболее значимые параметры технологического процесса, применяемого при прессовании литейных стержней, влияющие на производство некачественной продукции.

**Ключевые слова:** сырьевой материал, взаимозависимые переменные, искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, промышленное производство, литейный стержень.

**Введение.** В настоящее время одной из важнейших задач авиадвигателестроения является повышение надежности газотурбинных двигателей (ГТД). Прежде всего, это касается технологий изготовления ответственных деталей горячего тракта, таких как лопатки турбины, так как они максимально нагружены и определяют ресурс работы двигателя. Лопатки характеризуются сложной пространственной формой, высокими требованиями к точности геометрических параметров.

В зависимости от условий работы лопаток меняется их конструкция и предъявляемые к ним требования. При изготовлении охлаждаемых лопаток, потребуется изготавливать литейные керамические стержни, которые оформляют внутренние полости отливки. Требования к стержню весьма жесткие: химическая инертность к сплаву, достаточная прочность при высоких температурах, геометрическая стабильность при нагреве, стабильность усадки при обжиге и т.д. [5].

В настоящее время к качеству таких изделий массового производства предъявляются повышенные требования. При больших объемах партий изделий возникает проблема, заключающаяся в необходимости своевременного получения объективной информации о состоянии технологического процесса для оперативного управления. Для предупреждения выпуска бракованных изделий требуется использование передовых методов прогнозирования их качества. К таким методам в настоящее время относится метод математического моделирования на основе решения краевых задач [7] и метод искусственных нейронных сетей (ИНС) [1, 2].

Метод искусственных нейронных сетей позволяет моделировать сложный тех. процесс с нелинейными связями между параметрами при большом числе взаимозависимых переменных.

Данная проблематика изложена в статье [4]. Разработанная ее авторами методика управления качеством изделий массового производства: подготовка данных, построение и обучение ИНС, была осуществлена в пакете программ STATISTICANeuralNetworks (нейро-сетевой пакет фирмы StatSoft).

Основная цель настоящей работы заключается, в представленном множестве технологических параметров, производства лопаток турбин ГТД, произвести выборку тех. процесса по изготовлению стержней, которые оформляют внутренние полости отливки. Из выбранного множества произвести отсеивание статических параметров, а также выявить и удалить некорректные данные. Конечным результатом должна быть нейросетевая система, способная прогнозировать параметры технологического процесса, влияющие на причины производства бракованной продукции в больше чем 70% случаев.

Для создания нейросетевой системы были выбраны 20 параметров технологического процесса серийного производства литейных стержней. Данные параметры были обозначены как X1 – X20. Выходной параметр – процент брака производства.

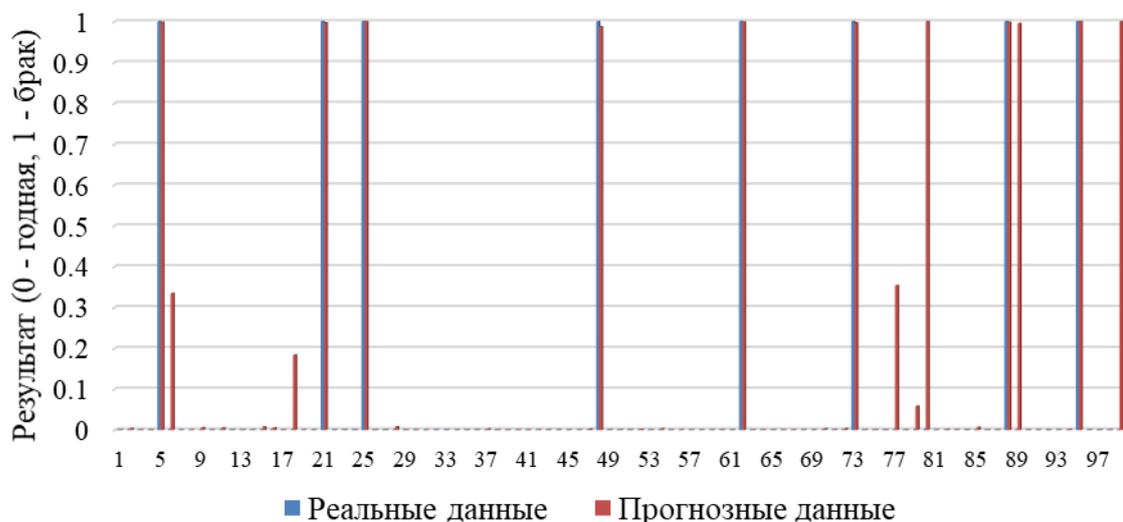
Перед переходом к проектированию и обучению нейросетевой модели, была выполнена очистка исходного множества от противоречивых примеров, выбросов, дубликатов. Например, некорректными примерами считались те, где отсутствовали ряд данных в линейке. Изначально были представлены 538 примера для исследования, где только 35 имели примеры с браком. Для достижения хороших результатов представленное множество было подвергнуто аугментации данных, чтобы улучшить результаты модели. Перед выполнением аугментации из представленного множества были выделены тестовых примера, которые в свою очередь аугментации не подвергались, в процессе обучения нейросети не использовались.

Таким образом, объем итогового множества включает в себя 958 примеров. Из данного множества было сформировано обучающее (649), валидирующее (209) и тестирующее (100) в соотношении 68%, 22% и 10 % соответственно.

Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [6] по методике [1]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет двадцать входных нейронов, один выходной и один скрытый слой с десятью нейронами.

Для оценки корректной работы спроектированной нейронной сети использовалось тестирующее множество, состоящее из 100 примеров. Средняя относительная ошибка тестирования составила 20,08 %, что можно считать приемлемым результатом. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим и прогнозируемым нейросетью выпуском бракованной продукции. Из результатов, изображенных на рисунке

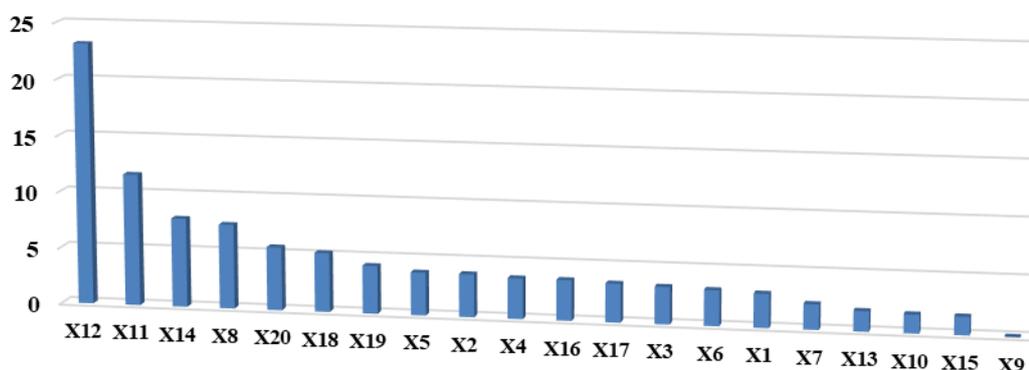
1, можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейронной сети – коэффициент детерминации составил 68,4 %.



**Рисунок 1. Результат тестирования нейронной сети**

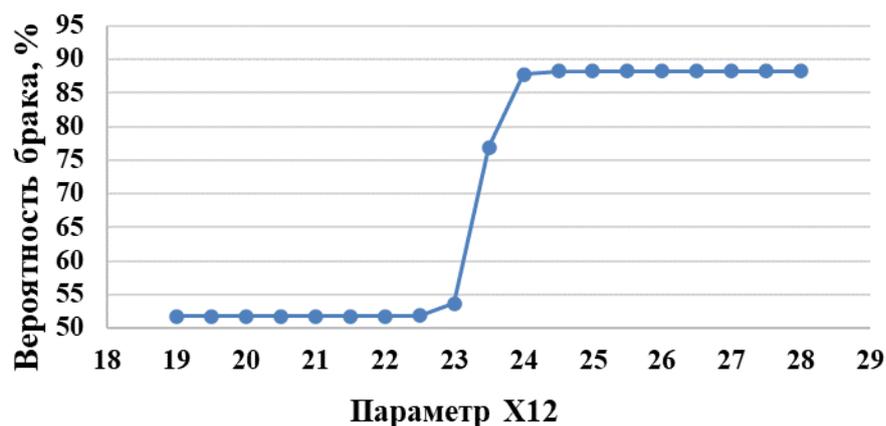
Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5», результат отображен на рисунке 2. Как видно из рисунка 2, наиболее значимыми являются параметры X12, X-11, X-14, (различные температурные режимы, используемые в технологическом процессе).

Далее было проведено исследование полученных зависимостей между входными параметрами и процентом брака. Исследование производилось с помощью метода «замораживания», суть которого заключается в варьировании значения одного параметра и фиксировании значений всех других параметров. Для этой цели был отобран «нейтральный пример», про который нейросеть не может с уверенностью сказать, что при введенных параметров технологического процесса, получится: брак или годный продукт.



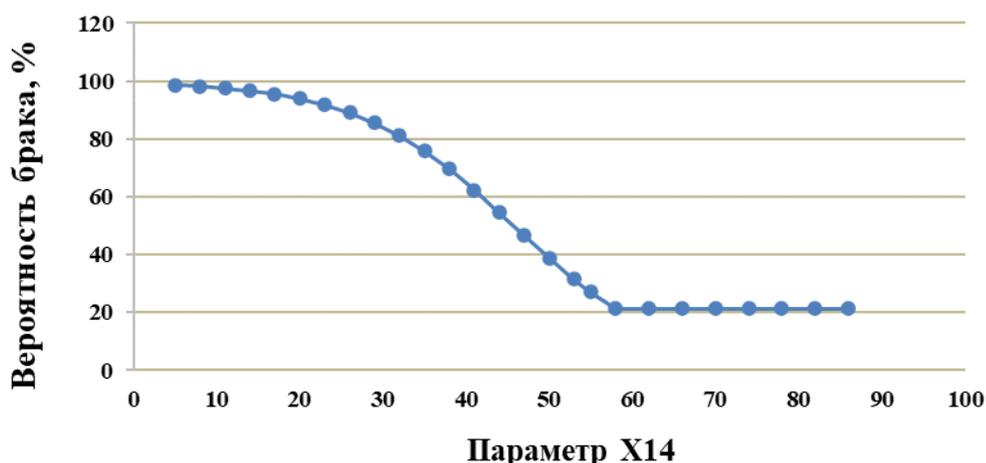
**Рисунок 2. Значимость входных параметров нейросетевой модели**

На рисунке 3 показан график зависимости прогнозируемого процента брака от параметра X12. В том случае, когда происходит увеличение температуры, нейросеть прогнозирует значительное увеличение шанса на получение бракованного изделия.



**Рисунок 3. Зависимость прогнозируемого процента брака от параметра X12**

На рисунке 4 продемонстрирована зависимость прогнозируемого процента брака от параметра X14. В данном случае наблюдается обратный эффект: при снижении температуры в определённом диапазоне вероятность получения бракованного изделия снижается.

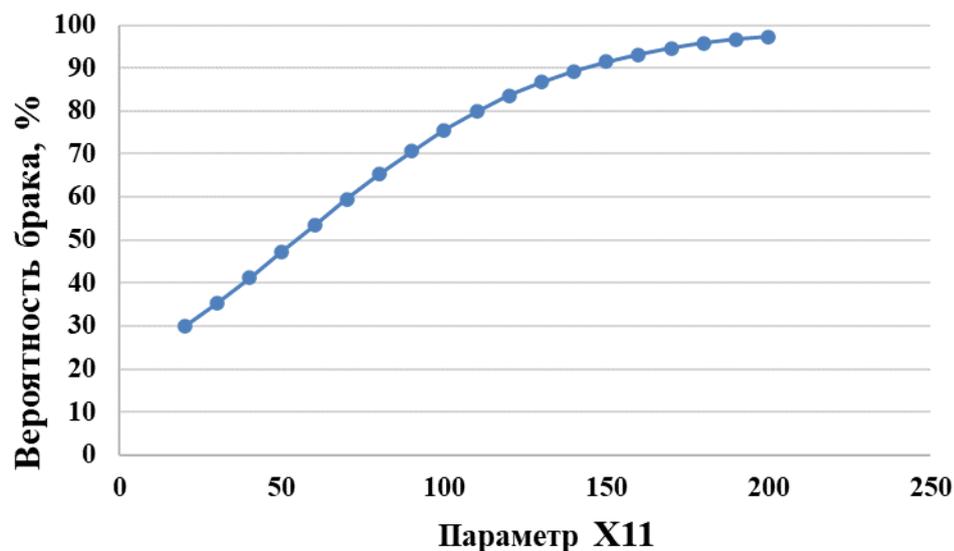


**Рисунок 4. Зависимость прогнозируемого процента брака от параметра X14**

На рисунке 5 изображен график зависимости вероятности получения брака от показателя параметра X11. Как видно из графика, при температуры, нейросеть прогнозирует значительное увеличение шанса на получение бракованного изделия.

**Выполнение исследования с помощью библиотек Python.** Аналогичная работа по проектированию, обучению и тестированию нейронной сети была выполнена на языке программирования Python использованием библиотеки Keros[7]. При использовании библиотеки Keros была спроектирована нейронная сет с применением Гребневой регуляризации. В качестве активационной применялась функция «tan» (гиперболического тангенса).

Спроектированная модель представляет собой персептрон, имеющий 20 входных нейронов, один выходной нейрон и один скрытый слой, состоящий из 65 нейронов. Для обучения нейросети применено 500 итераций (эпох) обучения.



**Рисунок 5. Зависимость прогнозируемого брака от параметра X11**

Реализация обучения с использованием метода гребневой регуляризации нейронной сети активационной функции гиперболического тангенса (рисунки 6 – 7).



**Рисунок 6. Результат тестирования нейронной сети в Python**

```

**** ОЦЕНКА КАЧЕСТВА МОДЕЛИ ****

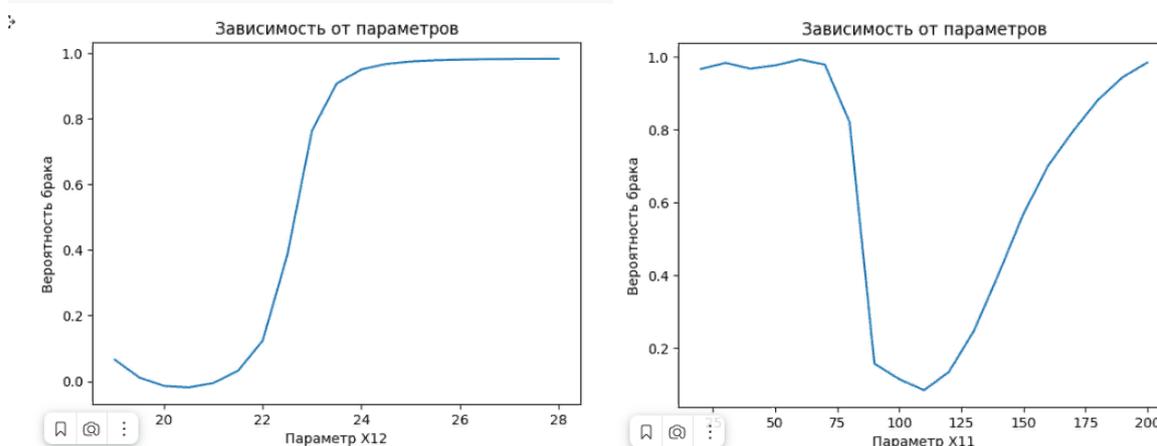
# Вычисление коэффициент детерминации
from sklearn.metrics import r2_score
r2 = r2_score(y_test, predictions)
print('r2=', r2)

r2= 0.615363723422959

```

**Рисунок 7. Оценка качества модели**

Далее, с помощью метода «замораживания», проведено исследование полученных зависимостей между входными параметрами и процентом брака (рисунок 8).



**Рисунок 8. Зависимости прогнозируемого процента брака от параметров X11, X12**

Для оценки корректной работы спроектированных нейронных сетей использовалось тестирующее множество, состоящее из 100 примеров. Коэффициент детерминации результатов, полученных с помощью платформы Нейросимулятор 5 составил 68,4 %, спроектированных с использованием библиотек Keras – 61,5 %. Подобные результаты следует считать приемлемыми.

**Заключение.** Построены нейросетевые системы для прогнозирования результатов и выявления причин брака в промышленном производстве литейных стержней. Спроектированные нейросетевые модели учитывают 20 параметров регулирования которых позволяет снизить процент брака при реализации технологического процесса производства серийно выпускаемых изделий. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей прогнозируемого брака от изменения входных параметров. Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать условия изготовления бракованной продукции, с целью недопущения их в технологическом процессе.

Нейросетевая система, спроектированная средствами Нейросимулятор 5 показала результаты лучше, чем нейросетевые системы, разработанные средствами библиотеки Keras.

**Поддержка исследования.** Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 22–61–00096 (<https://rscf.ru/project/22-61-00096/>). Главным исполнителем гранта является Национальный исследовательский университет «МЭИ».

#### **Библиографический список**

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
2. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект. Элективный курс: учебное пособие. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. – 197 с.

3. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. М.: ИПРЖР, 2000. 416 с.
4. Тарасова Н.А., Лялин В.М., Пантюхин О.В. Управление качеством изделий массового производства с применением теории нейронных сетей. Тула: Известия ТулГУ. Технические науки. Вып.2, 2011. – С 342-347.
5. Вдовин Р.А. Формирование технологических основ изготовления рабочих лопаток турбины ГТД: монография. Самара: Издательство Самарского университета, 2021. – 209 с.
6. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014. <https://pypi.org/project/keras/>
7. Ясницкий Л.Н. Метод фиктивных канонических областей в механике сплошных сред. Москва, 1992.

## NEURAL NETWORK FORECASTING SYSTEM AND IDENTIFYING THE CAUSES OF MARRIAGE WHEN PRESSING GRAPHITE RODS

*Svetlov Vladimir N.*

Perm State National Research University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, lemckevn@mail.ru

The article describes the development of a neural network system for predicting the results and identifying the causes of defects in the industrial production of graphite rods. The system allows to identify with great accuracy the most significant parameters of the technological process used in the pressing of graphite rods, affecting the production of low-quality (defective) products.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, forecasting, industrial production, graphite rod.

УДК 519.254

## АНАЛИЗ ДАННЫХ И СОЗДАНИЕ СИСТЕМЫ МАШИННОГО ОБУ- ЧЕНИЯ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЦЕССА ВЫПЛАВКИ ВЫСОКО- ПРОЧНОЙ СТАЛИ

*Штейнле Денис Константинович*

*Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,

614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»

614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38

dkshsteinle@edu.hse.ru

В статье представлено описание подбора классических регрессионных моделей машинного обучения для предсказания ударной вязкости стали выплавляемой в мартеновской печи. Данные модели позволяют выявлять основные тенденции влияния независимых признаков на целевой и на основании знаний

этих закономерностей давать рекомендации по оптимизации технологического процесса.

**Ключевые слова:** процесс выплавки стали, химический состав, взаимозависимые процессы, прогнозирование механических свойств, параметры процесса выплавки, регрессионные модели.

**Введение.** Актуальность использования алгоритмов машинного обучения при выплавке высокопрочных сталей обуславливается возможностью снижения производственных затрат. Высокий процент брака при выплавке высокопрочных сталей, из-за растраты дорогостоящих легирующих элементов и электроэнергии, а также рекламационные издержки, вызванные низким качеством выплавляемого металла, отрицательно сказываются на стоимости стратегически важной продукции.

Большой набор разработанных на сегодняшний день алгоритмов машинного обучения вкупе с возможностью использования больших и при этом дешевых вычислительных мощностей позволяет исключить негативный человеческий фактор. Такая трансформация производства не требует закупки дополнительного дорогостоящего оборудования, высоких трудозатрат или привлечения дополнительных рабочих кадров.

Об эффективности применения подобного подхода говорят научные работы и статьи [1 – 6], освещающие удачный опыт применения алгоритмов машинного обучения в сталелитейной промышленности. При этом стоит отметить, что для схожих технологических процессов не существует универсального алгоритма, а описанных исследований использования машинного обучения для производства стали в мартеновских печах на реальных данных крайне мало.

Данная работа позволит в дальнейшем использовать обученные модели для корректировки химического состава сырьевого материала и технологических параметров, с целью снижения доли брака при выплавке металла на реально существующем производстве. Работа проведена на реальных данных одного из сталелитейных производств, по проведенным ранее выплавкам, собранным в датафрейм. Каждую выплавку характеризует 56 признаков, один из которых целевой.

Основной целью исследования является обеспечение возможности предсказания ударной вязкости выплавляемого в мартеновской печи металла с помощью моделей машинного обучения. Такие модели позволяют выявить основные закономерности процесса выплавки. Выявленные в результате моделирования знания, в свою очередь, позволяют дать рекомендации по улучшению качества выплавляемого металла.

**Подготовка данных и разведывательный анализ.** Первым этапом работы с данными послужила очистка данных от пропусков и выбросов. При обработке пропусков были отброшены наблюдения с неизвестными значениями целевого признака ударной вязкости, а также те строки, где не указаны значения более семи признаков. Остальные пропуски заполнялись центрированными величинами, в зависимости от типа распределения признака,

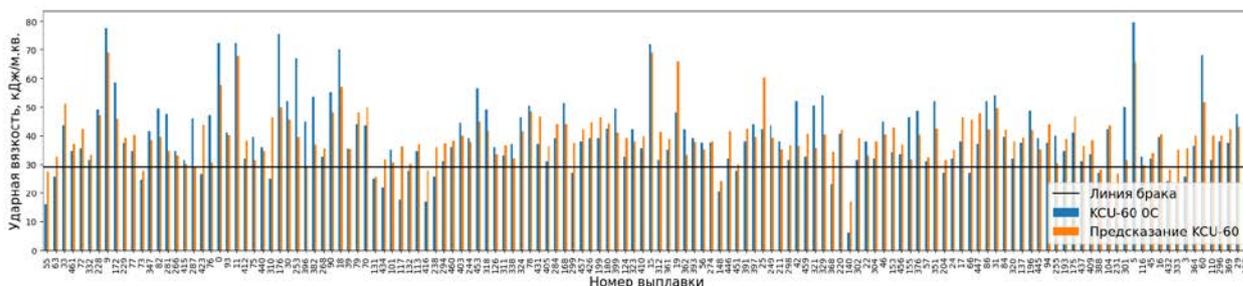
определенного по гистограмме. В нормальных распределениях пропуски заменялись средним арифметическим, в логнормальных – медианными значениями. Работа с выбросами заключалась в анализе диаграмм типа «ящик с усами» созданных для каждого из признаков. Выявленные аномалии заменялись на медиану.

После обработки пропусков и выбросов был проведен разведывательный анализ, включающий разделение данных на тренировочную и тестовую выборки в соотношении семь к трем, нормализацию данных и замену категориальных признаков на вновь спроектированные дискретные характеристики. Для исключения признаков снижающих качество моделей был применен метод «RFE» с рекурсивной оценкой полезности факторов для предсказания целевой переменной алгоритмом линейной регрессии. Данный метод шаг за шагом исключает по одному признаку с наименьшим весом в обученной модели. По итогу подготовки и разведывательного анализа данных было отобрано двадцать восемь независимых признаков. Данные были разбиты на два датафрейма: тренировочный объемом 326 строк и тестовый объемом 140 строк.

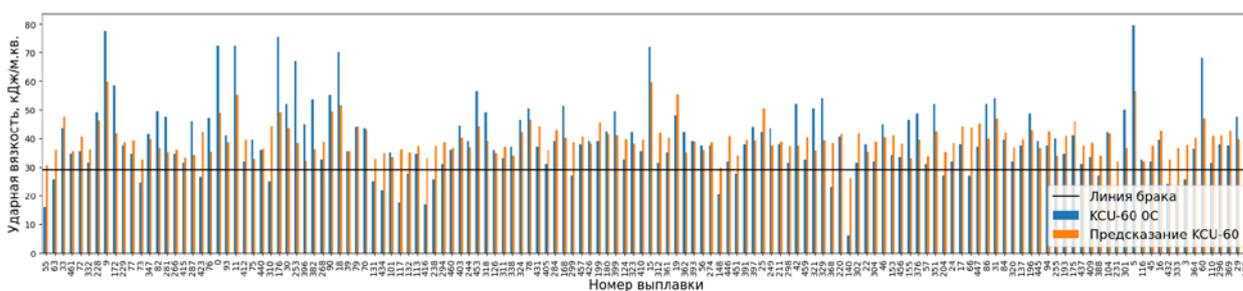
#### **Проектирование, обучение и тестирование регрессионных моделей.**

После проведения разведывательного анализа на тренировочной выборке было обучено десять моделей среди которых были линейная регрессия, kNN, дерево решений, комитет для регрессии, бэггинг, лес решений, стекинг, градиентный бустинг и адаптивный бустинг. Качество обученных моделей оценивалось по четырем метрикам: MAE, RMSE, MAPE и  $R^2$ . Расчет метрик проводился как на тестовой, так и на тренировочной выборках. Все посчитанные метрики были собраны в отдельный датафрейм для сравнения. Наилучшими по уровню метрик были признаны модель стекинга объединяющая два разных алгоритма градиентного бустинга и линейный регрессор со стохастическим спуском (далее модель 1) со значением  $R^2=0,496$  и модель градиентного бустинга CatBoost (далее модель 2) со значением  $R^2=0,514$ .

Для двух лучших моделей по тестовой выборке были составлены столбчатые диаграммы (Рисунки 1, 2), отражающие реальные и предсказанные значения ударной вязкости.



**Рисунок 1. Предсказанные и тестовые значения, модель 1**



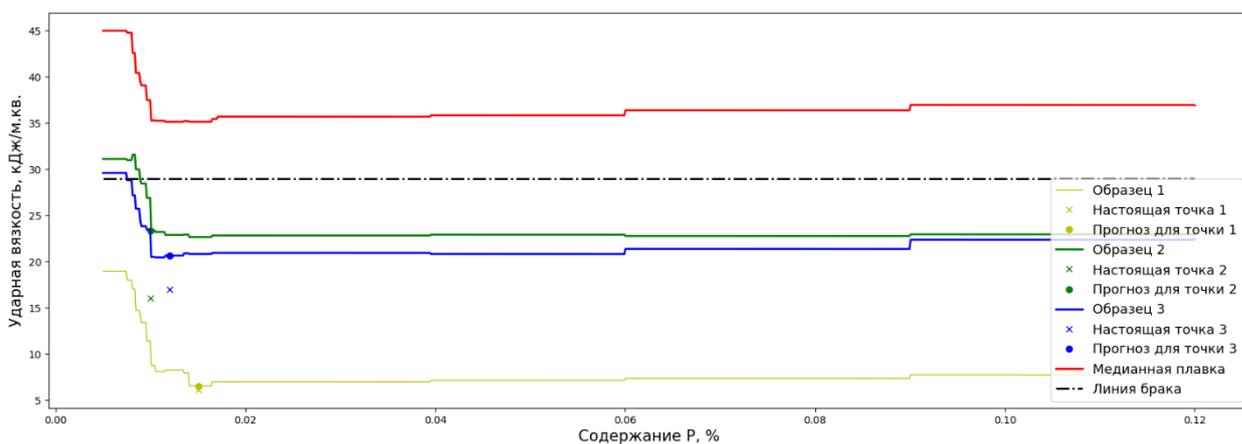
**Рисунок 2. Предсказанные и тестовые значения, модель 2**

Оценка данных диаграмм показала, что обе модели при предсказании значительно завышают самые низкие значения целевого признака. Для корректировки моделей было проведено повторное обучение с увеличением весов значений целевого признака равным менее восемнадцати единиц. После этого была проведена повторная проверка метрик. Снижение коэффициента детерминации  $R^2$  для тестовой выборки составило 0,05 для модели 1 и 0,03 для модели 2. Признаков переобучения моделей не появилось.

**Исследование предметной области.** Из тестовой выборки были отобраны три наблюдения с самыми низкими показателями ударной вязкости, а также создано одно новое наблюдение, где все значения равны медианным по каждому из признаков. Для четырех указанных выплавки на рисунках 3 – 6 методом замораживания входных параметров [1] построены две группы графиков по скорректированным моделям 1 и 2. Каждый график соответствует определенному признаку и отображает зависимость целевой переменной от значения представленного фактора согласно тенденциям, выявленным при обучении модели. Значения факторов изменяются в отрезке между минимальным и максимальным значением в тестовой выборке. Ещё на графиках отображена линия брака на уровне 29 кДж/м.кв. для понимания того, какие значения признака, согласно модели, выводят выплавку в категорию годных. Здесь же нанесены реальные значения целевого признака для каждой из бракованных плавок, а также маркеры предсказанных в данных точек значений.

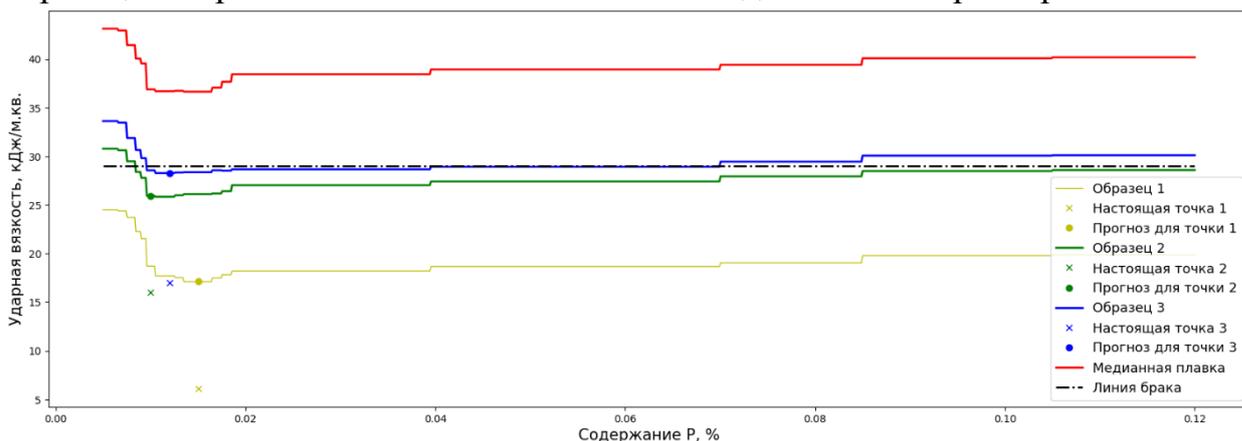
Анализ данных графиков позволил выявить основные тенденции изменения ударной вязкости при изменении значений признаков, которые, как видно из рисунков, на качественном уровне совпали для медианной и бракованных выплавки. Исходя из оценки графиков отобраны два контролируемых признака с наиболее сильным влиянием на целевой признак для обеих моделей.

Согласно модели 1 зависимость ударной вязкости от содержания фосфора (Рисунок 3) является обратной для всех четырех образцов. Увеличение содержания фосфора с 0.007% до 0.011% приводит к снижению целевого признака на 16 кДж/м.кв. для образца 1, на 8 кДж/м.кв. для образца 2 и на 9 кДж/м.кв. для образца 3. Далее появляется слабая прямая зависимость целевого признака от содержания фосфора.



**Рисунок 3. Влияние содержания фосфора, модель 1**

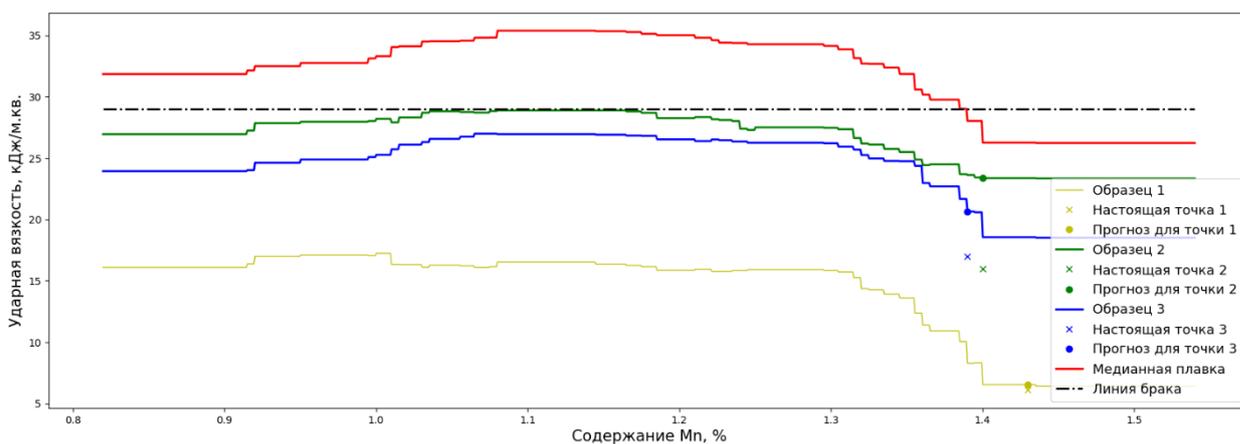
Зависимость ударной вязкости от содержания фосфора (Рисунок 4), согласно модели 2, до отметки содержания элемента примерно в 0.01% резко отрицательная для всех четырёх образцов. Около этой отметки показатель ударной вязкости для образцов 2 и 3 опускается ниже линии брака. После этого знак зависимости меняется на положительное и дальнейшее увеличение доли фосфора ведет к плавному улучшению качества стали. При этом образец номер 3 на отметке 0.07 % вновь выходит из категории брака.



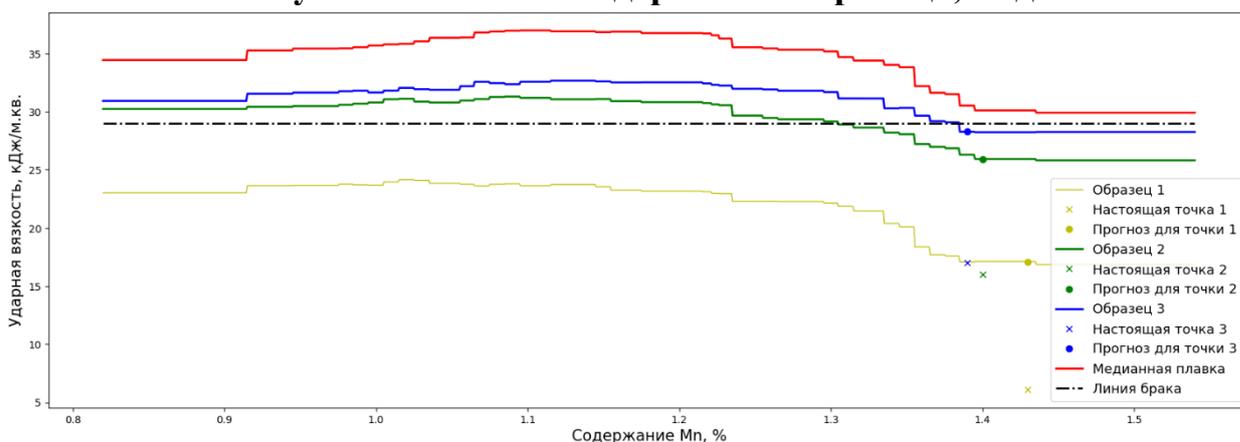
**Рисунок 4. Влияние содержания фосфора, модель 2**

Согласно модели 1, увеличение содержания марганца до 1% повышают ударную вязкость до максимально возможной для наблюдения с наименьшим целевым показателем (образец 1). Для медианного наблюдения, а также образцов 2 и 3 улучшение целевого признака до максимума происходит при увеличении доли марганца до 1,1%. После достижения пика ударная вязкость для всех четырех образцов начинает слабую стагнацию до 1,3% по марганцу. Далее происходит резкое снижение целевого признака.

Зависимость ударной вязкости в процессе увеличения значения содержания марганца, согласно модели 2, меняет знак на всех четырёх образцах (Рисунок 6). Качество стали улучшается при увеличении содержания элемента до 1,15 %. Дальнейшее увеличение содержания марганца до 1,39 % приводит к снижению качества стали. По достижению данной отметки ударная вязкость пропадает. Образец 2 до уровня содержания марганца 1,3 % находится выше линии брака, образец 3 переходит в категорию брака при увеличении содержания легирующего элемента до 1,38 %.



**Рисунок 5. Влияние содержания марганца, модель 1**



**Рисунок 6. Влияние содержания марганца, модель 2**

**Практические рекомендации и заключение.** В процессе выполнения исследовательской работы была произведена подготовка данных, представляющих собой таблицу с параметрами выплавки металла. На отобранных признаках было обучено десять моделей регрессии, из которых были отобраны две наиболее точных.

В тестовую выборку было добавлено одно искусственно созданное наблюдение. Данное наблюдение было спроектировано посредством установки медианных значений по выборке для каждого из признаков.

Для двух откорректированных моделей были составлены графики по трем выплавкам с наименьшим значением целевого признака. Сюда же для сравнения результатов была добавлена спроектированная выплавка, общие тенденции графиков которой совпали с тенденциями графиков реальных выплавки. На основании анализа полученных графиков зависимостей ударной вязкости выплавляемого металла от его химического состава, предлагается выдержать содержание фосфора в интервале не более 0,005%, а содержание марганца не более 1%. Данные показатели были подставлены в наблюдение с наименьшим целевым признаком (образец 1). Согласно модели 1 ударная вязкость для данного образца, с исправленными значениями, равна 29 кДж/м.кв., а для модели 2 - 30,24 кДж/м.кв., при норме 29 кДж/м.кв. Таким образом, рекомендацией для получения годной выплавки из самой низкокачественной, является изменение двух указанных параметров технологического процесса.

**Поддержка исследования.** Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 22–61–00096 (<https://rscf.ru/project/22-61-00096/>). Главным исполнителем гранта является Национальный исследовательский университет «МЭИ».

### **Библиографический список**

1. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы: М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
2. Мезенцев А.С., Ясницкий Л.Н. Нейросетевая модель для определения регламентных параметров технологического процесса переработки рудного сырья // Прикладная информатика. 2022.Т. 17. № 6. С. 56–67. DOI: 10.37791/2687-0649-2022-17-6-56-67
3. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М., Голдобин М.А., Неверов А.Р. Нейросетевые модели влияния химического состава рудного сырья и параметров плавильных процессов на свойства изделий // Прикладная информатика. 2023. Т. 18. № 6. С. 99-109. DOI: 10.37791/2687-0649-2023-18-6-99-109.
4. Ясницкий Л.Н., Голдобин М.А. Нейросетевое прогнозирование дефектов  
1. производства металлургической продукции // Прикладная информатика. 2024. Т. 19. № 1. С. 109–120. DOI: 10.37791/2687-0649-2024-19-1-109-120.
5. Ghalati MK, Zhang J, ElFallah GMAM, Nenchev B, Dong H. Toward learning steelmaking—a review on machine learning for basic oxygen furnace process. MGEAdvances. 2023;1(1): e6. <https://doi.org/10.1002/mgea.6>.
6. Сафронов А.А., Ронков Л.В., Сукочев А.Ю., Лоскутов А.С., Московской К.А., Лунев А.А. Применение цифровых технологий при выплавке и внепечной обработке стали: доклад. [Электронный ресурс]. Режим доступа:[https://www.academia.edu/42995101/Применение\\_цифровых\\_технологии\\_при\\_выплавке\\_стали\\_ред](https://www.academia.edu/42995101/Применение_цифровых_технологии_при_выплавке_стали_ред).
7. Глустенко С.Ф., Бибииков А. М., Журавель Л. В., Коптев А. А. Прогнозирование свойств конструкционных материалов и выбор оптимальных технологий их производства//Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. 2009. №3(19) С. 178–183.
8. Ямшинский М. М., Федоров Г. Е. Литейные и механические свойства жаростойких сталей//Литье и металлургия. 2015. №2. С. 17-23.

## **DATA ANALYSIS AND CREATION OF A MACHINE LEARNING SYSTEM TO OPTIMIZE THE HIGH-STRENGTH STEEL PRODUCTION PROCESS**

*Denis K. Shteinle*

Perm State National Research University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

HSE University

Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070

[dkshteinle@edu.hse.ru](mailto:dkshteinle@edu.hse.ru)

The relevance of using machine-learning algorithms in the smelting of high-strength steels is due to the possibility of reducing production costs. The set of machine learning methods available today allows you to select and train a predictive algorithm that allows you to assess the quality of smelting in advance. The article describes the training and selection of machine learning models to predict the impact toughness of high-strength steel smelted in an open-hearth furnace. The data were taken from real production. For the selected StackingRegressor and CatBoost algorithms, graphs of the impact toughness

dependencies on each of the independent features were constructed. For the observation describing the lowest quality smelting, it was proposed to maintain the phosphorus content at 0.005% percent, and the manganese content at 1%. These recommendations, according to both selected algorithms, raise the impact toughness index to an acceptable level.

**Keywords:** steelmaking process, chemical composition, interdependent processes, prediction of mechanical properties, smelting process parameters, regression models.

УДК 004.93

## РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО СРЕДСТВА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ЗАДАНЫХ ОБЪЕКТОВ

*Кулик Сергей Дмитриевич, Ахметов Азат Фаридович,  
Зинченко Александр Павлович*

Национальный исследовательский ядерный университет НИЯУ МИ-  
ФИ, 115409, Россия, г. Москва, Каширское шоссе, 31  
[zap-02@mail.ru](mailto:zap-02@mail.ru), [sedmik@mail.ru](mailto:sedmik@mail.ru), [azat.akhmetov.1998@bk.ru](mailto:azat.akhmetov.1998@bk.ru)

В статье представлено описание разработки программного средства для распознавания заданных объектов — БПЛА. Система содержит четыре алгоритма компьютерного зрения, которые могут быть использованы по отдельности в зависимости от окружающих условий, а именно — положения камеры, статичности изображения и погодных условий.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, компьютерное зрение, распознавание объектов, сравнение моделей компьютерного зрения, нейрокомпьютерный интерфейс.

**Введение.** Компьютерное зрение является одной из самых прогрессивных и быстро развивающихся областей. По данным Grand View Research, размер мирового рынка компьютерного зрения в 2020 году оценивался в 11,32 миллиарда долларов, и ожидается, что совокупный годовой темп роста составит 7,3 % в период с 2021 по 2028 год. Вариантов использования компьютерного зрения с поддержкой ИИ почти бесчисленное множество. Наиболее популярными из которых являются потребительские дроны, а также автономные и полуавтономные транспортные средства. Кроме того, благодаря недавнему прогрессу в компьютерном зрении, ИИ теперь необходим в различных отраслях, таких как образование, здравоохранение, робототехника, бытовая электроника, розничная торговля, производство, и более.

Распознавание заданных объектов (беспилотных летательных аппаратов (БПЛА)) является одной из актуальных и важных для изучения тем в настоящее время. Язык Python [1] может быть использован для этого. Системы, использующие нейросетевые подходы в компьютерном зрении обеспечивают автоматизацию процесса охраны стратегически важных предприятий.

Данная работа поможет эффективно решать задачи нежелательного проникновения на охраняемые объекты и вести учёт попыток вторжения на территории предприятия, использующего систему компьютерного зрения.

Сбор данных происходил на открытых источниках и аугментации открытых наборов данных [2]. Основная цель работы — сравнение результатов работы четырёх алгоритмов компьютерного зрения в зависимости от начальных условий окружающей среды. Конечный результат — программное средство, способное в реальном времени отслеживать заданные объекты в пространстве.

**Постановка задачи и формирование DataSet.** Для разработки программного средства были выбраны четыре алгоритма компьютерного зрения:

1. YOLOv8.
2. Faster R-CNN.
3. Алгоритм Виолы-Джонса.
4. Алгоритм статичной камеры.

Алгоритмы 1 и 2 были обучены с помощью доступных наборов данных с использованием аугментации — простые геометрические преобразования: поворот изображения и симметрия.

Алгоритм 3 является алгоритмом классификации и использует каскады Хаара. Обучение классификатора происходило на открытом наборе данных.

Алгоритм 4 использует условия окружающей среды, а именно — камера должна находиться в неподвижном состоянии. Алгоритм не предполагает обучения и полностью детерминирован [3].

**Разработка и тестирование программного средства (ПС).** В качестве показателя эффективности распознавания была выбрана метрика IoU (Intersection Over Union) [4]. Данная метрика используется чтобы определить верна ли предсказанная область — содержит ли она специальный объект. Площадь пересечения предсказанного бокса с gt боксом делится на площадь их объединения.

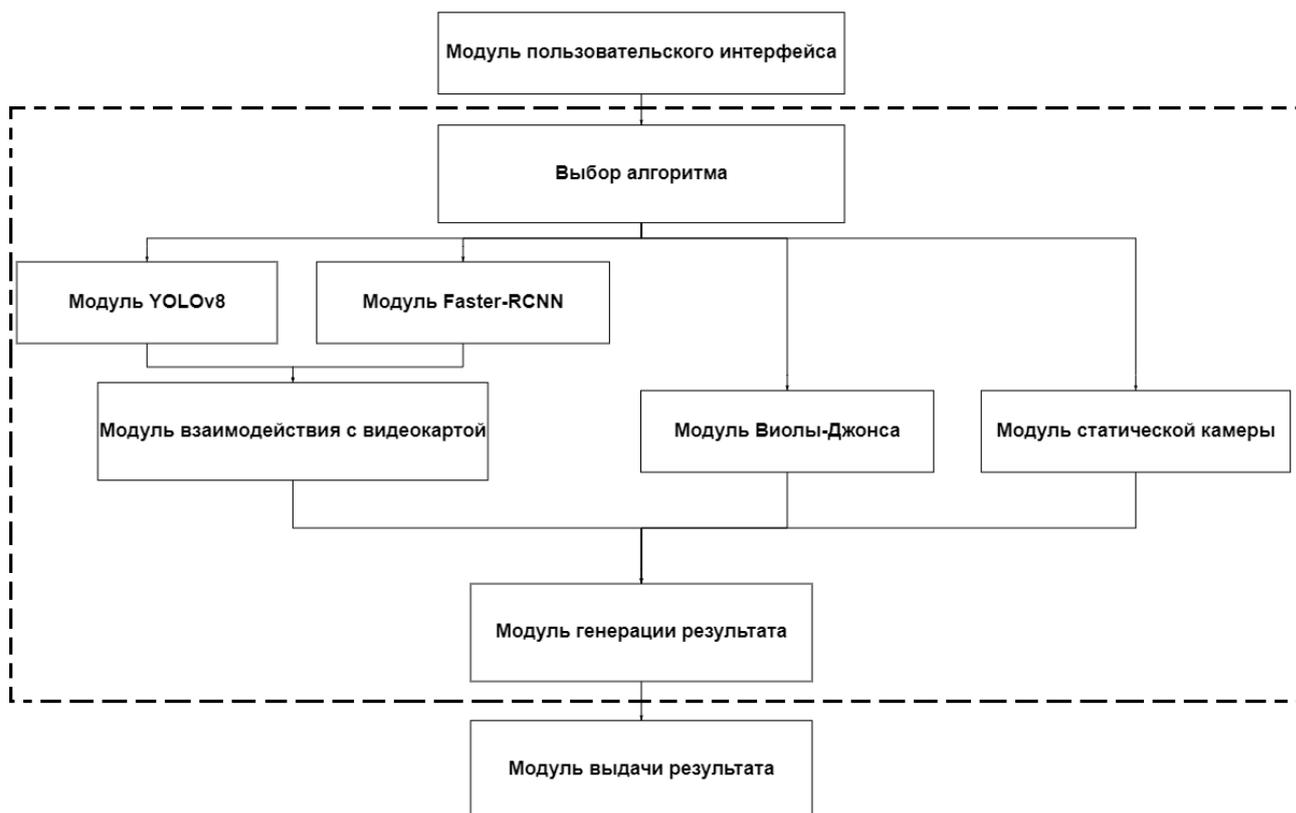
Предсказание считается TP (Truepositive), если IoU больше или равно заданного порога, а иначе полагается FP (Falsepositive).

Опираясь на работы [5, 6, 7, 8] была выполнена разработка требуемого ПС. Структурная схема программного средства представлена на рис. 1.

На рис. 2 представлен пример работы программного средства с выбранным алгоритмом YOLOv8.

На левой части рис. 2 видно, как детектируется первый БПЛА. На средней части рис. 2 видно, как детектируется БПЛА на заднем плане. Далее первый БПЛА взлетает с земли на некоторую высоту, на правой части рис. 2 видно, как детектируется первый БПЛА, находясь примерно на 100 метров. Тестирование осложнено фактом отсутствия съёмки БПЛА (дронов) в хорошем качестве.

В табл. 1 представлены результаты тестирования программного средства. Тестовая выборка формировалась [5] из полного набора данных в соотношении 70 к 30.



**Рисунок 1. Структурная схема работы программного средства**



**Рисунок 2. Пример работы программного средства (YOLOv8)**

**Таблица 1. Результаты тестирования ПС**

Архитектура нейронной сети	Особенности применяемых архитектур	Входные данные	IoU
YOLOv8	1.Применяется базовая сеть Darknet-53, которая показывает высокую точность детектирования, при этом имея меньшее количество операций над изображениями, чем ResNet.Также данная сеть имеет удвоенную скорость при одинаковой производительности с ResNet.	Набор данных с Kaggle(2500 изображений БПЛА)	<b>91,1%</b>

	2.Используются дополнительные ограничительные рамки, которые игнорируют другие объекты, не попадающие в выбранный порог(используется значение 0,7)		
Faster-RCNN	Усовершенствование существующей архитектуры, объединяя различные уровни методов для повышения точности детектирования: 1) <i>featurefusion, transferlearning</i> — для детектирования как крупных, так и мелких объектов; 2) <i>hardnegativemining</i> —для увеличения показателей точности моделей	Набор данных с Kaggle(2500 изображений БПЛА)	78,8%
Алгоритм Виолы-Джонса	Использование специфических признаков для выделения регионов, в которых могут находиться интересующие нас объекты	Набор данных с Kaggle(2500 изображений БПЛА)	46,4%
Алгоритм статичной камеры	Данный алгоритм использует возможности окружения, а именно — статичность камеры и, как следствие, возможность генерации «фона», относительно которого двигаются объекты. Данный алгоритм является экспериментальной разработкой и нуждается в оптимизации и доработке	<b>Видеоряд со съемкой БПЛА из открытого источника</b>	40,0%

Применяя полученный опыт и опираясь также на [9, 10] был успешно разработан нейрокомпьютерный интерфейс в виде ПС и устройства как средство сбора и хранения данных этого интерфейса на основе TGAM1, Arduino UNO и сухих электродов. ПС позволяет [9] сохранять и визуализировать сигналы в режиме реального времени, так как это важно для эффективного анализа полученных экспериментальных данных.

**Заключение.** Предложена структура программного средства, описаны её составные части. Рассмотрена работа программного средства. Разработаны необходимые алгоритмы для программного средства.

Выполнена проверка работы программного средства на тестовом наборе данных, которая показала его работоспособность, т.е. возможность выполнять поставленные перед ним задачи.

Таким образом, была успешно выполнена требуемая разработка программного средства, решающего такие задачи компьютерного зрения, как детекция, сегментация, трекинг и распознавание объектов на изображении и в видео потоке.

Проведена оценка эффективности разработанного ПС. Достигнутые показатели: наибольшее значение показателя IoU имеет реализованный алгоритм YOLOv8 — 91,1 %.

Полученный опыт был успешно применен для разработки нейрокомпьютерного интерфейса.

В дальнейшем возможно усовершенствование реализованного программного средства, например, добавление расширенного функционала, работа над дизайном программного средства.

## Библиографический список

1. Саммерфилд М. Программирование на Python 3. Подробное руководство. — М.: Литрес, 2009. — 607 с.
2. Kaggle. Система организации конкурсов по исследованию данных, а также социальная сеть специалистов по обработке данных и машинному обучению [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaggle.com> (дата обращения 12.05.2024)
3. Ахметов А.Ф. Разработка программного средства для генерирования изображений с использованием генеративных нейронных сетей /Отчет о НИР (рукопись) руков.: Кулик С.Д. — М.: НИЯУ МИФИ, 2024. — 33 с.
4. Солям Я.Э. Программирование компьютерного зрения на языке Python. — М.: ДМК Пресс, 2016. — 312 с.
5. Клетте Р. Компьютерное зрение. Теория и алгоритмы. — М.: ДМК Пресс, 2014. — 325 с.
6. Любанович Б. Простой Python. Современный стиль программирования. 2-е изд. — СПб.: Издательский дом «Питер» 2021. — 592 с.
7. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: ДМК Пресс, 2005. — 231 с.
8. Чорбаа Н.А., Ле Ань Ту, Толстой И.М. Сравнительный анализ методов детектирования объектов на радиолокационных изображениях при помощи нейронных сетей // Научный результат. Информационные технологии. 2020. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-metodov-detektirovaniya-obektov-na-radiolokatsionnyh-izobrazheniyah-pri-pomoschi-neyronnyh-setey> (дата обращения: 21.12.2023).
9. Зинченко А.П. Разработка прототипа программного средства для сбора и хранения данных специального нейрокомпьютерного интерфейса на основе TGAM1, ArduinoUNO и сухих электродов /Отчет о НИР (рукопись) руков.: Кулик С.Д. — М.: НИЯУ МИФИ, 2024. — 30 с.
10. Применение нейрокомпьютерных интерфейсов для реабилитации и улучшения условий жизни пациентов с нарушениями моторных функций нервной системы Цулейскири Е.Г. [сайт] // URL: <https://interagro.donstu.com/wp-content/uploads/2022/12/203-206.pdf> (Дата обращения 20.04.2024).

## DEVELOPMENT OF A SOFTWARE TOOL FOR RECOGNIZING SPECIAL OBJECTS

*Kulik Sergey Dmitrievich, AkhmetovAzatFaridovich, ZinchenkoAlexandr Pavlovich*  
National Research Nuclear University MEPhI, 31 Kashirskoye Highway,  
Moscow, Russia, 115409  
[sedmik@mail.ru](mailto:sedmik@mail.ru), [azat.akhmetov.1998@bk.ru](mailto:azat.akhmetov.1998@bk.ru), [zap-02@mail.ru](mailto:zap-02@mail.ru)

The article describes the development of a software tool for the recognition of special objects — UAVs. The system contains four computer vision algorithms that can be used separately depending on the surrounding conditions, namely, camera position, static image and weather conditions. The software tool allows you to accurately determine the presence of special objects in the frame. In real time, using a software tool, the task of not only recognizing, but also tracking a special object can be solved. The result of this work is a comparison of base-model and data-driven algorithms.

**Keywords:** neural network technologies, computer vision, object recognition, comparison of computer vision models, neurocomputer interface.

## **РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРЕДИКТИВНОМ ОБСЛУЖИВАНИИ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРОИЗВОДСТВА: ИССЛЕДОВАНИЕ НА ПРИМЕРЕ РЕДУКТОРОВ ВЕТРОУСТАНОВОК**

*Аль Уатик Хассан Саидович*

ФГБОУ ВО «Алтайский государственный технический университет»  
656038, Россия, г. Барнаул, пр. Ленина, 46  
alh@dr.com

*Пронин Сергей Петрович*

ФГБОУ ВО «Алтайский государственный технический университет»  
656038, Россия, г. Барнаул, пр. Ленина, 46  
spronin@mail.ru

В статье представлено описание системы предиктивного обслуживания редукторов ветроустановок с применением ИИ. Система использует алгоритмы машинного обучения и данные IoT, что позволяет сократить время простоя и оптимизировать графики обслуживания.

**Ключевые слова:** Искусственный интеллект, предиктивное обслуживание, редукторы, ветроэнергетика, машинное обучение, случайный лес, Интернет вещей, промышленное производство, граничные вычисления.

**Введение.** Искусственный интеллект приобретает всё большее значение в различных отраслях, от автоматизации процессов до оптимизации принятия решений в бизнесе и экономике. В промышленном производстве ИИ оказывается особенно ценным в предиктивном обслуживании, где он помогает предотвращать отказ оборудования и продлевать срок службы машин.

В данной статье рассматривается роль ИИ в предиктивном обслуживании ветроэнергетических установок, критического компонента сектора возобновляемой энергии. Ветроэнергетические установки, особенно их редукторы, подвержены эксплуатационным сбоям, которые могут приводить к дорогостоящим простоям и расходам на обслуживание. Интегрируя технологии ИИ, такие как машинное обучение и устройства IoT, можно разработать системы предиктивного обслуживания, повышающие операционную эффективность и устойчивость в промышленном производстве.

**ИИ в промышленном производстве: предиктивное обслуживание.**

Предиктивное обслуживание — это подход, основанный на ИИ, который позволяет в реальном времени отслеживать состояние машин и предсказывать возможные отказы до их возникновения. Это достигается путём анализа больших данных, собираемых датчиками, и использования моделей машинного обучения для выявления закономерностей, связанных с деградацией оборудования.

В контексте ветроэнергетических установок редуктор является критическим компонентом, подверженным износу. Традиционные методы обслуживания часто опираются на реактивные стратегии, которые решают про-

блемы только после возникновения отказа, что ведёт к дорогостоящим простоям. Предиктивное обслуживание на основе ИИ, напротив, помогает компаниям переходить к проактивному подходу, минимизируя прерывания в производстве.

### **Модели машинного обучения для предиктивного обслуживания.**

Модели машинного обучения играют ключевую роль в анализе данных с датчиков ветроэнергетических установок. В данном исследовании использовался классификатор случайного леса для предсказания неисправностей редуктора на основе анализа вибрационных данных, собранных с датчиков турбин. Модель была обучена на синтетических данных, имитирующих различные условия отказов, такие как нормальная работа, трещины в шестернях и поломки зубьев.

Алгоритм случайного леса строит несколько деревьев решений на этапе обучения. Прогноз леса выражается следующим образом:

$$\hat{y} = \frac{1}{N_T} \sum_{i=1}^{N_T} T_i(X)$$

где  $\hat{y}$  — это прогнозируемый результат,  $X$  — это матрица входных признаков,  $N_T$  — количество деревьев, а  $T_i(X)$  — прогноз  $i$ -го дерева решений [1]. Агрегация этих прогнозов помогает повысить точность и уменьшить переобучение.

Для повышения производительности модели была проведена настройка гиперпараметров, оптимизируя ключевые параметры, такие как количество оценщиков, глубина деревьев и минимальное количество образцов для разбиения. Окончательная модель показала высокую точность в различении нормальных и неисправных состояний редуктора.

**Интеграция IoT для мониторинга в реальном времени.** Одной из ключевых проблем в предиктивном обслуживании является обработка данных в реальном времени. Устройства IoT, установленные на ветроэнергетических установках, непрерывно собирают данные с датчиков, которые затем обрабатываются с помощью моделей ИИ для предоставления прогнозов неисправностей в реальном времени. Были интегрированы решения на основе граничных вычислений, чтобы уменьшить задержки, обеспечивая мониторинг и принятие решений в реальном времени без необходимости отправки всех данных на централизованные серверы.

Эта интеграция не только сокращает время обработки данных, но и обеспечивает своевременное оповещение команд технического обслуживания, что позволяет им вмешиваться до того, как мелкие проблемы перерастут в серьёзные неисправности. Платформа на основе IoT демонстрирует практическое применение ИИ в повышении операционной эффективности промышленных систем[2].

Время, необходимое для анализа в реальном времени,  $T_r$ , минимизируется благодаря граничным вычислениям. Оно может быть выражено как:

$$T_r = T_{data} + T_{processing} + T_{communication}$$

где  $T_{data}$  — это время, затраченное на сбор данных,  $T_{processing}$  — время обработки данных на границе, и  $T_{communication}$  — время передачи соответствующих результатов. Уменьшая  $T_{communication}$ , общее время для действий в реальном времени значительно сокращается.

**Экономические и операционные преимущества.** Внедрение систем предиктивного обслуживания на основе ИИ на ветроэнергетических станциях приносит значительные экономические и операционные преимущества:

- Сокращение простоя: Предсказывая возможные отказ редуктора заранее, система минимизирует незапланированные простои, обеспечивая непрерывное производство энергии.
- Экономия затрат: Проактивное обслуживание сокращает потребность в аварийных ремонтах и оптимизирует графики обслуживания, что ведёт к снижению эксплуатационных расходов.
- Продление срока службы оборудования: Предиктивные модели помогают выявлять износ до того, как он приведёт к серьёзным повреждениям, что продлевает срок службы компонентов турбин.
- Повышение энергоэффективности: Турбины, работающие с меньшими перебоями, максимизируют производство энергии, способствуя более устойчивой и прибыльной работе.

Эти преимущества показывают, как ИИ может революционизировать промышленное производство, делая его более предсказуемым, эффективным и экономичным.

**Будущие перспективы и вызовы.** Несмотря на перспективное применение ИИ в предиктивном обслуживании, остаются некоторые проблемы. Одна из ключевых задач — это необходимость обширных реальных данных для валидации моделей, разработанных на основе синтетических данных. Кроме того, интеграция ИИ с устаревшими системами в производственных средах может быть сложной и дорогостоящей.

Будущие исследования должны сосредоточиться на совершенствовании моделей машинного обучения за счёт использования более продвинутых алгоритмов, таких как глубокое обучение, для повышения точности прогнозов неисправностей. Также следует продолжить изучение экономического и экологического влияния систем обслуживания на основе ИИ для количественной оценки их долгосрочных преимуществ [3].

**Заключение.** Роль ИИ в промышленном производстве, особенно в предиктивном обслуживании, является преобразующей. Это исследование демонстрирует, как ИИ может эффективно использоваться для предсказания неисправностей редукторов ветроэнергетических установок, сокращая время простоя, оптимизируя затраты и увеличивая операционную эффективность. По мере того, как технологии ИИ продолжают развиваться, их применение в промышленных условиях станет ещё более распространённым, способствуя улучшению как производительности, так и устойчивости.

### Библиографический список

25. Breiman, L. Random forests // Machine Learning. 2001. Vol. 45, No. 1. Pp. 5–32. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
26. Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., Palaniswami, M. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions // Future Generation Computer Systems. 2013. Vol. 29, No. 7. Pp. 1645–1660. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010>.
27. Phillips, A.W., Rogers, J.D. Machine learning for wind turbine condition monitoring: A review // Renewable Energy. 2020. Vol. 145. Pp. 640–653. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.10.047>.

## THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PREDICTIVE MAINTENANCE FOR INDUSTRIAL PRODUCTION: A STUDY ON WIND TURBINE GEARBOXES

*Hassan S. Al Ouatiq*

Altai State Technical University,  
Lenin Ave., 46, Barnaul, Russia, 656038

[alh@dr.com](mailto:alh@dr.com)

*Pronin Sergey Petrovich*

Altai State Technical University,  
Lenin Ave., 46, Barnaul, Russia, 656038

[sppronin@mail.ru](mailto:sppronin@mail.ru)

The project focuses on the development and implementation of a predictive maintenance system for wind turbine gearboxes using artificial intelligence (AI). By integrating machine learning algorithms, specifically the random forest classifier, and real-time data from Internet of Things (IoT) devices, the system predicts potential failures in critical components of wind turbines. This allows for proactive maintenance, reducing unplanned downtime and optimizing operational efficiency. The AI-based solution enhances the reliability of wind energy production, demonstrating significant economic and operational benefits in industrial environments by minimizing repair costs, extending equipment life, and improving overall energy efficiency.

**Keywords:** artificial intelligence, predictive maintenance, gearboxes, wind energy, machine learning, random forest, Internet of Things, industrial production, edge computing.

## ПОСТРОЕНИЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ НА БАЗЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В УСЛОВИЯХ СЕРИЙНОГО ПРОИЗВОДСТВА

*Ясницкий Виталий Леонидович*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет  
614990, Россия, г. Пермь, Комсомольский проспект, 29  
yasnitskiy@mail.ru

*Мезенцев Алексей Сергеевич*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет  
614990, Россия, г. Пермь, Комсомольский проспект, 29  
mezentsevas@mail.ru

В статье представлено описание разработки рекомендательной системы, целью применения которой в серийном производстве является оптимизации производственных процессов, решение задачи прогнозирования качества, определения значимости технологических параметров, влияющих на образование брака.

**Ключевые слова:** архитектура программных средств, обработка данных, рекомендательные системы, мониторинг технологического оборудования, искусственный интеллект, нейросетевая модель, прогнозирование брака

**Введение.** Целью применения в серийном производстве рекомендательных систем на базе технологии машинного обучения является решение задачи прогнозирования качества выходных изделий. Задача является актуальной, поскольку подбор оптимального сочетания производственных параметров представляет собой сложную задачу для технолога, а в случае возникновения брака удлиняется производственный цикл. Задача решается с помощью создания рекомендательной системы на основе компьютерного моделирования и встраивания системы в производственный процесс предприятия.

**Выбор архитектуры нейронной сети и процесс обучения.** Обучение искусственной нейронной сети произведено с помощью инструментального средства «Нейросимулятор»-5.0» [1, 2, 3, 4]. Данный сервис позволяет создать логическое ядро системы, в основе которого лежит нейронная сеть. Выбор типа нейронной сети происходит на этапе обучения. Датасет для обучения представляет собой множество примеров изготовления изделий, включающего входные параметры модели (параметры технологического процесса, всего более 60) и выходные параметры модели (результаты контроля качества изготавливаемых изделий). Для генерации гиперповерхности нейронной сети используется алгоритм упругого обратного распространения ошибки (*Resilientbackpropagation*).

**Выбор метрик оценки.** При выборе метрик оценки разработчики руководствовались бизнес-логикой: разрабатываемый сервис решает задачу ре-

сурсоемкого производства, что обусловлено большой стоимостью ошибки за счет высокой себестоимости каждой детали. Поэтому логично предположить, что метрика *Recall* имеет больший вес: показывает, сколько объектов среди тех, которые были идентифицированы признаком «брак», действительно таковыми являлись. Следующим шагом необходимо откалибровать соотношение порога принятия решений с метриками *Precision* и *Recall*. Как правило, в процессе обучения модели происходит одновременный рост обеих метрик. В случае, если выставить низкий порог, модель будет пропускать лишние образцы, которым модель дала достаточно баллов для прохода через порог, но также будет попадать больше образцов нужного класса, при которых модель сомневалась. Для добавления предпочтения между *Precision* и *Recall* выполняется балансировка с помощью *F*-меры [5].

Также в условиях производства аналитики данных периодически сталкиваются с ситуацией дисбаланса классов первичной выборки: в этом случае сложно понять, что вероятность, которую предсказывает модель, соответствует реальному распределению классов, поскольку используемые нейронные сети являются неоткалиброванными. Для решения задачи калибровки используются параметрическая калибровка Платта [6].

**Работа с данными.** В условиях производства часто приходится сталкиваться с высоким зашумлением исходных данных, заключающийся в большом количестве выбросов и противоречий статистической информации. Выбросы (отклонения) часто связаны как с человеческим фактором, так и неконсистентностью данных, полученных из разных источников (различных баз данных, сигналов датчиков и т.д.). Для работы с выбросами в случае высокого зашумления исходных данных часто используется подход визуализации с помощью диаграммы размаха (*Boxplot*). Однако, специфика прикладной области потребовала более гибкий подход предварительной обработки данных, для чего использован *ML*-фильтр, в основе которого лежит отдельная нейронная сеть: двухслойный персептрон с сигмоидными активационными функциями, что также позволило работать с нелинейностью данных.

**Оценка значимости.** Для оценки значимости входных параметров реализован алгоритм, в основе которого лежит гипотеза о том, что в случае исключения параметра из обучающего множества погрешность обучения (валидации, тестирования) будет тем выше, чем выше значимость входного параметра, за которым был закреплен удаленный нейрон.

**Прогнозирование.** Генерация сценариев технологического процесса используется в случае модернизации производства. Так для нейронной сети фиксируется один из входных параметров, после чего нейронная сеть генерирует прогноз образования дефектов и брака. Такая генерация сценариев позволяет выявлять закономерности моделируемых производственных процессов. Строя зависимости влияния управляющего параметра на качество изделия (выход нейронной сети) строится прогноз «Что будет, если».

**Системная архитектура программного решения.** В качестве системного дизайна выбрана трехуровневая сервис-ориентированная архитектура.

Данный подход позволяет изолировать слой данных от слоя программной логики и при этом поставлять систему как сервис без критического влияния на остальные программные компоненты. Архитектура хранения данных также представляет собой набор разделенных информационных хранилищ: база данных, база прецедентов и база правил, обмен данными реализован посредством *API*-протокола.

**Функциональная архитектура.** В основе рекомендательной системы лежит сервис-ориентированная архитектура, функциональными блоками которой являются:

1. Блок обработки данных, поставляемых датчиками оборудования;
2. Блок ввода сценариев производства, при котором происходит получение производственного задания (информация о технологических параметрах);
3. Блок режима планирования, при котором происходит расчет различных сценариев работы оборудования и выдача оптимального технологического режима.

**Интеграция в технологический процесс.** Система функционирует на операционном уровне корпоративного прикладного программного обеспечения, на котором осуществляется прогнозирование и управление свойствами продукции, таким образом рекомендательная система встраивается в общий информационный ландшафт и выполняет задачу управления качеством выпускаемых изделий, осуществляет поиск отклонений от заданных параметров выпускаемой продукции до момента, когда такие отклонения могут привести к браку.

**Заключение.** Описанный опыт построения рекомендательных систем на базе машинного обучения целесообразно использовать при построении программных средств, при этом важно:

- выбрать архитектуру решения, учитывающую информационную безопасность исходных данных обучения, что может быть реализовано через многослойность хранения данных;
- предусмотреть обслуживаемость и масштабируемость системы, для чего используется микросервисная архитектура;
- правильно выбрать метрики оценки качества машинного обучения модели, что обеспечивает корректность расчета прогнозных сценариев;
- реализовать предобработку данных в случае проблемы их зашумления (неконсистентности, перекосов выборки), одним из решений является разработка специализированного фильтра данных на базе отдельной нейронной сети.

Также, при построении системы бывает важно учитывать вероятность замещения компонентов, например в случае, если предприятие реализует стратегию импортонезависимости программных средств, что обуславливает целесообразность независимой от внешних библиотек программной разработки.

## Библиографический список

1. Ясницкий Л. Н., Мезенцев А.С. Об управлении химическим составом сырьевого материала и режимом плавки для обеспечения требуемых механических свойств стальных изделий серийного производства // Прикладная математика и вопросы управления. 2023. № 3. С. 109-126. DOI: 10.15593/2499-9873/2023.3.08 <https://cloud.mail.ru/public/7sJ9/ndL4g1iFX>
2. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М., Голдобин М.А., Неверов А.Р. Нейросетевые модели влияния химического состава рудного сырья и параметров плавильных процессов на свойства изделий // Прикладная информатика=Journal of Applied Informatics. 2023. Т.18. № 6. С. 109-119. DOI: 10.37791/2687-0649-2023-18-6-109-119
3. Ясницкий Л.Н., Мезенцев А.С., Ясницкий В.Л. Определение регламента на технологические и сырьевые параметры изготовления серийно выпускаемых изделий // Математические методы в технологиях и технике. 2023. № 8. С. 21-24. DOI 10.52348/2712-8873\_MMTT\_2023\_8\_21
4. L. N. Yasnitsky, V. M. Gruzman, S. V. Martynenko and A. S. Mezentsev, "Prediction of Steel Articles Mechanical Properties Through Raw Stock Chemical Composition and Smelting Parameters," 2023 5th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), Lipetsk, Russian Federation, 2023, pp. 813-816, doi: 10.1109/SUMMA60232.2023.10349589. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10349589>
5. Частикова В.А., Лях А.Р. Методы машинного обучения в задачах балансировки данных // Электронный сетевой политехнический журнал «Научные труды КУБГТУ» 2021. № 4. УДК: 004.056.5
6. Platt, John et al. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods. Advances in large margin classifiers, 10(3): 61–74, 1999.

### CONSTRUCTION OF RECOMMENDATION SYSTEMS BASED ON MACHINE LEARNING IN CONDITIONS OF SERIAL PRODUCTION

*Vitaly L. Yasnitskiy*

Perm Technical University,  
614990, Russia, Perm, Komsomolsky Prospect, 29, Perm, Russia, 614990  
[yasnitskiy@mail.ru](mailto:yasnitskiy@mail.ru)

*Alexey S. Mezentsev*

Perm Technical University,  
614990, Russia, Perm, Komsomolsky Prospect, 29, Perm, Russia, 614990  
[mezentsevas@mail.ru](mailto:mezentsevas@mail.ru)

The article describes the development of a recommendation system, the purpose of which in mass production is to optimize production processes, solve the problem of predicting quality, determine the significance of technological parameters affecting the formation of defects.

**Keywords:** software architecture, data processing, recommendation systems, monitoring of technological equipment, artificial intelligence, neural network model, prediction of defects.

# НЕЙРОСЕТЕВОЙ КЛАССИФИКАТОР ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ФАЛЬСИФИЦИРОВАННЫХ КОРМОВ

*Шереметьева Анастасия Сергеевна*

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина,  
350044, Россия, г. Краснодар, ул. Калинина, 13  
nastia.scheremetjeva@yandex.ru

*Полушин Алексей Александрович*

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина,  
350044, Россия, г. Краснодар, ул. Калинина, 13  
polushin2004@mail.ru

*Сухно Игорь Владимирович*

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина,  
350044, Россия, г. Краснодар, ул. Калинина, 13  
sukhno\_igor@mail.ru

*Смышляев Никита Александрович*

ООО "Фидэксперт",  
352701, Россия, г. Тимашевск, ул. Транспортная, 10  
n.smyshlyaev@feedexpert.ru

*Абраменко Виталий Анатольевич*

ИП Абраменко В.А., г. Тимашевск  
[4828646@mail.ru](mailto:4828646@mail.ru)

В статье рассказывается о создании нейросетевого классификатора, который может выявлять фальсификации в кормах. Система точно определяет некачественный корм по фотографиям, сделанным под микроскопом.

**Ключевые слова:** нейросетевой классификатор, нейросеть, фальсификация корма, корма.

**Введение.** Фальсифицированные корма составляют значительную долю на рынке, поскольку замена части ингредиентов на более дешёвые позволяет снизить себестоимость продукции. Чаще всего производители заменяют самый ценный компонент корма — белок и его источники. Для фальсификации используются как органические, так и неорганические компоненты. Органические компоненты включают растительные корма, такие как горох и люпин, а также отходы производства, например, перьевую муку, щетину и шкуры. Неорганические компоненты включают карбамид, сульфат аммония, песок и опилки[1,2]. Из-за разнообразия форм фальсификации её сложно выявить. Современные методы определения фальсификации, такие как методы Къельдаля и Барнштейна для определения белка, методы спектроскопии и ПЦР, имеют узкую направленность[3]. Например, для определения примесей животного происхождения в рыбной муке используется тест на выявление белков жвачных.

Наиболее универсальным способом является прямой метод двухступенчатого микроскопического анализа, который позволяет обнаружить любые виды примесей. Однако качество анализа зависит от коллекции стандартных образцов и опыта исследователя [4]. Человеческий фактор может снизить точность анализа, поэтому предлагается использовать нейронные сети в качестве классификатора изображений. Натренированная нейросеть может с высокой точностью определить фальсификацию [5].

В качестве исходных данных использовались материалы для производства кормов, сами корма и вещества, используемые для их подделки. Основная задача исследования заключалась в разработке, обучении и тестировании нейросетевого классификатора на основе этих данных. Созданную нейросеть проверили на способность выявлять закономерности между поддельными и подлинными образцами. Итогом работы стал нейросетевой классификатор, способный обнаруживать поддельные корма. На основе него была разработана программный продукт для ПК.

**Постановка задачи и формирование DataSet.** Объектом анализа выступают корма: рыбная мука от различных производителей, мясная мука, комбикорма различных составов, концентрированные растительные корма. Образцы должны быть подготовленные к анализу, то есть, измельчены до состояния порошка. К чистым кормам добавляется мочевины в четырёх концентрациях: 2, 4, 6 и 8%.

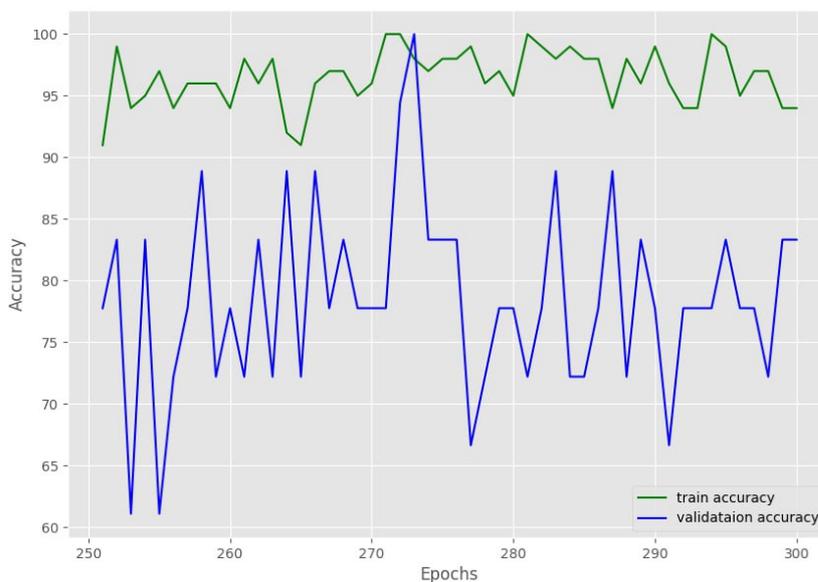
Входными данными для нейросети служат микрофотографии образцов. Точность классификации зависит от количества и качества фотографии, поэтому требуется не менее 2-х изображений одного образца при различных параметрах освещения. Фотографии были предварительно сконвертированы в формат PNG разрешением 2592x1944 пикселя с сохранением всех трёх цветных каналов (RGB, 8 бит на канал).

Всего было подготовлено 202 фотографии фальсифицированных образцов и 220 фотографии чистых кормов. На этапе проектирования нейросети использовались 59 фотографий фальсифицированных образцов и 59 фотографий чистых, из которых 100 составляли тренировочную часть, а 18 валидационную. На этапе обучения датасет составлял 143 фотографии фальсифицированных образцов и 161 фотографии чистых кормов и был разбит на тренировочную часть (суммарно 256 образцов) и валидационную (48 образцов).

**Проектирование, обучение и тестирование нейросети.** В качестве сети классификатора была выбрана свёрточная нейросеть. Проектирование выполнялось с помощью фреймворка PyTorch.

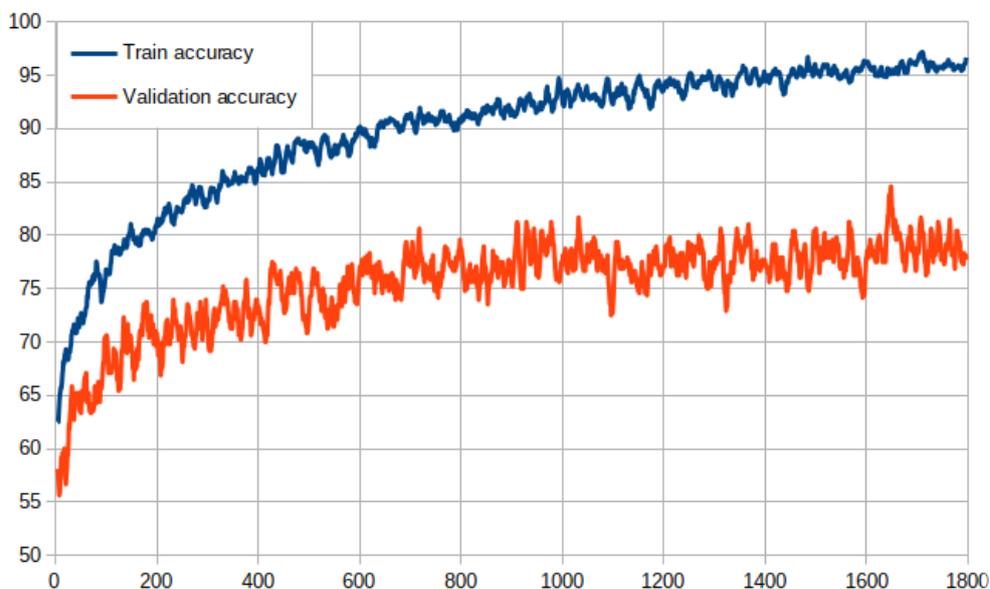
Сконструированная нейросеть содержала 12989714 тренируемых параметров. Размер батча составлял 50 изображений. Обучение происходило в течение 350 эпох. На каждой итерации тренировочного цикла из каждого образца выбирался случайный регион 1024x1024 пикселя, уменьшался до 256x256 пикселей методом билинейной интерполяции, после чего случайным образом зеркально отражался по вертикали либо горизонтали.

На 340-й эпохе был получен результат 98 % точности на тренировочной выборке и 82 % на валидационной. На рисунке 1 представлен график, демонстрирующий течение обучения. На графике изображены две кривые соответствующие точности определения фальсификации тренировочной и валидационной выборки. На рисунке 1 видно, что в течение обучения повышается точность определения с увеличением количества эпох.



**Рисунок 1. Ход обучения нейронной сети.**

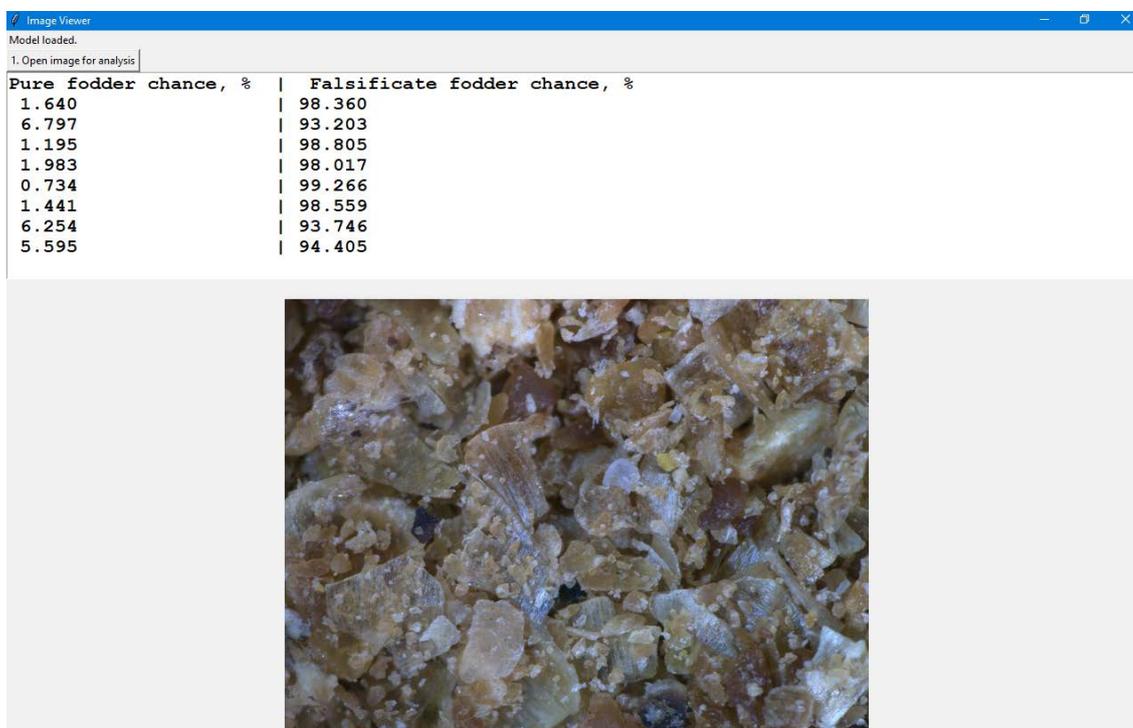
После увеличения базы данных образцов и датасета размер батча был уменьшен и составил 16 изображений, а обучение проводилось в течение 1800 эпох. Оптимальный результат был получен на 1050 эпохе. Точность классификации на тренировочной выборке составила 95.7%, на валидационной — 87,5% для одного региона. На рисунке 2 представлен ход обучения после уменьшения размера батча.



**Рисунок 2. Ход обучения нейронной сети в течение 1800 эпох.**

На основе данной нейросети был создан экспериментальный классификатор, точность которого была дополнительно повышена путём сравнения предсказаний нейросети для восьми случайно выбранных регионов входного изображения. В случае, если все предсказания для этих восьми регионов совпадают, и обладают достаточной достоверностью (предсказывается от 85% вероятность того или иного класса), весь образец относится к данному классу. Если же наблюдается различие в предсказаниях для разных регионов одного и того же изображения, или же предсказания не обладают достаточно высокой достоверностью, образец помечается как не классифицируемый. Это позволило получить точность классификации свыше 99% для порядка 80% образцов, выделив в отдельную категорию остальные 20% образцов, с классификацией которых нейронная сеть испытывает сложности.

**Исследование предметной области.** Для проверки работы нейронной сети был проведён натурный эксперимент. Корма для исследования были предоставлены компанией «ФИДЭКСПЕРТ» [6]. Образцами послужили кукурузный глютен в чистом виде и с примесями, белковая смесь в чистом виде, рыбная мука, а также фальсифицированные кормовые дрожжи. Нейросеть успешно опознала чистые образцы белковой смеси и кукурузного глютена. Несмотря на то, что изображений дрожжей не было в датасете нейросеть выдала хороший результат, определив наличие в них фальсификации с точностью в 96,7 %. На рисунке 3 изображен интерфейс программы с изображением кормовых дрожжей.



**Рисунок 3. Интерфейс программы с изображением кормовых дрожжей.**

Образцы фальсифицированного кукурузного глютена тоже были успешно опознаны, но в случае с рыбной мукой нейросеть выдала результат 50 на 50.

Таким образом, при проверке классификатор показал хороший результат, который позволяет сделать вывод о работоспособности модели в условиях настоящего производства.

**Заключение.** В результате исследования сконструирован нейросетевой классификатор способный определять наличие фальсификации в кормах.

Для проектирования нейросетевой модели была создана база данных из образцов кормов. Нейросеть содержит 12989714 тренируемых параметров. На основе данных полученных в процессе обучения были построены графики, на которых виден высокий результат точности определения фальсификации. Натренированная нейросеть послужила основой создания программного продукта. Был разработан интерфейс программы, на котором видно изображение исследуемого корма. Был проведён натурный эксперимент, который показал хорошие результаты.

Исходя из итоговых результатов, система может использоваться в качестве быстрого теста на фальсификацию для заводчиков. Однако для корректной работы требуется расширение базы данных кормов и увеличение тренировочного набора изображений.

### **Библиографический список**

1. Фоменко П.А., Богатырева Е.В. Причины фальсификации сырого протеина в кормах и способы ее выявления // Молочнохозяйственный вестник. 2022. №1 (45). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prichiny-falsifikatsii-syрого-proteina-v-kormah-i-sposoby-ee-vyuavleniya> (дата обращения: 11.09.2024).
2. Донник И. М., Лошманова А. Ю., Беспамятных Н. Н. Показатели питательности рыбной муки и способы ее фальсификации // АВУ. 2012. №9 (101). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/pokazateli-pitatelnosti-rybnoy-muki-i-sposoby-ee-falsifikatsii> (дата обращения: 11.09.2024).
3. Кудинова, Н. А. Методы выявления фальсификации сухих животных кормов / Н. А. Кудинова, А. В. Аристов, А. М. Кудинова // Ветеринарно-санитарные аспекты качества и безопасности сельскохозяйственной продукции : Материалы VI Международной научно-практической конференции, посвящённой 110-летию ФГБОУ ВО «Воронежский государственный аграрный университет имени Императора ПЕТРА I», Воронеж, 25 марта 2022 года. – Воронеж: Воронежский государственный аграрный университет им. Императора Петра I, 2022. – С. 139-141. – EDN VJZHX.
4. Богомолов, В. В. Фальсификация кормов: проблемы и решения / В. В. Богомолов, Е. Я. Головня // Контроль качества продукции. – 2017. – № 3. – С. 9-12. – EDN YFZZKF.
5. 6. The fishmeal adulteration identification based on microscopic image and deep learning / G. Jie, L. Jing Liu, K. Xianrui [и др.] // Elsevier : электронный журнал. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168169922002915>. – Дата публикации: July 2022.
6. ООО «ФИДЭКСПЕРТ». [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://feedexperto.agroserver.ru/>

### **NEURAL NETWORK CLASSIFIER FOR DETECTING ADULTERATED FEED**

*Sheremeteva Anastasia S.,*

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin,

350044, Russia Krasnodar, str. Kalinina, 13

[nastia.scheremetjeva@yandex.ru](mailto:nastia.scheremetjeva@yandex.ru)

*Polushin Alexey A.*

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin,  
350044, Russia Krasnodar, str. Kalinina, 13  
polushin2004@mail.ru

***Sukhno Igor V.***

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin,  
350044, Russia Krasnodar, str. Kalinina, 13  
sukhno\_igor@mail.ru

Counterfeit feeds make up a significant share of the market, since replacing some of the ingredients with cheaper ones allows you to reduce the cost of production. Due to the variety of forms of falsification, it is difficult to detect. The results of the analysis are influenced by human factors and the test method. It is proposed to use neural networks as an image classifier. A trained neural network can detect falsification with high accuracy. As a result of the study, a neural network classifier was constructed that is capable of detecting the presence of adulteration in feed. To design a neural network model, a database of 422 images of feed samples was created. The classification accuracy on the training set was 95.7%, which is a good result. The neural network served as the basis for the creation of the software product.

**Keywords:** neural network classifier, neural network, falsification of feed, feed.

УДК 004.03

## **КОМБИНАЦИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НАПРЯЖЕНИЯ МИКРОБНЫХ ТОПЛИВНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ**

***Медведев Иван Андреевич***

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
medvedev2000v@gmail.com

***Корнаухова Мария Анатольевна***

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
mariya\_kornaukhova@volsu.ru

В данной работе представлены результаты комбинирования результатов математической модели прогнозирования параметров микробных топливных элементов с искусственной нейронной сетью. Полученные результаты позволяют сделать вывод, что данная комбинация позволяет более эффективно учитывать сложные процессы МТЭ.

**Ключевые слова:** искусственная нейронная сеть, микробный топливный элемент, биохимическое потребление кислорода.

**Введение.** Прогнозирование биохимического потребления кислорода за 5 дней (БПК<sub>5</sub>) для биоразлагаемых органических веществ – важная задача в экологии и водоснабжении, так как этот показатель помогает оценить степень загрязнения водоемов и эффективность очистных сооружений. Искусст-

венные нейронные сети (ИНС) могут быть эффективным инструментом для решения этой задачи[1]. Использование ИНС для прогнозирования БПК<sub>5</sub> может значительно улучшить эффективность управления водными ресурсами и мониторинга состояния экосистем. Биоразлагаемые органические вещества являются важными компонентами окружающей среды, так как они участвуют в процессах разложения органических остатков и обеспечивают питательными веществами почву и воду. Определение состава БОВ является ключевым для оценки состояния окружающей среды и разработки эффективных методов очистки вод. Значительный интерес к исследованиям нейросетевых технологий в определении БОВ вызван эксплуатацией микробных топливных элементов (МТЭ) для очистки сточных вод, содержащих загрязнения органической природы, которые окисляются аэробным биохимическим способом за период в пять дней и выражаются количественно в значениях БПК<sub>5</sub>. Способ выявления концентрации нетоксичных биоразлагаемых органических веществ в водах с использованием МТЭ основан на линейной зависимости общего заряда и концентрации БПК<sub>5</sub> [3, 4]. На основе напряжения, вырабатываемого с помощью МТЭ, время измерения БПК можно сократить до 4 или даже до 0,5 суток в зависимости от концентрации органических веществ в воде, допуская ошибку определения БПК<sub>5</sub> в пределах 10%[3].

Для дальнейшего сокращения времени измерения БПК<sub>5</sub>, начальные данные МТЭ могут быть комбинированы с моделями прогнозирования. Нами было установлено, что кривые напряжения МТЭ могут аппроксимироваться и прогнозироваться функцией плотности вероятности логнормального распределения с добавленной обратной квадратичной функцией[2], представленной формулой (1):

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}} - \frac{a}{b + x^2} \quad (1)$$

В рамках цели текущей работы требовалось применить искусственные нейронные сети для корректировки прогнозов напряжения МТЭ (как следствие биохимического потребления кислорода), полученных с помощью функции (1).

**Постановка задачи и формирование DataSet.** В работе [5] для прогноза БПК<sub>5</sub> к данным МТЭ применялись нейронные сети, где в качестве входных данных были использованы значения напряжения, измеренные за фиксированное время. Однако, работе [5] нейронная сеть использовалась как основная модель. В отличие от этого, мы предлагаем комбинировать результаты функции (1) и искусственной нейронной сети, что позволит учесть более сложные зависимости и сохранит прозрачность результата.

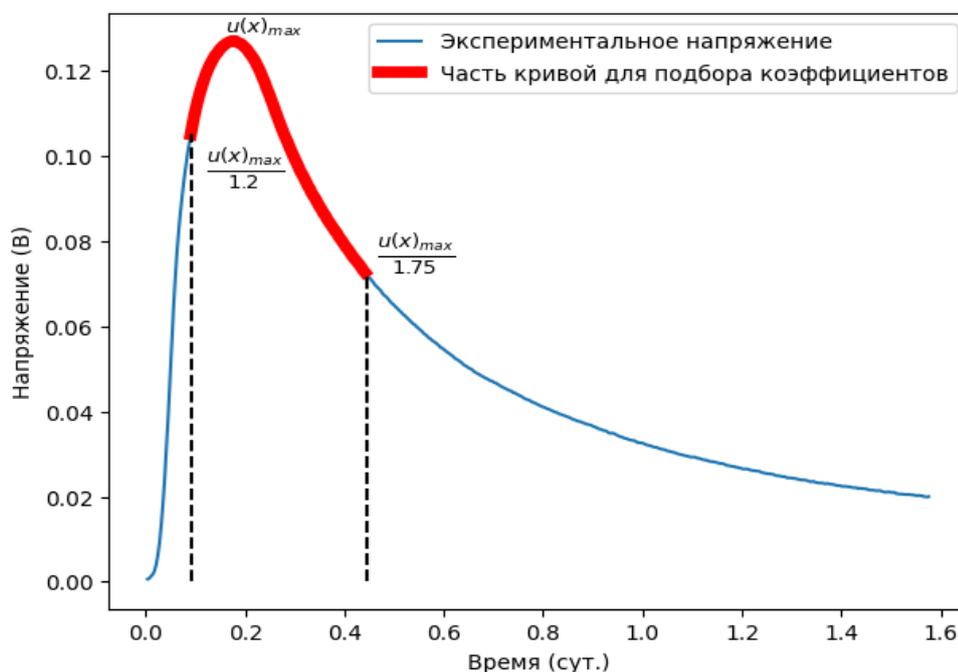
Мы использовали набор данных, полученный в результате работы [3]. Поскольку в данном наборе содержалось всего 57 кривых напряжения, мы приняли решение использовать их для тестирования, а для обучения же применять кривые, сгенерированные с помощью функции аппроксимации. Данные обучающей выборки были синтезированы с использованием коэффици-

ентов функции (2), представляющей собой комбинацию логнормального и нормального распределения со свободным коэффициентом.

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}} + \frac{a}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - b)^2}{2c^2}} + d \quad (2)$$

Данная функция позволяет достичь высокой точности аппроксимации полной экспериментальной кривой напряжения, однако недостаточно гибкая для использования ее при прогнозировании. В процессе синтеза кривых использовался метод случайного варьирования коэффициентов, полученных при аппроксимации экспериментальных данных. Для набора коэффициентов вычислялись стандартные отклонения для каждого значения. На каждом шаге синтеза случайным образом выбирался набор коэффициентов, к которым добавлялся случайный шум. Этот шум генерировался с использованием нормального распределения, где среднее значение равно 0, а стандартное отклонение пропорционально стандартным отклонениям коэффициентов, умноженным на коэффициент 0,1.

Всего для обучающей выборки было синтезировано 2035 кривых напряжения. Данные кривые представляют собой эталон, которые должна предсказать нейронная сеть. После чего для синтезированных кривых были получены коэффициенты функции (1). Коэффициенты были подобраны для участков, начиная от достижения значения в пике, деленного на 1,2, и до момента, когда кривая перестает расти и достигает значения, равного значению в пике, деленному на 1,75, как показано на рисунке 1.

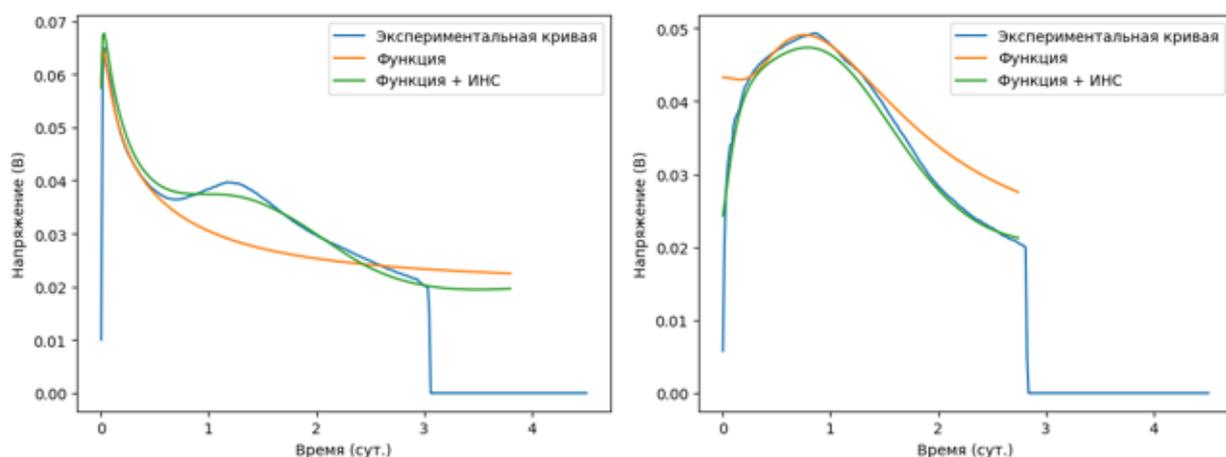


**Рисунок 1. Пример определения участка аппроксимации.**

Таким образом, синтезированные кривые использовались на выходе ИНС, а полученные для них результаты аппроксимации и прогноза с помощью функции (1) на входе.

**Проектирование и обучение нейронной сети.** Искусственная нейронная сеть была создана и обучена с использованием библиотеки keras языка python. На входе были использованы прогнозные значения кривых напряжения, полученные с помощью функции (1) для синтезированных кривых. Сами синтезированные кривые были использованы на выходе. Кривая состояла из 325 дискретных точек, поэтому количество нейронов на входном и выходном слое ИНС равнялось 325. Также были определены три скрытых слоя с количеством нейронов равным 128, 64, 64 и слой прореживания Dropout между вторым и третьим скрытым слоем, с процентом выпадающих нейронов равным 20%. В качестве метода обучения был использован Adam, со скоростью обучения 0,001.

**Результаты.** После обучения нейронная сеть была оценена на тестовой выборке из 57 кривых, то есть только на экспериментальных кривых. Некоторые результаты применения ИНС для прогнозирования кривых напряжения МТЭ приведены на рисунке 2.



**Рисунок 2. Результат применения нейронной сети**

Затем к прогнозным значениям напряжения был применен метод определения БПК<sub>5</sub>. Средняя относительная ошибка прогнозирования БПК<sub>5</sub> составила 8,15% для среднего входного времени измерения напряжения в 14,2 часа, минимальное время измерения составило 4 часа, а максимальное 24 часа. В то время как нейронная сеть из работы [5] давала погрешность 8,42% для 16 часов измерения и 10,66% для 12 часов.

**Заключение.** В заключении можно отметить, что внедрение искусственной нейронной сети в процесс прогнозирования параметров микробных топливных элементов существенно расширяет возможности анализа сложных зависимостей, которые могут оставаться незамеченными при использовании традиционных математических моделей. Нейронная сеть служит в данном контексте вспомогательным инструментом, позволяющим улучшить точность и надежность прогнозов без превращения процесса в «черный ящик». Сохраняя результаты функции прогнозирования, мы обеспечиваем прозрачность результатов.

#### **Библиографический список**

1. Маслова А., Панарин В., Гришаков К., Рыбка Н., Котова Е., Селезнева Д. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования уровней загрязнения воздуха и водных объек-

- тов. Экология и промышленность России. 2019;23(8):36-41. <https://doi.org/10.18412/1816-0395-2019-8-36-41>
2. Корнаухова М.А., Медведев И.А. Математическая модель аппроксимации кривых напряжения микробных топливных элементов // XXVII Региональная конференция молодых ученых и исследователей Волгоградской области: Тезисы докладов, Волгоград, 1 ноября – 15 ноября 2022 года / Редколлегия: А.Э. Калинина (отв. ред.) [и др.]. – Волгоград: Волгоградский государственный университет. – 2023. С. 48–52.
  3. G. M. Tardy, B. Lóránt, M. Gyalai-Korpos [et al.]. Microbial fuel cell biosensor for the determination of biochemical oxygen demand of wastewater samples containing readily and slowly biodegradable organics // *Biotechnology letters*. – 2021. Vol. 43. №. 2. P. 445–454. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/s10529-020-03050-5>
  4. B. Lóránt, M. Gyalai-Korpos, I. Goryanin, G. M. Tardy. Single chamber air–cathode microbial fuel cells as biosensors for determination of biodegradable organics // *Biotechnology letters*. – 2019 Vol. 41. №. 4. P. 555–563. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/s10529-019-02668-4>
  5. I. Medvedev, M. Kornaukhova, C. Galazis [et al.]. Using AI and BES/MFC to decrease the prediction time of BOD5 measurement. // *Environ Monit Assess*. – 2023. Vol. 195. – P. 1018. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11576-0>

## **COMBINATION OF A NEURAL NETWORK AND A MATHEMATICAL MODEL FOR PREDICTING THE VOLTAGE OF MICROBIAL FUEL CELLS**

*Medvedev Ivan Andreevich*

Volgograd State University,  
400062, Russia, Volgograd, Universitetsky Ave., 100  
[medvedev2000v@gmail.com](mailto:medvedev2000v@gmail.com)

*Kornaukhova Maria Anatolyevna*

Volgograd State University,  
400062, Russia, Volgograd, Universitetsky Ave., 100  
[mariya\\_kornaukhova@volsu.ru](mailto:mariya_kornaukhova@volsu.ru)

This paper presents the results of combining the results of a mathematical model for predicting the parameters of microbial fuel cells with an artificial neural network. The results obtained allow us to conclude that the working combination allows for more efficient management of complex MFC processes.

**Keywords:** artificial neural network, microbial fuel cell, biochemical oxygen demand.

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЛЕГИРОВАННОГО СЛОЯ СЕРДЦЕВИНЫ ПРЕФОРМЫ-СТЕРЖНЯ НА ЛИНИИ MCVD ДЛЯ ВЫТЯГИВАНИЯ ОПТОВОЛОКНА

*Бахтин Павел Вячеславович, Проскуряков Владислав Сергеевич*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
ФИТ. 614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, vbah-  
tin2001@gmail.com, izumrudnimidved@gmail.com

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для определения и прогнозирования легированного слоя сердцевины преформы-стержня на линии MCVD для вытягивания оптоволокна. Система позволяет определять легированный слой сердцевины преформы-стержня для дальнейшего изготовления оптоволокна с учетом статистических характеристик кварцевой трубы и регулирования расхода газа.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, оптоволокно, легированный слой, преформа-стержень, распределение расхода газа, кварцевые трубы, осаждение труб, сердцевины.

**Введение.** Одним из основных этапов изготовления оптоволокна (ОВ) является процесс изготовления заготовок оптических волокон, в который входит изготовление преформ и преформ-стержней.

Для получения ОВ используется метод MCVD (modified chemical vapor deposition – метод внутреннего парофазного осаждения). В опорную кварцевую трубку подают пары четыреххлористого кремния ( $\text{SiCl}_4$ ) и галогенидов легирующих компонентов ( $\text{GeCl}_4$ ,  $\text{VBr}_3$ ,  $\text{POCl}_3$  и т.д.), а также очищенный и осушенный кислород. В зоне нагрева трубки кислородно-водородной горелкой, перемещающейся вдоль трубки с заданной скоростью, происходит окисление галогенидов с образованием оксидов кремния и легирующих компонентов.

При изготовлении ОВ очень важно не допустить брака, так как процесс занимает от 8 до 10 часов, важно прогнозировать легированный слой сердцевины преформы-стержня, который требуется получить. На данный момент существуют только методы, основывающиеся на реальных данных, поэтому для эффективного прогнозирования воспользуемся интеллектуальными системами [1].

Цель данной работы заключается в создании и обучении нейросетевой модели [2], которая позволит прогнозировать диаметр легированного слоя преформ-стержней. Результатом исследования является система прогнозирования легированного слоя сердцевины преформы-стержня.

**Обзор.** В результате анализа литературных источников [3-5] был выбран следующий набор показателей: X1 – содержание кремния в рецепте, задаваемое инженером-технологом для линии MCVD, X2 – содержание фосфора в рецепте, задаваемое инженером-технологом для линии MCVD, X3 – содержание бора в рецепте, задаваемое инженером-технологом для линии MCVD, X4 – максимальная диаметр кварцевой трубы, X5 – минимальный диаметр кварцевой трубы, X6 – максимальная толщина стенки, X7 – минимальная толщина стенки, X8 – содержание кремния, измеренное калибровочным устройством при заданном значении подачи газа в 250 мл/мин, X9 – содержание фосфора, измеренное калибровочным устройством при заданном значении подачи газа в 125 мл/мин, X10 – содержание фосфора, измеренное калибровочным устройством при заданном значении подачи газа в 250 мл/мин, X11 – содержание бора, измеренное калибровочным устройством при заданном значении подачи газа в 125 мл/мин, D1 - легированный слой сердцевины преформы-стержня.

Так как все параметры являются числовыми будем использовать их в начальном виде без кодировки.

Выходной параметр–диаметр легированного слоя сердцевины преформы-стержня, будем выводить данный параметр в числовом виде.

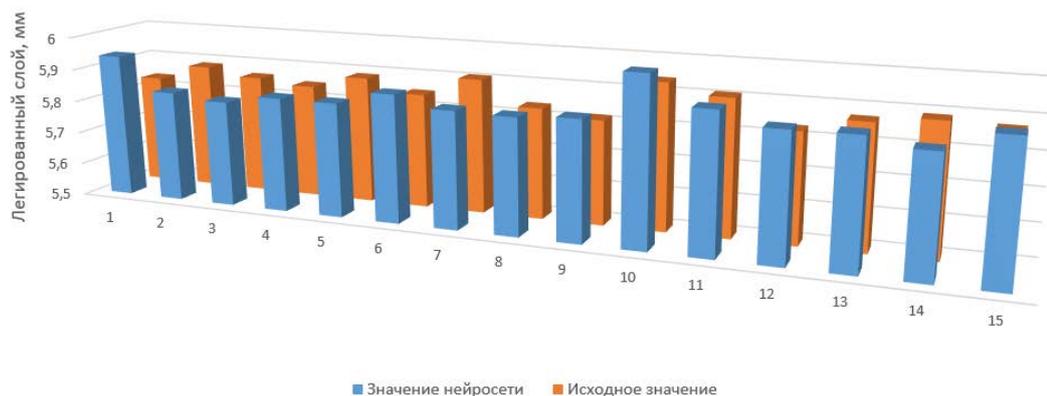
Множество входных данных о статистических характеристиках кварцевой трубы и регулирования расхода газа основано на реальных данных. Перед переходом к проектированию и обучению нейросетевой модели [2], была выполнена очистка исходного множества от противоречивых примеров, выбросов, дубликатов [1]. Таким образом, объем итогового множества включает в себя 35000 примеров. Данное множество было разделено на обучающее и тестирующее в соотношении 90%, 10% соответственно. Собранные данные охватывают период 2021-2023 гг.

Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [6] по методике [7]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет одиннадцать входных нейронов, один выходной и один скрытый слой с тремя нейронами.

Для оценки корректной работы спроектированной нейронной сети использовалось тестирующее множество, состоящее из 200 примеров. Средняя ошибка тестирования составила 10%, что можно считать хорошим результатом. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим и прогнозируемым нейросетью значением легированного слоя сердцевины преформы-стержня случайно отобранных 15 преформ-стержней.

Из результатов, изображенных на рисунке 1, можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейронной сети.

Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5» [6], результат отображен на рисунке 2.



**Рисунок 1. Адекватность нейронной сети**



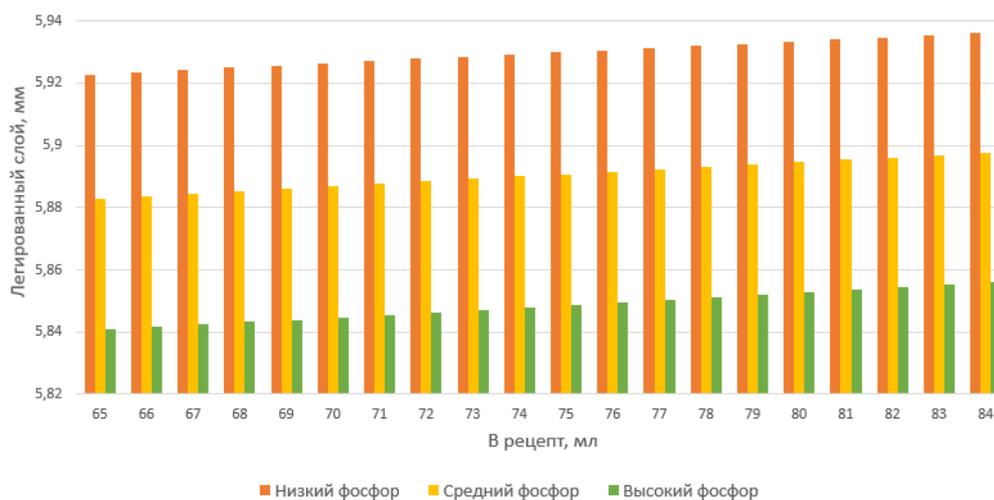
**Рисунок 2. Значимость входных параметров нейросетевой модели**

Как видно из рисунка 2, наиболее значимыми параметрами являются количество бора в рецепте и количество фосфора в рецепте. Также на графике можно видеть, что остальные параметры имеют около нулевую значимость.

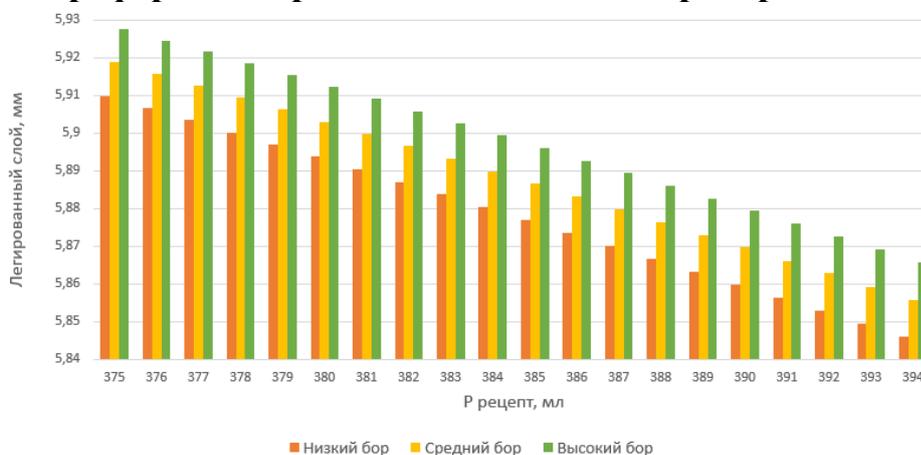
На рисунке 3 показан график зависимости значения легированного слоя сердцевины преформы-стержня от количества бора в рецепте. На данном графике можно увидеть прямую зависимость, чем больше значение бора в рецепте, тем больше значение диаметра легированного слоя сердцевины преформы-стержня.

На рисунке 4 продемонстрирована зависимость процента зависимости значения диаметра легированного слоя сердцевины преформы-стержня от количества фосфора в рецепте. На данном графике можно увидеть обратную зависимость, чем больше значение фосфора в рецепте, тем меньше значение легированного слоя сердцевины преформы-стержня.

На рисунке 4 продемонстрирована зависимость процента зависимости значения диаметра легированного слоя сердцевины преформы-стержня от количества фосфора в рецепте. На данном графике можно увидеть обратную зависимость, чем больше значение фосфора в рецепте, тем меньше значение легированного слоя сердцевины преформы-стержня.



**Рисунок 3. Зависимость значения легированного слоя сердцевины преформы-стержня от количества бора в рецепте**



**Рисунок 4. Зависимость значения легированного слоя сердцевины-преформы-стержня от количества фосфора в рецепте**

**Использование keras.** Далее была проведена аналогичная работа с использованием технологии keras и языка программирования Python.

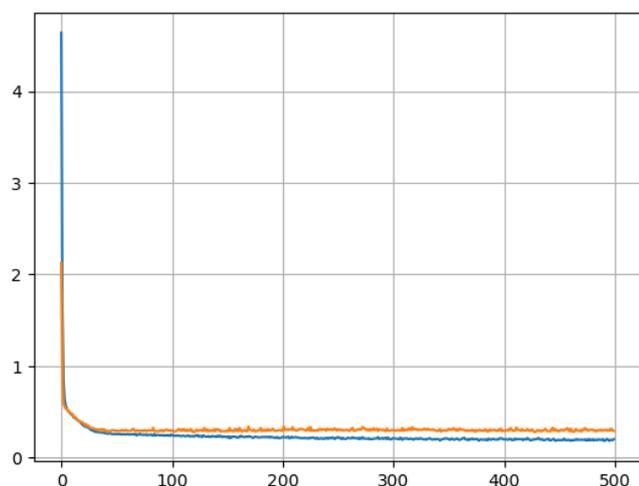
Была создана модель, аналогичная модели в «Нейросимулятор 5».

Опытным путем были подобраны следующие гиперпараметры:

- Активационная функция relu;
- дропаут равен 0.6;
- регуляризация L1 для первого скрытого слоя равна 0.001;
- обучение проходило 500 эпох.

На рисунке 5 приведен график обучения данной модели, где синяя линия — это ошибка на обучающем множестве, оранжевая – ошибка на тестирующем.

Далее была проверена адекватность модели. На рисунке 6 приведен график сравнения прогнозных и фактических значений.



**Рисунок 5 – Обучение модели с использованием keras python**



**Рисунок 6– Адекватность нейронной сети**

По итогам тестирования среднеквадратичная ошибка составила 8%. Данное значение является схожим с результатом, полученным в «Нейросимулятор 5».

**Заключение.** Были обучены системы нейросетевого прогнозирования легированного слоя сердцевины преформы-стержня процесса MCVD. Полученные результаты оказались схожими, но стоит отметить, что работа с «Нейросимулятор 5» проще так для этого не требуются знания в области программирования.

Проведены исследования множества данных обосаждении кварцевой трубы и получении легированного слоя сердцевины преформы-стержня. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей значения легированного слоя сердцевины преформы-стержня от количества бора в рецепте и количества фосфора в рецепте. Применение такого набора параметров в модели позволяет учитывать внешние факторы с течением времени, а также в дальнейшем она может быть расширена для прогнозирования легированного слоя сердцевины преформы-стержня для производства ОВ.

Исходя из описанного выше можно сформулировать следующую рекомендацию: наиболее важными показателями являются количество бора и фосфора, подаваемые в результате осаждения кварцевой трубы.

#### **Библиографический список**

1. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. – М.: Лаборатория знаний, 2016.
2. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. М: Горячая линия–Телеком. 2012. 496 с.

3. Бурков В.Д., Иванов Г.А. Физико-технологические основы волоконно-оптической техники //учебное пособие для студентов специальностей 200106 Информационно-измерительная техника и технологии и 230100 Информатика и вычислительная техника / Москва, 2007. – 232 с.
4. Ероньян М.А., Мешковский И.К. Основы нанотехнологии анизотропных одномодовых волоконных световодов// Учебное пособие / Санкт-Петербург, 2014. – 80 с.
5. Иванов Г.А., Первадчук В.П. Технология производства и свойства кварцевых оптических волокон// учебное пособие / Сер. Инновации в образовательных программах национального исследовательского университета. Пермь, 2011. – 171 с.
6. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
7. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.

## **NEURAL NETWORK SYSTEM FOR DETERMINING DOPED LAYER OF PREFORM-ROD CORE ON MCVD LINE FOR FIBRE OPTIC PULLING**

*Bakhtin Pavel V., Proskuriakov Vladislav S.*

Perm, State University, Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, vbah-  
tin2001@gmail.com, [izumrudnimidved@gmail.com](mailto:izumrudnimidved@gmail.com)

The article describes the development of a neural network system for determining and predicting the doped layer of the core of a preform rod on the MCVD line for fibre optic drawing. The system allows the determination of the doped layer of the preform-rod core for further fibre manufacturing, taking into account the statistical characteristics of the quartz tube and gas flow control.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, prediction, optical fibre, doped layer, preform-rod, gas flow rate distribution, quartz pipes, pipe deposition, core.

## ОПТИМИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА ПРОИЗВОДСТВА КАБЕЛЬНОЙ ПРОДУКЦИИ

*Азанов Александр Александрович*

*Хейфец Илья Игоревич*

ООО «Камский кабель»

614030, Россия, г.Пермь, Гайвинская улица, дом 105

*Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,

614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»

614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38

yasn@psu.ru

В статье приведены результаты нейросетевого моделирования и оптимизации технологического процесса производства кабельной продукции на одном из участков завода ООО «Камский кабель».

**Ключевые слова:** Токопроводящая жила, шаг скрутки, диаметр волокни, алюминий, прогнозирование, оптимизация.

Одним из наиболее ответственных этапов производства кабельно-проводниковой продукции является процесс волочения-скрутки, при котором токопроводящий провод уменьшается в диаметре и скручивается в жилу. Задача технолога состоит в том, чтобы подобрать оптимальные параметры этого процесса, обеспечивающие его потребительские качества при минимальных производственных затратах.

Наша задача состояла в том, чтобы методом нейросетевого моделирования подобрать оптимальное сочетание диаметра волокни и шага скрутки, обеспечивающее минимальную погонную массу токопроводящей жилы при сохранении ее потребительских характеристик.

Задача осложнялась тем, что на заводе имелось всего девять результатов замеров параметров технологического процесса, которые представлены в таблице 1.

В этой таблице  $D$  – диаметр волокни в мм,  $H$  – шаг скрутки в мм,  $M$  – погонная масса токопроводящей жилы в кг/км. Данные замеры выполнены для провода диаметром 1,79 мм с поперечным сечением 1,79 мм<sup>2</sup>.

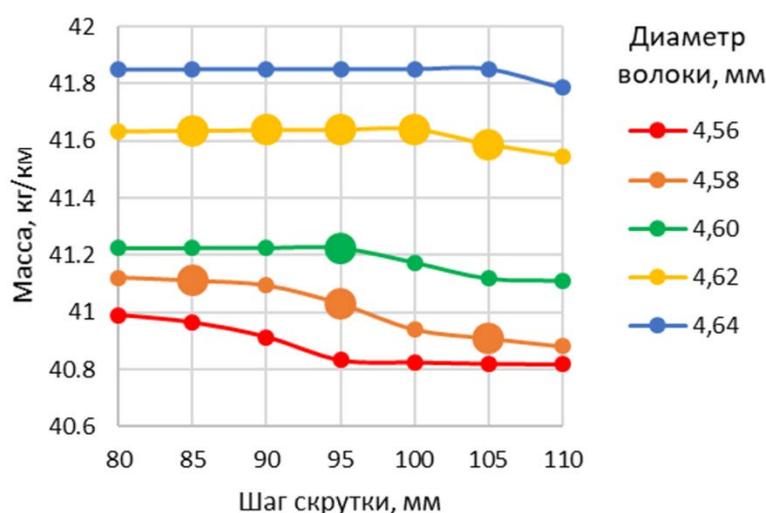
Для решения задачи оптимизации технологического процесса на платформе Нейросимулятор-5.0 [1] была спроектирована нейронная сеть слоистой структуры последовательного распространения с двумя входными нейронами, одним выходным нейроном и скрытым слоем из трех нейронов с

функциями активации в виде гиперболического тангенса. Валидация и тестирование нейронной сети выполнялось методом Cross-Validation.

**Таблица 1. Данные замеров параметров технологического процесса**

№ за- мера	X1	X2	D1
	<i>D</i> , мм	<i>H</i> , мм	<i>M</i> , кг/км
1	4.6	95	41.225
2	4.62	105	41.53
3	4.62	100	41.653
4	4.62	95	41.633
5	4.62	90	41.621
6	4.62	85	41.65
7	4.58	105	40.91
8	4.58	95	41.03
9	4.58	85	41.11

Не смотря на существенно малый объем Dataset, среднеквадратичная относительная ошибка нейронной сети не превысила 10%, что позволило методом замораживания входных параметров[2] выполнить серию виртуальных компьютерных экспериментов. Результаты экспериментов представлены на рисунке 1.



**Рисунок 1.** Нейросетевые прогнозы значений массы токопроводящих жил, получаемых на волокнах различного диаметра с различным шагом скрутки.

На рис. 1 маркеры увеличенного размера соответствуют данным заводских значений массы токопроводящих жил таблицы 1. Маркеры меньшего

размера соответствуют результатам прогнозов возможных режимов волочения, полученных методом замораживания входных параметров [2].

Из результатов, приведенных на рис.1, видно, что оптимальный режим волочения, при котором достигается минимальная погонная масса токопроводящей жилы, наблюдается при использовании волокни диаметров 4,56 мм и шага скрутки от 95 до 110 мм. Погонная масса токопроводящей жилы при этом достигнет своего минимального значения 40,82 кг/км.

Согласно заводскому акту, экономия алюминия при использовании рекомендованных нейронной сетью параметров составила 1,3%.

#### **Заключение.**

1. Предоставленные заводом данные по 9 вариантам режимов волочения и скрутки токопроводящих жил позволили создать нейронную сеть, пригодную для моделирования и решения задачи оптимизации технологического процесса.

2. Анализ полученных нейросетевых прогнозов позволил рекомендовать режим волочения-скрутки с диаметром волокни 4,56 мм и шагом скрутки от 95 до 110 мм. Прогнозная минимальная масса токопроводящей жилы при этом составила 40.82 кг/км. При использовании на заводе рекомендованных нейронной сетью параметров была зафиксирована экономия алюминия 1,3%.

3. В выполненных компьютерных экспериментах виртуальному изменению подвергались только два входных параметра нейронной сети: диаметр волокни и шаг скрутки. Более качественные рекомендации по оптимизации технологических процессов завода могут быть получены в ходе дальнейших вычислительных экспериментов при использовании более широкого круга входных параметров, таких как диаметр провода и площадь его поперечного сечения и др.

#### **Библиографический список**

1. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
2. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.  
<https://cloud.mail.ru/public/5H3z/4LxCpisxw>

## **OPTIMIZATION OF THE TECHNOLOGICAL PROCESS OF CABLE PRODUCTS PRODUCTION**

*Alexander A. Azanov*

*Ilya I. Kheifets*

Perm State National Research University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

ООО «Kamsky Kabel»

614030, Russia, Perm, Gayvinskaya Street, Building 105

*Leonid N. Yasnitsky*

Perm State National Research University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

HSE University,

Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070  
yasn@psu.ru

The article presents the results of neural network modeling and optimization of the technological process of cable products production at one of the sites of the Kamsky Kabel LLC plant.

**Keywords:** Conductor, twist pitch, die diameter, aluminum, forecasting, optimization.

УДК 332.14, 338.24

## МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЙ ПОДХОД К ФОРМИРОВАНИЮ ЦИФРОВОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ В ГОРОДЕ ПЕРМИ

*Ташкинов Алексей Григорьевич*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Комсомольский проспект, 29

АО «Пермский завод «Машиностроитель»  
614014, Россия, Пермь, ул. Новозвягинская, 57

[a-tashkinov@pzmash.perm.ru](mailto:a-tashkinov@pzmash.perm.ru)

**Аннотация.** В статье представлено описание методологического подхода на базе цифровых инструментов с использованием искусственного интеллекта, машинного обучения для формирования цифрового представления существующих промышленных предприятий в городе Перми. Представлен анализ отличительных особенностей – традиционных от цифровых предприятий. Предложенный подход позволяет руководителям предприятий осуществлять эффективную работу предприятия в условиях цифровой трансформации.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, цифровые и киберфизические предприятия, подход, цифровые технологии.

**Введение.** Правительством РФ в 2023 году утверждена Концепция технологического развития, определяющая содержание и направления обеспечения технологического развития на период до 2030 года, а также соответствующие проекты с применением новых, сквозных технологий и искусственного интеллекта [1].

Благодаря динамичному развитию больших данных, промышленного интернета вещей, искусственного интеллекта, машинного обучения, цифровых двойников и облачных вычислений и др. цифровых технологий, - цифровая экономика меняет краткосрочные на долгосрочные ориентиры и становится для предприятий новым двигателем для достижения эффективного развития производственно-экономической системы. Трансформация цифровой экономики предполагает процесс перехода от традиционных бизнес-моделей к новым моделям, основанным на использовании информационно-коммуникационных технологий с целью адаптации к изменяющимся рыночным условиям и требованиям потребителей. Использование цифровых инст-

рументов таких как, искусственный интеллект, машинное обучение, блокчейн, интернет вещей, позволяет компаниям автоматизировать решение текущих задач и улучшить взаимодействие, как с клиентами, так и между отделами внутри организации [2].

Анализ практики создания цифрового представления существующих промышленных предприятий позволяет сделать следующие выводы [3]:

Сегодня нет бизнеса, не затронутого цифровой трансформацией, и нет вида работы, который не был бы изменен, пусть и незначительно, цифровыми инструментами;

Технических навыков и глубокого интереса к новым технологиям недостаточно для процветания в цифровой экономике;

Цифровые технологии постоянно меняются, меняются и способы их применения.

Это означает, что организации и люди в них находятся в состоянии постоянных изменений;

В век данных, алгоритмов и искусственного интеллекта, невозможным добиться успеха без цифрового мышления, позволяющего по-новому взглянуть на мир и изменить свое поведение.

Цифровое мышление — это набор подходов, которые мы используем для осмысления и использования данных и технологий.

В этой связи актуальной является задача по созданию такого цифрового представления сложного технического объекта, которое базируется на рассмотрении искусственного интеллекта, как многофункциональной системы.

В настоящее время развитие современных цифровых инструментов с использованием искусственного интеллекта, машинного обучения и нейросети, ориентированные на цифровое представление объекта позволяют решить перечисленные проблемы. Целью настоящего исследования является представление подходов на базе цифровых инструментов с использованием искусственного интеллекта, машинного обучения для формирования цифрового представления существующих промышленных предприятий в городе Перми.

**Отличительные особенности анализируемых предприятий – традиционных от цифровых предприятий.** На основе рассмотренных работ представим анализ отличительных особенностей существующих предприятий, исследуемых в нашей работе [4-10]:

Традиционные, цифровые и киберфизические предприятия существенно различаются по ряду параметров:

Во-первых, по способу взаимодействия людей: если традиционные предприятия требуют от сотрудников сосредоточиться на обсуждении и принятии решений в физических конференц-залах, то цифровые предприятия позволяют взаимодействовать без границ, при этом сотрудничество, встречи и обмен данными внутри и между предприятиями происходят в любое время и в любом месте. Этот сдвиг в модели сотрудничества - главное отличие цифрового предприятия от традиционного. Киберфизическое предприятие, с дру-

гой стороны, сочетает в себе эти два направления, используя цифровые технологии для эффективного сотрудничества, но при этом учитывая практические ограничения и условия физического мира;

Во-вторых, с точки зрения менталитета, цифровые предприятия используют данные + алгоритмические стратегии, чтобы справиться с неопределенностью и обеспечить управление, в то время как традиционные предприятия могут больше полагаться на опыт и интуицию при принятии решений. Киберфизические предприятия, с другой стороны, должны дополнительно учитывать правила и ограничения физического мира на основе цифрового мышления.

Кроме того, с точки зрения методов производства, цифровые предприятия используют цифровые технологии для достижения взаимосвязи производственных факторов предприятия и способны гибко корректировать производственные стратегии в соответствии с изменениями на рынке. Традиционные предприятия, с другой стороны, могут использовать крупномасштабные методы серийного производства. Киберфизические предприятия должны учитывать реальные производственные возможности и ограничения физического мира на основе цифрового производства. Как цифровые, так и киберфизические предприятия должны учитывать особенности цифровой трансформации, которая осуществляется в рамках концепции Индустрия 4.0 и формирования концепции Индустрия 5.0.

Что касается работы, то цифровые предприятия реализуют модель совместного управления, которая является стандартизированной, регулируемой, плоской, онлайн и эффективной, а также устанавливают систему управления, ориентированную на людей. Традиционные предприятия могут использовать более громоздкий иерархический подход к управлению. Киберфизическим предприятиям необходимо анализировать вопросы о том, как добиться эффективного функционирования и управления физическим миром на основе цифрового управления.

Традиционные предприятия обычно имеют фиксированную бизнес-модель, полагаясь в основном на офлайн-рынки для продаж и на традиционные каналы рекламы, продвижения и дистрибуции для продвижения своих продуктов, и услуг. Кроме того, традиционные предприятия склонны применять более традиционный подход к управлению цепочками поставок и производственными процессами, а также не обладают эффективными возможностями обмена информацией и сотрудничества. Бизнес-модель цифровых предприятий, напротив, в большей степени ориентирована на принятие решений на основе данных и расширение рынка в режиме онлайн. Они в полной мере используют большие данные, облачные вычисления, искусственный интеллект и другие цифровые технологии для сбора и анализа больших объемов пользовательских данных, чтобы получить представление о тенденциях рынка и потребностях клиентов. Бизнес-модель киберфизических предприятий, с другой стороны, подчеркивает глубокую интеграцию физического и цифрового миров. Они соединяют производственное оборудование, датчи-

ки и системы управления с помощью технологии IoT, чтобы обеспечить мониторинг, сбор данных и интеллектуальный анализ производственного процесса в режиме реального времени. Киберфизические предприятия используют эти данные для оптимизации производственных процессов, повышения производительности и создания индивидуальных продуктов. Традиционные предприятия имеют относительно низкий уровень развития технологий. Они обычно полагаются на традиционные технологии и инструменты для производства и работы и медленно принимают, и применяют новые технологии.

С учетом проведенного анализа можно сделать вывод, что традиционные, цифровые и киберфизические предприятия существенно различаются по способам взаимодействия, мышления, производства, работы и принятия решений. Эти различия отражают разные стратегии и ориентации разных предприятий в решении задач интеллектуализации производственных систем и цифровой трансформации.

Развитие технологий искусственного интеллекта (далее – ИИ) в части, касающейся автоматизированных систем, заслуживает особого подхода. Это обусловлено целым рядом причин [11]:

Во-первых, в автоматизированных системах в силу включенности в их процессы человека одной из главных задач является обработка неструктурированных текстовых данных на естественном языке.

Во-вторых, направление обработки естественного языка среди других технологий ИИ сталкивается с наибольшим количеством проблем (особенно при выявлении смысла текста) и находится на сравнительно низком уровне технологической готовности.

В-третьих, именно проблемы, порождаемые задачами смысловой обработки естественного языка, приводят все большее число исследователей к выводу о целесообразности совместного применения нейросетевого ИИ и так называемого логического ИИ, а также о том, что такое совмещение может привести к созданию универсального (сильного) искусственного интеллекта, способного рассуждать, автономно извлекать знания из книг и других документов, решать неизвестные ранее задачи.

Последнее обстоятельство, по нашему мнению, создает предпосылки для получения эффективных решений, но одновременно и понимание тех рисков, которые возникают в случае, если результаты такого совмещения логического и нейросетевого ИИ будут получены не в России, а, допустим, в других странах – участницах работ по созданию сильного ИИ (Artificial General Intelligence – AGI) [12].

Исследования последних лет дают все больше оснований для того, чтобы предполагать создание в ближайшее десятилетие универсально (сильного) ИИ. В первую очередь такой оптимизм обусловлен теми результатами, которые демонстрируют так называемые базисные предобученные нейросетевые модели (foundation models). Как известно, базисные нейросетевые модели, в основном типа трансформеров, прошедшие предварительное обучение (без учителя) на больших объемах (терабайтах) текстовых данных и насчитыва-

вающие сотни миллиардов – триллионы параметров, способны быстро обучаться (с учителем) применительно к узкоспециализированным предметным областям по относительно небольшим обучающим выборкам.

**Подход к цифровому представлению предприятия в процессе реализации проекта цифровой трансформации АО «Пермский завод «Машиностроитель».** Далее рассмотрим внедрение внутренней конференции связи – ВКС. ВКС в системе корпоративных коммуникаций. АО «Пермский завод «Машиностроитель» (АО «ПЗ «Маш») – крупное специализированное машиностроительное предприятие. АО «ПЗ «Маш» входит в состав военно-промышленной корпорации «НПО машиностроения» в составе которого в 2012г. вошло в Корпорацию «Тактическое ракетное вооружение».

Предпосылки и условия создания на АО «ПЗ «Маш» полнофункциональной отечественной системы корпоративных коммуникаций включают в себя две группы предпосылок: объективно-исторические и организационно-технические [9, 10].

АО «ПЗ «Маш» построена на основе технологий TrueConf. Почему мы говорим на основе технологий TrueConf, потому что на основе разработанных специалистами ИТ-службы АО «ПЗ «Маш» технических требований и технического задания разработчиками TrueConf и «Академии бизнес решений» выполнена глубокая интеграция систем IP-телефонии и видеоконференцсвязи, что позволили говорить о создании системы объединенных коммуникаций – с едиными справочниками абонентов, отслеживанием статуса присутствия, реализации различных IVR-сценариев взаимодействия персонала и производственных информационных систем посредством коммуникационных сервисов.

Таким образом, в процессе реализации проекта цифровой трансформации была создана единая коммуникационная система с предварительным названием «СИРИУС» - Синергично Интегрированная Речевая Информационно-Управляющая Система. Результатом является реализация интеллектуальных сценариев информационного обмена «человек – ИС»; «ИС – ИС» на базе модуля искусственного интеллекта с распознаванием и синтезом речи «СИРИУС, «Речевые технологии».

**Заключение.** Цифровизация производства ведет к повышению интенсивности и плотности информационных потоков. Это может приводить к снижению производительности, а не к повышению как ожидается. Платформа корпоративных коммуникаций должна обеспечивать взаимодействие людей и систем на человеческом языке и стать посредником, ускоряющим обработку лавинообразного потока информации. Предложение видеоконференцсвязи – нужны коммуникационные сервисы для всех предприятий города Перми. Это поможет в наращивании горизонтальных связей, в том числе, например, в рамках центров компетенций.

Таким образом, рассмотренный нами в работе методологический подход позволяет руководителям предприятий города Перми осуществлять эффективную работу предприятия в условиях цифровой трансформации.

## Библиографический список

1. Национальный портал в сфере ИИ и применения нейросетей в России: официальный сайт [Электронный ресурс] URL: <https://ai.gov.ru/>. (дата обращения 30.07.2024)
2. Ташкинов А.Г. Методика оценки эффективности проектов цифровой трансформации предприятия / сборник трудов Международной научно-практической конференции, Интеллектуальная инженерная экономика и Индустрия 5.0 (ИНПРОМ) 25–28 апреля 2024г. В 2 т. Т.2/ под ред. д-ра экон. наук, проф. Д. Г. Родионова, д-ра экон. наук, проф. А. В. Бабкина. – СПб.: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2024. С. 502 –507.
3. Чернова О.А., Даренин А.И. Цифровые трансформации в промышленности как фактор экономического роста //Естественно-гуманитарные исследования. – 2020. – №. 1 (27). – С. 222-226.
4. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
5. Шнайдер, ОГордон, Хуа Цянсен, Стратегическое мышление о цифровой трансформации традиционных предприятий, Шанхайские государственные активы, том 3, № 74-75, 2016, стр. 2. [Электронный ресурс]URL[https://lib.cqvip.com/Qikan/Article/Detail?id=668378930&from=Qikan\\_Article\\_](https://lib.cqvip.com/Qikan/Article/Detail?id=668378930&from=Qikan_Article_) Подробнее
6. Бабкин А.В., Дин Хайци Традиционные, цифровые и киберфизические предприятия: понятие, сущность и особенности / сборник трудов Международной научно-практической конференции, Интеллектуальная инженерная экономика и Индустрия 5.0 (ИНПРОМ) 25–28 апреля 2024г. В 2 т. Т.2/ под ред. д-ра экон. наук, проф. Д. Г. Родионова, д-ра экон. наук, проф. А. В. Бабкина. – СПб.: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2024. С. 156 – 160.
8. Babkin A., Shkarupeta E., Kabasheva I., Rudaleva I., Vicentiy A. A Framework for Digital Development of Industrial Systems in the Strategic Drift to Industry 5.0. International Journal of Technology 13(7) 174-182 (2022). <http://doi.org/10.14716/ijtech.v13i7.6193>
9. Фофанов О.Г. Разработка и внедрение российской системы объединенных коммуникаций / Сборник докладов форума по цифровизации оборонно-промышленного комплекса России, XI Форум ИТОПК. М.: Connect, 2022. С.101 – 102.
10. Ташкинов А.Г. Повышение операционной эффективности АО «Пермский завод «Машиностроитель» при реализации проектов цифровой трансформации предприятия. Управление качеством. – 2024, №7, С. 21 – 29.
11. Протасов А.А., Ширманов А.В., Родоманов С.И. Современные задачи автоматизации органов военного управления на базе технологий искусственного интеллекта // Военная мысль. 2022. № 4. С. 79 – 87.
12. Протасов А.А., Ширманов А.В., Родоманов С.И. Перспективы развития искусственного интеллекта и задачи разработчиков оборонно-промышленного комплекса в контексте автоматизации деятельности органов военного управления // Сборник докладов X форума по цифровизации оборонно-промышленного комплекса России, ИТОПК. М.: Connect, 2021. С.147 – 149.

## METHODOLOGICAL APPROACH TO THE FORMATION OF DIGITAL REPRESENTATION OF INDUSTRIAL ENTERPRISES IN THE CITY OF PERM

*Tashkinov Aleksey Grigorievich*

Perm National Research Polytechnic University,  
614990, Russia, Perm, Komsomolsky Prospekt St., 29  
JSC Perm Plant Mashinostroitel  
614014, Russia, Perm, Novozvyaginskaya St., 57

The article presents a description of the methodological approach based on digital tools using artificial intelligence, machine learning to form a digital representation of existing industrial enterprises in the city of Perm. An analysis of the distinctive features of traditional from digital enterprises is presented. The proposed approach

allows enterprise managers to effectively operate the enterprise in the context of digital transformation.

**Keywords:** artificial intelligence, digital and cyber-physical enterprises, approach, digital technologies.

## Секция: Искусственный интеллект, медицина и здравоохранение

УДК 004.032.26

### СУЩНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ LLM МОДЕЛЕЙ В СФЕРЕ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

*Назаров Дмитрий Михайлович*

Уральский государственный экономический университет,  
620144, г. Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной Воли, д. 62/45;  
Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[slup2005@mail.ru](mailto:slup2005@mail.ru)

*Бадаев Феликс Иосифович*

Уральский государственный экономический университет,  
620144, г. Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной Воли, д. 62/45  
[bfi52@mail.ru](mailto:bfi52@mail.ru)

В статье рассмотрены возможности применения больших языковых моделей (LLM) в здравоохранении для автоматизации обработки медицинской информации и поддержки клинических решений. Приведены примеры возможностей использования моделей, таких как BioBERT, PubMedBERT, GigaChat и Yandex GPT. Особое внимание уделено принципам и сущности работы моделей.

**Ключевые слова:** большие языковые модели (LLM-модели), здравоохранение, автоматизация, искусственный интеллект.

**Введение.** Цифровая трансформация затрагивает все большее количество сфер деятельности человека. Модели машинного обучения и интеллектуальный анализ данных с каждым годом становятся точнее и начинают применяться в таких чувствительных областях как медицина. Большие языковые модели (БЯМ, LLM) являются одним из трендов развития искусственного интеллекта последних 3 лет, их применение в сфере здравоохранения становится все более актуальным. В сфере здравоохранения ежедневно генерируется огромное количество информации, начиная от электронных медицинских записей и заканчивая результатами исследований и клиническими рекомендациями конкретным пациентам. Обработка и анализ этих данных требуют значительных усилий и времени от медицинского персонала разного уровня. LLM модели, такие как GPT (GenerativePre-trainedTransformer), предлагают инновационные решения для автоматизации и оптимизации этих процессов в контексте стремительного развития технологий искусственного интеллекта.

В настоящее время исследования такого рода в России являются скорее исключением, чем общепринятой практикой и это связано с тем, что подавляющее большинство медицинских работников не знакомы с возможностями больших языковых моделей, не имеют доступа к специализированным медицинским сервисам, которые позволяют проводить интеллектуальную обработку данных медицинских исследований, а также не имеют соответствующих компетенций для эффективной работы с этими сервисами.

Цель статьи разработать принципы применения LLM-моделей в сфере здравоохранения.

**Роль LLM моделей в медицинской практике.** Применение больших языковых моделей (LLM) в здравоохранении активно исследуется и развивается, что подтверждается многочисленными научными работами и разработками. Ниже представлен обзор ключевых исследований и технологий, демонстрирующих потенциал и реальные примеры использования LLM моделей в медицинской практике.

**Таблица 1. Роль LLM моделей в медицинской практике**

Модель	Компания	Возможности	Роль в медицинской практике
<b>BioBERT</b>	Korea University & Clova AI, 2019	1. Идентификация медицинских сущностей. 2. Классификация клинических документов- 3. Анализ биомедицинских текстов	1. Анализ научных публикаций и исследований 2. Поддержка клинических исследований и разработок. 3. Автоматизация обработки медицинской информации
<b>PubMedBERT</b>	Allen Institute for AI, 2020	1. Анализ и обобщение научных статей- 2. Обработка данных из PubMed 3. Извлечение информации (инсайтов) из научных публикаций	1. Поддержка медицинских исследований. 2. Быстрое извлечение и обобщение научной информации. 3. Поддержка врачей и ученых в доступе к актуальной научной информации мирового уровня
<b>GigaChat</b>	Сбербанк, 2022	1. Обработка русскоязычных текстов. 2. Генерация ответов на вопросы медицинской тематики в том числе 3. Автоматизация административных задач	1. Автоматизация обработки медицинской документации в русскоязычных странах. 2. Поддержка пациентов с использованием чат-ботов. 3. Обучение медицинского персонала на русском языке
<b>Yandex GPT</b>	Яндекс, 2022	1. Генерация ответов на вопросы на русском языке. 2. Обработка больших объемов данных. 3. Автоматизация административных процессов	1. Поддержка пациентов с помощью русскоязычных автоматизированных сервисов. 2. Автоматизация обработки и анализа медицинской информации. 3. Помощь врачам в доступе к справочной информации на русском языке

Как показывает анализ, проведенный в таблице 1 начиная с 2019 года интерес со стороны медицинского сообщества к большим языковым моделям, постоянно растет, а сами модели с каждым годом демонстрируют увеличивающийся в геометрической прогрессии спектр возможностей, от гене-

рации ответов на вопросы и анализа медицинских текстов до автоматизации административных задач и поддержки клинических решений.

**Сущность и принципы работы LLM-моделей.** Принципы работы GPT моделей в процессе анализа и генерации текстов основаны на использовании двух важнейших компонент: архитектуры трансформеров и механизма внимания. Рассмотрим, как GPT-модель генерирует ответ на вопрос (вместо врача), основанный на результатах медицинской диагностики пациента.

Запрос. Пациентка 45 лет поступила с жалобами на усталость, потерю веса и ночную потливость. В анамнезе — гипертензия и диабет 2 типа. Результаты лабораторных исследований показывают повышение уровня лимфоцитов и С-реактивного белка. Какие возможные диагнозы можно поставить пациентке и какие дополнительные исследования следует провести для уточнения предполагаемых диагнозов?

После получения запроса LLM-модель начинает действовать по определенному алгоритму.

**Шаг 1.** Токенизация запроса. Модель разбивает запрос на токены (числовые представления слов и символов) и анализирует их с помощью встроенного в нее механизма внимания. Например, в нашем запросе токенами могут быть: «пациентка», «45 лет», «поступила», «с жалобами», «на усталость» и др.

**Шаг 2.** Анализ запроса. Механизм внимания (attention mechanism) — это ключевой компонент архитектуры трансформеров, который позволяет моделям обрабатывать и генерировать текст в соответствии с запросом. Механизм внимания оценивает **важность** каждого слова входной последовательности (запроса) относительно других слов и определяет их вклад (вес) в генерацию каждого элемента выходной последовательности. Чтобы понять, как это делает модель рассмотрим основные элементы механизма внимания на примере токена «усталость». Для токена «усталость» вычисляются запросы (Q), ключи (K) и значения (V).

- Запрос (Q) формализует ответ на вопрос: как важен токен «усталость» для поиска ответа на вопрос?
- Ключи (K) вычисляются исходя из определения важности других токенов относительно токена «усталость». То есть происходят следующие числовые оценки. У нас числа будут заменены на слова естественного языка (низкий, средний, высокий).

«Пациентка»: важность в контексте токена «усталость» (может быть низкой).

«45 лет»: важность в контексте токена «усталость» (может быть средней).

«с жалобами»: важность в контексте токена «усталость» (может быть высокой).

«на усталость»: важность в контексте токена «усталость» (очень высокая, так как это сам токен).

- Значения (V), по сути определяют смысловую нагрузку каждого токена.

Пример ответа.

«Пациентка»: информация о пациенте (женщина, 45 лет).

«45 лет»: возраст пациента.

«поступила»: информация о обращении пациента за медицинской помощью.

«с жалобами»: информация о конкретных жалобах пациента.

«на усталость»: конкретная жалоба пациента (усталость).

Используя механизм внимания, модель определяет, какие токены (ключи) наиболее важны для текущего токена (токена из запросаQ) и вычисляет их вклад в формирование ответа. Это позволяет модели учитывать более важные токены, как более релевантные части текста при формировании окончательного ответа.

**Шаг 3.** Генерация гипотез.

Используя знания, накопленные в процессе обучения (на основе огромного массива исторических данных), GPT-модели генерируют возможные гипотезы относительно диагноза пациента. В данном случае модель может рассмотреть такие варианты, как лимфома, инфекция, аутоиммунное заболевание или осложнение уже имеющегося заболевания «диабет».

**Шаг 4.** Формулировка ответа.

Модель в итоге формулирует ответ, объединяя сгенерированные гипотезы и рекомендации. Ответ представлен в ясной и структурированной форме, чтобы медицинский работник мог легко интерпретировать и использовать эту информацию при определении диагноза.

Ответ: «Пациентка 45 лет с жалобами на усталость, потерю веса и ночную потливость, в анамнезе — гипертензия и диабет 2 типа, повышение уровня лимфоцитов и С-реактивного белка. Возможные диагнозы включают лимфому, инфекцию (например, туберкулез), аутоиммунное заболевание (например, системную красную волчанку) или осложнение диабета. Рекомендуется провести биопсию лимфатического узла, КТ грудной клетки и дополнительные серологические тесты для уточнения диагноза».

**Заключение.** В заключение следует отметить, что большие языковые модели (LLM) представляют собой важное направление развития технологий искусственного интеллекта в сфере здравоохранения, которое открывает новые возможности для проведения интеллектуального анализа и обработки медицинских данных, включая постановку первичного диагноза. Применение LLM-моделей в массовой медицинской практике позволит сократить время на выполнение рутинных задач медицинскому персоналу и повысить вариативность при определении окончательного диагноза пациенту. При этом однако необходимо понимать, что для широкого внедрения этих технологий в медицинскую практику необходима специализированная подготовка медицинского персонала для того, чтобы они могли правильно использовать потенциал LLM-моделей в своей работе. Важно развивать компетенции меди-

цинских работников в области автоматизации работы с медицинскими данными с помощью искусственного интеллекта. Таким образом, LLM модели имеют большой потенциал для улучшения качества медицинского обслуживания, если их применение будет осуществляться с учетом понимания сущности и принципов работы этих моделей.

### **Библиографический список**

1. Mehandru, N., Miao, B., Almaraz, E., Sushil, M., Butte, A., & Alaa, A. (2023). Large Language Models as Agents in the Clinic. ArXiv, abs/2309.10895. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.10895>.
2. Wang, G., Yang, G., Du, Z., Fan, L., & Li, X. (2023). ClinicalGPT: Large Language Models Fine-tuned with Diverse Medical Data and Comprehensive Evaluation. ArXiv, abs/2306.09968. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.09968>.
3. Sharaf, S., & Anoop, V. (2023). An Analysis on Large Language Models in Healthcare: A Case Study of BioBERT. ArXiv, abs/2310.07282. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.07282>.
4. Назаров Д. М., Бегичева С. В. Применение больших языковых моделей в образовательном процессе //Бизнес. Образование. Право. 2024. № 3(68). С. 430—436. DOI: 10.25683/VOLBI.2024.68.1057.

## **THE ESSENCE OF APPLICATION OF LLM MODELS IN HEALTH-CARE**

**Nazarov Dmitry M.**

Ural State University of Economics,  
620144, Yekaterinburg, ul. 8 Marta/NarodnoyVoli, 62/45;  
Perm State National Research University,  
614990, Russia, Perm, ul. Bukireva, 15  
[slup2005@mail.ru](mailto:slup2005@mail.ru)

**Badaev Felix I.**

Ural State University of Economics,  
620144, Yekaterinburg, ul. 8 Marta/NarodnoyVoli, 62/45  
[bfi52@mail.ru](mailto:bfi52@mail.ru)

The article considers the possibilities of using large language models (LLM) in healthcare for automation of medical information processing and support of clinical decisions. Examples of the possibilities of using models such as BioBERT, PubMedBERT, GigaChat and Yandex GPT are given. Particular attention is paid to the principles and essence of the models.

**Keywords:** large language models (LLM models), healthcare, automation, artificial intelligence.

## МЕТОД ФОРМИРОВАНИЯ ДЕСКРИПТОРОВ ДЛЯ КЛАССИФИКАТОРОВ МЫШЕЧНОЙ УСТАЛОСТИ, ОСНОВАННЫЙ НА ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗЕ СЕГМЕНТОВ ЭЛЕКТРОМИОСИГНАЛА

*Петрунина Елена Валерьевна*

Московский политехнический университет,  
107023, Россия, г. Москва, ул. Большая Семёновская д. 38  
ekaterinazyankina@gmail.com

*Пшеничный Александр Евгеньевич*

Юго-Западный государственный университет,  
30500, Россия, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94  
SFilist@gmail.com

*Ермаков Дмитрий Андреевич*

Юго-Западный государственный университет,  
30500, Россия, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94  
dmitriyermakov98@yandex.ru

В статье представлено описание методов формирования дескрипторов для классификаторов степени мышечной усталости в многоагентных гибридных системах машинного обучения. Дескрипторы вычисляются путем анализа эволюции вейвлет-плоскости сегментов электромиограммы в процессе выполнения тестовой нагрузки. Предложен способ получения шкалы мышечной усталости, позволяющий учитывать физические возможности пациента при формировании обучающих выборок для системы машинного обучения.

**Ключевые слова:** поверхностная электромиография, мышечная усталость, обработка биомедицинских сигналов, вейвлет-анализ, дескрипторы, нейронные сети.

**Введение.** Мышечная усталость (МУ) определяется как «неспособность поддерживать требуемую или ожидаемую силу». Это сложное явление, наблюдаемое в повседневной жизни, которое вызвало большой интерес в областях спорта, медицины, робототехники и эргономики. Для многих пациентов с нервно-мышечными нарушениями учет МУ имеет решающее значение при разработке эффективных программ реабилитации, а оценка усталости может предоставить важную информацию о функции скелетных мышц, а также необходимость ассистирующих моментов в промышленных и медицинских экзоскелетов. Систематический подход к оценке МУ может дать важные сведения о самой инвалидности, о ее прогрессировании и об эффективности применяемых методов лечения[1].

В настоящее время используемые в клинической практике методы определения МУ оценивают ее с помощью качественных оценочных шкал. Поверхностная электромиография (пЭМГ) является неинвазивным и широко используемым методом оценки МУ и определенные характеристики сигнала пЭМГ могут быть индикаторами МУ. Учитывая различные уровни эффективности методов оценки МУ, используемых в настоящее время в клиниче-

ской практике, необходимы исследования, направленные на разработку надежных и объективных инструментов оценки МУ[1].

**Анализ методов - аналогов.** Известен метод оценки МУ на основе двухканальной пЭМГ, получаемой с мышц-синергистов, принимающих участие в выполнении физической тестовой нагрузки [2, 3]. Сущность метода состоит в том, что паттерны мышечной синергии формируются посредством образования в каждом канале пЭМГ частотного и амплитудного подканалов и определения показателя корреляции сигналов в частотных подканалах всех каналов пЭМГ и показателя корреляции сигналов в амплитудных подканалах всех каналов пЭМГ. В двух каналах получаем показатели синхронности Z1 и Z2, которые являются лингвистическими переменными и описываются тремя терминами паттернов синергии: L, M и H, что соответствует низкому, среднему и высокому уровням корреляции синергистов. Классификацией полученных показателей синхронности осуществляется посредством нечеткого логического вывода. При наличии трех термов и двух лингвистических переменных консеквенты в решающих правилах формируются посредством таблицы , строки и столбцы которой соответствуют используемым термам, а в ячейках таблицы записывается терм выходной лингвистической переменной Z, в частном случае, у которой тоже может быть три термина.

Структурная схема для реализации этого способа представлена на рисунке 1. Она включает два миоэлектронных устройства считывания (МЭУС) 1 и 2, по одному на каждый канал пЭМГ, и блок нечеткого логического вывода (БНЛВ) 3. БНЛВ включает блок корреляционных детекторов (БКД) 4, блок фуззификаторов 5, на выходе которого формируются нечеткие логические переменные Z1 и Z2, базу нечетких решающих правил 6 и дефуззификатор 7, на выходе которого формируется показатель оценки мышечной усталости Z.

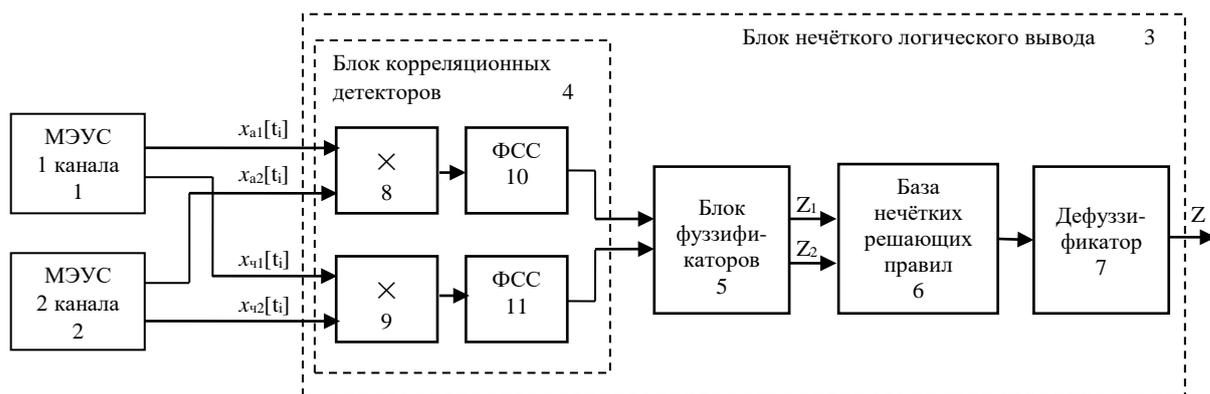
БКД включает два умножителя 8 и 9 и два фильтра скользящего среднего (ФСС) 10 и 11. На выходе БКД формируются два паттерна сигналов синергии

$$y_1[t_n] = \frac{1}{N} \sum_{i=n}^{n+N-1} x_{a1}[t_i] \cdot x_{a2}[t_i], \quad (1)$$

$$y_2[t_n] = \frac{1}{N} \sum_{i=n}^{n+N-1} x_{c1}[t_i] \cdot x_{c2}[t_i], \quad (2)$$

где N-ширина окна ФСС 10 и 11, n – текущий отсчет времени, i-апостериорные отсчеты времени,  $x_{a1}[t_i]$  и  $x_{a2}[t_i]$  - цифровые сигналы с подканалов амплитудных детекторов МЭУС 1 и 2,  $x_{c1}[t_i]$  и  $x_{c2}[t_i]$  - цифровые сигналы с подканалов частотных детекторов МЭУС 1 и 2.

Для формирования дескрипторов Z1 и Z2, а также для формирования базы нечетких импликаций в процессе осуществления способа экспериментальным путем определяют соответствие между приложенной нагрузкой на мышцы синергисты и параметрами пЭМГ. Это позволит формировать функции принадлежности и нечеткие решающие правила для БНЛВ.



**Рисунок 1. Структурная схема устройства оценки мышечной усталости на основе двухканальной электромиограммы, получаемой с мышц-синергистов**

Однако такой способ контроля МУ имеет ряд недостатков, основной из которых связан с тем, что при моделировании МУ путем воздействия физической нагрузки на мышцы, не учитываются индивидуальные физические возможности организма человека, так как одна и та же нагрузка будет вызывать различный уровень усталости у различных индивидуумов, что приводит к трудностям формирования правил нечеткой продукции и неточности их решений. Кроме того, анализ МУ на основе анализа пЭМГ, снимаемым с двух мышц, не совсем удобен при электростимуляции, так как стимулирующие воздействия направлены на одну мышцу.

Всвязисэтимв [4] было предложено при формировании дескрипторов для классификатора МУ использовать эволюцию показателей одноканальной пЭМГ. Алгоритм реализации этого способа включает следующие процедуры:

1. Сбора данных (запись одноканальной пЭМГ с соответствующей мышцы).

2. Вычисление непрерывного вейвлет-преобразования ( $CWT$ ) электромиосигнала каждые 25 секунд. Расчет  $CWT$  каждые 25 секунд предлагается для удовлетворения минимальных требований к количеству данных, с которыми можно работать, и медицинских требований, которые защищают здоровье пациента.

3. Расчет общей энтропии вейвлета ( $TWE$ ) для вейвлет-коэффициентов на каждом интервале.  $TWE$  основан на принципе энтропии Шеннона, определяемой как

$$S_{wt} = -\sum [p_i \ln p_i], \quad (3)$$

где  $p_i$  - распределение вероятностей или относительная энергия вейвлета ( $RWE$ ) в заданном масштабе:

$$RWE_i = \sum_k CWT_{i,k}^2, \quad (4)$$

где  $k$  – номер отсчета вейвлет-коэффициента на масштабе с номером  $i$ .

Для количественной оценки приращения энергии была выбранаобщая (глобальная) энтропия вейвлета ( $TWE$ ), поскольку она показала лучшие ре-

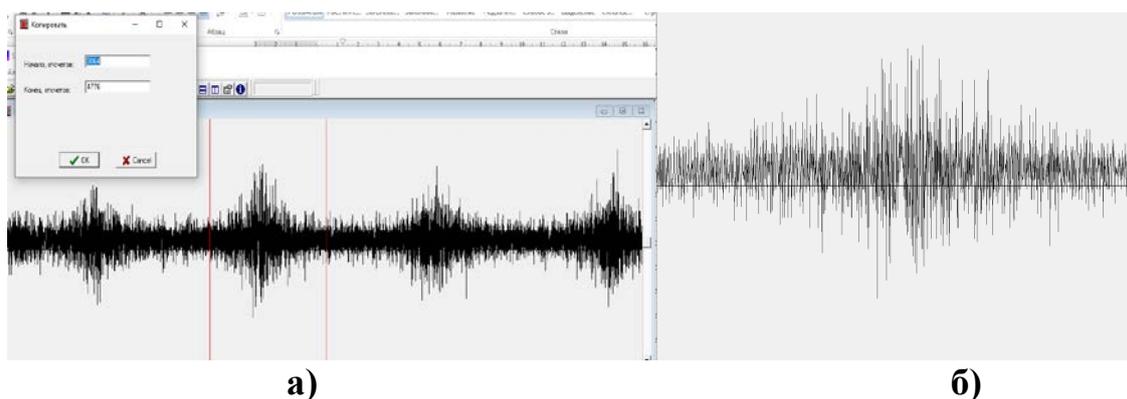
зультаты, чем другие классификаторы энергии вейвлета.  $TWE$  определяется как:

$$TWE = \frac{S_{wr}}{N}, \quad (5)$$

где  $N$ — максимальный масштаб, используемый в вейвлет-анализе.

4. Расчет процента роста  $TWE$  в интервалах по 25 секунд (по отношению к первым 25 секундам). Уровни МУ определяются на основе процентного роста  $TWE$ : рост 1%-136% - первый уровень утомления, рост 137%-199% - второй уровень утомления, рост 200%-280% третий уровень утомления, выше 281% - четвертый уровень утомления. Этот алгоритм был использован для биоуправления электростимуляцией мышц в биотехнических системах реабилитационного типа, например, электростимуляция должна быть остановлена на уровне МУ равного двум.

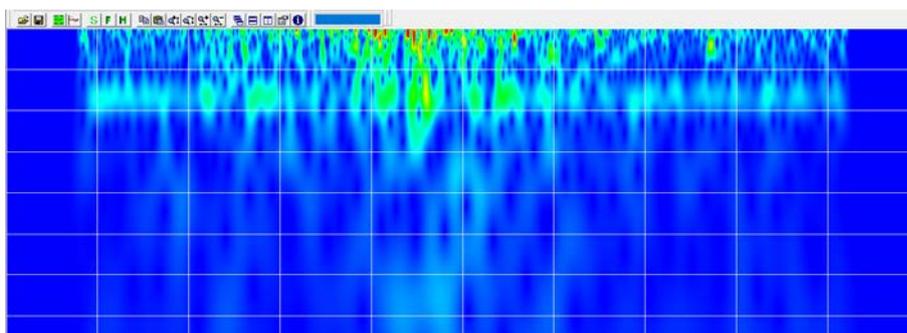
**Метод формирования дескрипторов по результатам вейвлет - анализа электромиосигнала.** Идея метода состоит в получении  $CWT$  сегмента пЭМГ, который во временном интервале соответствует двигательной активности исследуемой мышцы. На рисунке 2а показан сигнал пЭМГ мышцы, выполняющей периодическую тестовую нагрузку. Интервал двигательной активности выделен двумя вертикальными линиями красного цвета.



**Рисунок 2. Электромиосигнал при тестовой нагрузке (а) и его сегмент (б), на основе анализа которого формируются дескрипторы для классификатора мышечной усталости**

Для формирования дескрипторов используем вейвлет-преобразование этого сегмента, эпюра которого представлена на рисунке 2б. Вейвлет-плоскость этого сегмента представлена на рисунке 3. Вейвлет-плоскость построена для нижней частоты 20 Гц.

Для получения первой группы (вектора) дескрипторов используем формулу (5) на каждом уровне детализации  $i$ . Таким образом, размерность первого вектора дескрипторов определяется числом уровней детализации  $N$  или, другими словами, числом строк вейвлет-плоскости.



**Рисунок 3. Вейвлет-плоскость сегмента электромиосигнала**

Максимальное количество уровней разложения определяется числом отсчетов в сигнале  $K$ , то есть  $N_{\max}=K/2$ .  $N_{\min}$  или  $N$  непосредственно связано с частотой дискретизации ( $f_s$ ) анализируемого сигнала. В случае разложения пЭМГ, дискретизированного с частотой 640 Гц при нижней частоте анализа равной 20 Гц, число уровней декомпозиции  $N=200$  [5]. Таким образом, первый вектор будет иметь двести дескрипторов, определяемых по формуле (5).

Для определения компонентов второго вектора используем формулу, аналогичную (5), но энергию вейвлет-коэффициентов определяем по столбцам вейвлет-плоскости. В общем случае сегмент пЭМГ занимает порядка 1,5...2 с и в нем может быть свыше полутора тысяч отсчетов. Однако, если обратиться к вейвлет-плоскости рисунок 3, то можно заметить, что максимальная энергия спектра сосредоточена в ее центре. Следовательно, задавшись пороговым значением для энергий в столбцах, можем использовать для вычисления компонентов второго вектора только те столбики, энергия в которых выше пороговой.

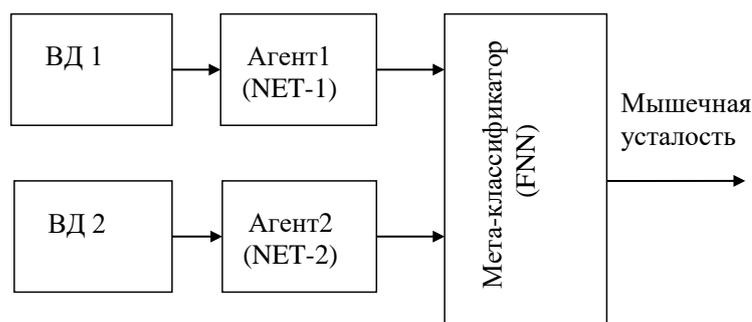
**Результаты.** В эксперименте, для исследования характера зависимости пЭМГ от МУ, пЭМГ снималась в зоне предплечья, где находятся такие мышцы, как поверхностный сгибатель пальцев, длинная ладонная мышца, лучевой сгибатель запястья и др. Одной из главных функций этих мышц является сгибание кисти. Для контроля величины нагрузки на кисть использовался динамометр электронный медицинский типа ДМЭР. Испытуемому ставилась задача с такой силой сжимать динамометр, чтобы на экране отображалось определенное значение: 5, 10, 15 и т.д. дан (\*10 Ньютон). Таким образом, замыкалась биологическая обратная связь (БОС), которая позволяет связать регистрируемый параметр RMS с усилием динамометра. Общий вид кисти с динамометром и присоединенными электродами представлен на рисунке 4.



#### Рисунок 4. Общий вид кисти с динамометром и присоединенными электродами

Эксперимент начинался с установления индивидуальной шкалы пациента. Для этого устанавливалась нагрузка в динамометре и по секундомеру определялось время, после которого испытуемый уже не мог выполнять заданную процедуру, это время предельной МУ. Затем аналогичные эксперименты проводились у всех пациентов экспериментальной группы. Определялось среднее время предельной МУ. Затем, варьируя нагрузку в динамометре в сторону увеличения и в сторону уменьшения, устанавливалась единая шкала утомления для всех пациентов экспериментальной группы.

Гибридный классификатор построен на основе многоагентной идеологии. На нижнем уровне находятся автономные интеллектуальные агенты, формирующие пространство информативных признаков для автономных интеллектуальных агентов, находящихся на верхнем иерархическом уровне. На верхнем иерархическом уровне классификатора используем агрегатор, агрегирующий решения модулей классификации медицинского риска, находящихся на нижнем иерархическом уровне. Структура гибридного классификатора, построенного по такому принципу, представлена на рисунке 5.



#### Рисунок 5. Структура гибридной системы классификации

Она включает два независимых модуля классификаторов МУ, которые анализируют векторы дескрипторов (ВД 1 и ВД 2). В качестве агрегатора (мета-классификатора) была использована нечеткая нейронная сеть, алгоритмы настройки которой подробно описаны в [3, 6, 7], на выходе которого формируется окончательное значение показателя мышечной усталости.

**Заключение.** В результате проведенного исследования предложен метод контроля МУ, основанный на построении вейвлект-плоскостей сегментов пЭМГ, определении двух векторов дескрипторов по общим энергиям в строках и столбцах вейвлет-плоскости, и определения уровня МУ посредством гибридного классификатора, содержащего два независимых классификатора, выполненных на полносвязных нейронных сетях прямого распространения сигнала, и нечеткой нейронной сети в качестве агрегатора решений этих классификаторов.

Предложен способ формирования шкалы МУ, позволяющий использовать ее независимо от физических возможностей пациента, а также использовать в обучающих и контрольных выборках дескрипторы, полученные от пациентов, с различными значениями предельной МУ.

## Библиографический список

1. Maddalena Mugnosso, Francesca Marini, Michael Holmes, Pietro Morassol and Jacopo Zenzeri. Musclet fatigue assessment during robot-mediated movements // Mugnosso et al. Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation (2018) 15:119. Pp. 2–14. <https://jneuroengrehab.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12984-018-0463-y>.
2. Способ оценки мышечной усталости на основе контроля паттернов синергии и устройство для его осуществления/Филист С.А., Трифонов А.А., Кузьмин А.А., Сафронов Р.И., Петрунина Е.В. Патент на изобретение 2766764 С1, 15.03.2022. Заявка № 2021105609 от 04.03.2021.
3. Гибридный метод контроля мышечной усталости в робототехнической системе / А. А. Кузьмин, Р. А. Томакова, Е. В. Петрунина, Д. А. Ермаков, С. Кадырова // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2023. Т. 13, № 3. С. 64–81. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-2-64-81>.
4. Victoria A. Salazar Herrera, J. Franklin Andrade Romero, Mauricio Amestegui Moreno. Algorithm of detection and alert of muscle fatigue in paraplegic patients, by Digital Signal Processing of Surface Electromyogram //IWSSIP 2010 - 17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing. Pp.530-533.
5. DWT analysis of numerical and experimental data for the diagnosis of dynamic eccentricities in induction motors / J. Antonino-Daviu [et al.] // Mechanical Systems and Signal Processing. 2007. Vol. 21. No.6. P. 2575- 2589.
6. Шаталова, О.В. Биомедицинская спектроскопия в классификаторах функционального состояния органов и систем человека, построенных на основе гибридных технологий искусственного интеллекта / О.В. Шаталова, А.В. Серебровский, Н.С. Стадниченко, А.Ю. Новоселов, А.В. Лях // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. - 2023. - Т. 22, № 2. - С. 100-113.
7. Петрунина Е. В., Томакова Р. А., Филист С. А. Гибридные методы и модели для биотехнических систем с адаптивным управлением диагностическими и реабилитационными процессами / Юго-Западный государственный университет. Курск, 2022. 249 с.

## METHOD OF FORMING DESCRIPTORS FOR MUSCLE FATIGUE CLASSIFIERS BASED ON WAVELET ANALYSIS OF ELECTROMYOSIGNAL SEGMENTS

*Elena V. Petrunina*

Moscow Polytechnic University,  
107023, Russia, Moscow, BolshayaSemenovskayast., 38  
ekaterinazyankina@gmail.com

*Alexander E. Pshenichny*

Southwestern State University,  
30500, Russia, Kursk, 50th Anniversary of October St., 94  
SFilist@gmail.com

*Dmitry A. Ermakov*

Southwestern State University,  
30500, Russia, Kursk, 50th Anniversary of October St., 94  
dmitriyermakov98@yandex.ru

The article presents a description of methods for forming descriptors for classifiers of the degree of muscle fatigue in multi-agent hybrid machine learning systems. Descriptors are calculated by analyzing the evolution of the wavelet plane of electromyogram segments during the test load. A method for obtaining a muscle fatigue scale is proposed, which allows taking into account the patient's physical capabilities when forming training samples for the machine learning system.

**Key words:** surface electromyography, muscle fatigue, biomedical signal processing, wavelet analysis, descriptors, neural networks.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ САХАРНОГО ДИАБЕТА

*Лукин Максим Константинович*

НИУ «Высшая школы экономики»

614990, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38

mklukin@hse.edu.ru

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования результатов диагностики сахарного диабета на основе анамнеза пациента. Система позволяет с большой точностью предсказать вероятность выявления диабета при дальнейших лабораторных исследованиях. С помощью разработанной интеллектуальной системы проведено исследование предметной области и выявлены закономерности, имеющие практической значение.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, сахарный диабет, анамнез.

**Введение.** Определение наличия сахарного диабета на основе результатов анализов может быть легко выполнено, но не всем доступно посещение больницы для этой цели. Вместо этого, большинство людей полагаются на субъективные показания, которые сложнее использовать для прогнозирования. Из-за этого было принято решение использовать анамнез для предсказания наличия сахарного диабета, основываясь на результатах опроса и обследования пациентов в больнице. Любой человек может ответить на простые вопросы о своем состоянии и узнать, нужно ли ему обратиться к врачу для профессионального обследования.

Однако, исследования на тему прогнозирования вероятности сахарного диабета на основе анамнеза были проведены недостаточно подробно [4], хотя существуют материалы в интернете, которые содержат в основном те же вопросы для сбора анамнеза, что и в данном проекте. Основная цель работы заключается в сборе публичных данных об анамнезе людей и результатов наличия сахарного диабета на основе полноценного врачебного исследования, а также в создании и обучении нейросетевой модели на этих данных. Конечной целью является создание нейросетевой системы, которая сможет корректно прогнозировать вероятность наличия сахарного диабета у человека.

Для создания нейросетевой системы были выбраны следующие параметры:

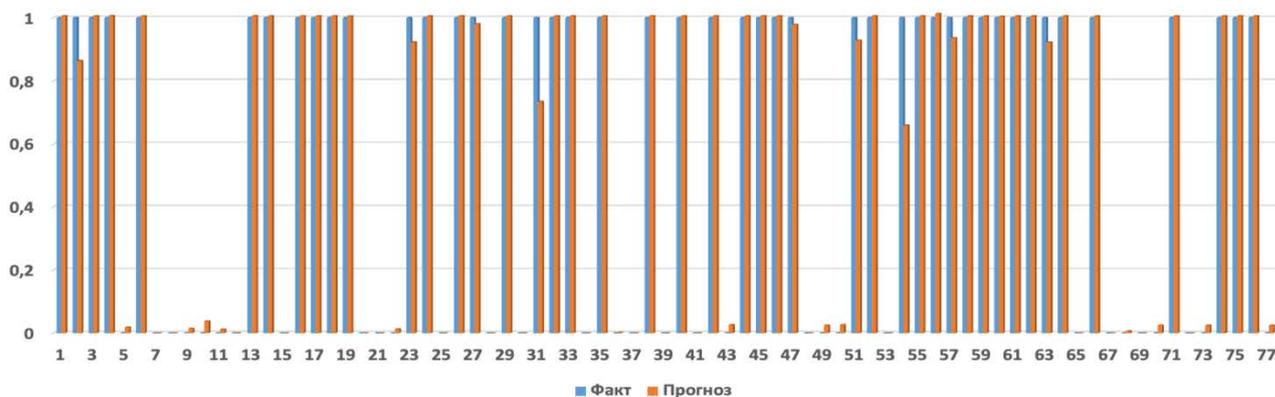
- X1 – возраст (age)
- X2 – пол (gender)
- X3 – увеличенное мочеобразование (polyuria)
- X4 – чрезмерная жажда (polydipsia)
- X5 – внезапная потеря веса (sudden\_weight\_loss)
- X6 – слабость (weakness)
- X7 – повышенный аппетит (polyphagia)
- X8 – генитальная молочница (genital\_thrush)
- X9 – ухудшение зрения (visual\_blurring)
- X10 – зуд (itching)
- X11 – раздражительность (irritability)
- X12 – замедленное заживление ран (delayed\_healing)
- X13 – слабость в мышцах (partial\_paresis)
- X14 – неподвижность, онемение мышц (muscle\_stiffness)
- X15 – выпадение волос (alopecia)
- X16 – ожирение (obesity)

Выходной параметр – сведения о наличии/отсутствии сахарного диабета.

Обучающее множество было собрано с помощью интернет-ресурса kaggle [1]. Изначально в множестве было 517 примеров. Перед переходом к проектированию и обучению нейросетевой модели была необходима очистка исходного множества от противоречивых примеров и выбросов. Обучив нейронную сеть на основе обучающего и валидирующего множеств, была проведена проверка обучающего множества (вместо тестового) для поиска выбросов в обучающем множестве.

Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [7] по методике [8]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет шестнадцать входных нейронов, один выходной и один скрытый слой с тремя нейронами. Большее количество нейронов было не целесообразно, так как чем грубей сеть, тем меньше риск наткнуться на переобучение сети.

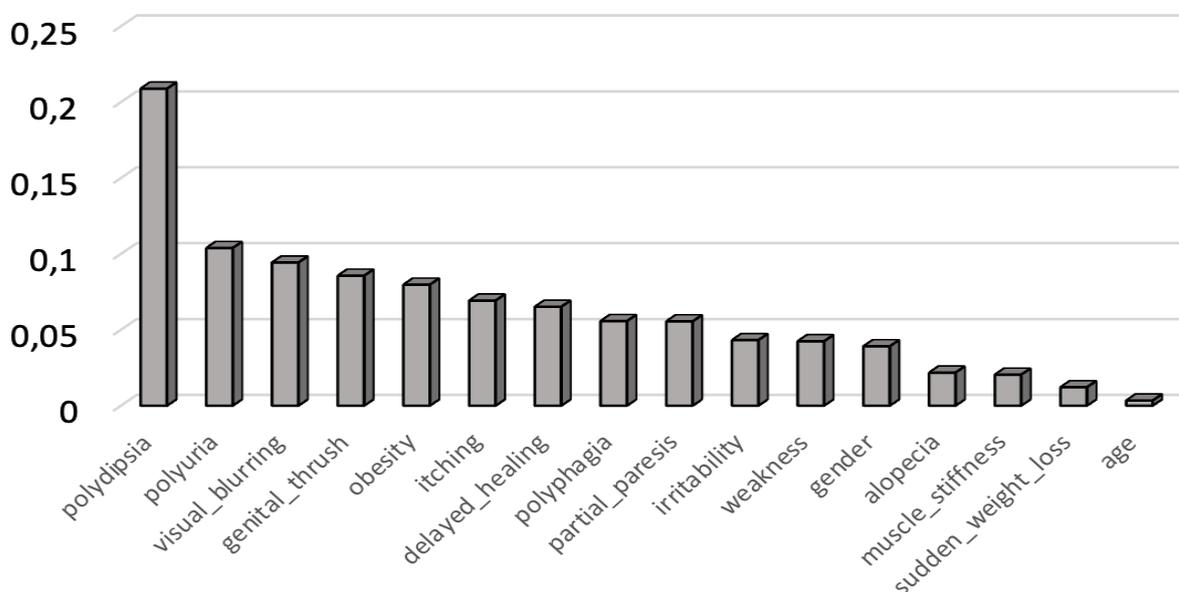
Для оценки корректной работы спроектированной нейронной сети использовалось тестирующее множество, состоящее из 77 примеров. Средняя относительная ошибка тестирования составила 3.2%, что можно считать приемлемым результатом. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая сравнение между фактическими и прогнозируемыми нейросетью показателями.



**Рисунок 2. Результат тестирования нейросети**

Из результатов, изображенных на рисунке 1, можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейронной сети.

Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5», результат отображен на рисунке 2.

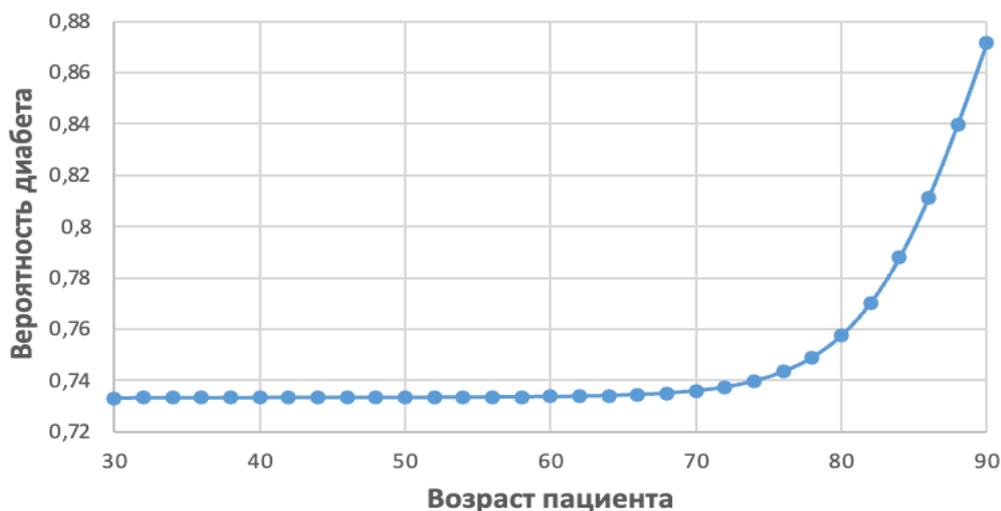


**Рисунок 3. Значимость параметров**

Как видно из рисунка 2, наиболее значимыми являются polydipsia она же сухость во рту и polyuria – повышенное мочеобразование. Это подтверждается данными от дантистов и других врачей [9-10]. Ожидалось, что самым влиятельным параметром будет ожирение, так как рацион с повышенной калорийностью и вероятное присутствие большого количества сладкой и жирной еды провоцирует не только ожирение, но и приводит к нарушениям в организме, ведущим за собой сахарный диабет (чаще 2 типа).

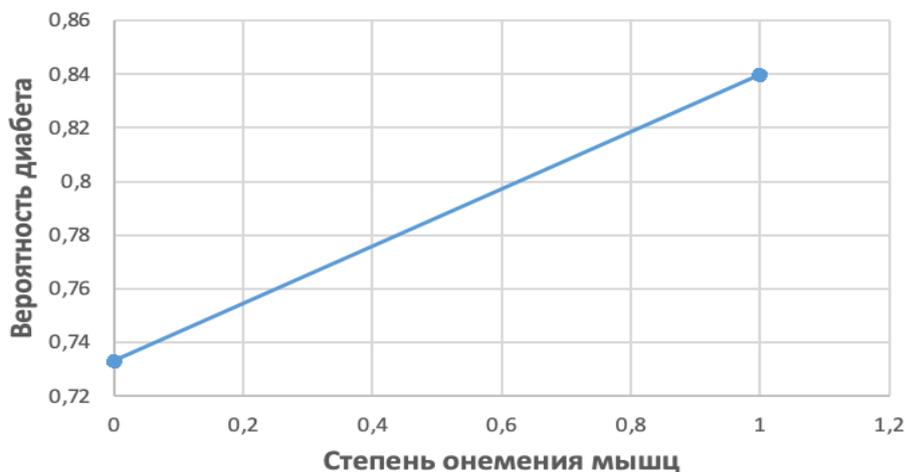
Далее было проведено исследование полученных зависимостей между входными параметрами и медицинскими показателями. Исследование производилось с помощью метода «замораживания» [2-4, 8], суть которого заключается в варьировании значения одного параметра и фиксировании значений всех других параметров. Для этой цели был отобран «нейтральный пример», для которого нейросеть давала ответ, средне отличный от 0 и 1.

На рисунке 3 показан график зависимости прогнозируемой вероятности положительного диагноза диабета от возраста. Из графика видно, что с увеличением возраста пациента, шанс положительного диагноза диабета возрастает. Начиная с 75 лет шанс получить диабет гораздо выше, чем в более молодом возрасте.



**Рисунок 4. Зависимость вероятности диабета от возраста**

На рисунке 4 продемонстрирована зависимость наличия диабета от наличия онемения мышц. Исходя из графика, можно заметить, что зависимость прямая.



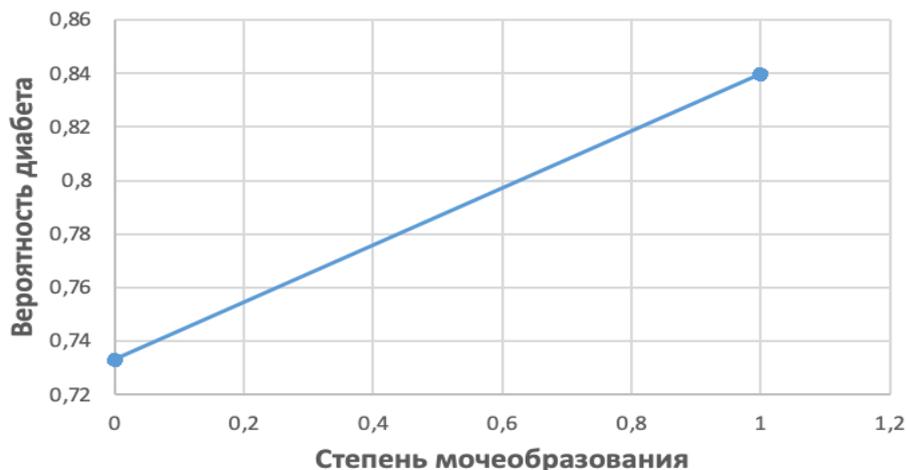
**Рисунок 5. Вероятность диабета в зависимости от неподвижности мышц**

На рисунке 5 продемонстрирована зависимость наличия диабета от увеличенного мочеобразования. Исходя из графика, можно сделать вывод о том, что зависимость прямая.

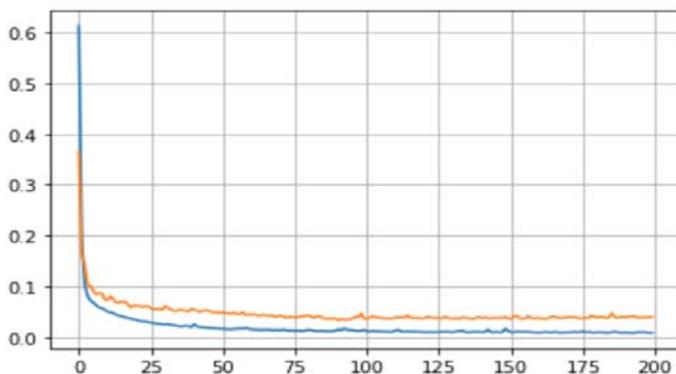
Полученные результаты исследований не противоречат реальности, что подтверждает, что спроектированную нейронную сеть с помощью «Нейро-симулятор 5» можно считать пригодной для прогнозирования наличия диабета у пациента.

Далее спроектируем нейронную сеть с помощью библиотеки Keras на языке Python. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет пять входных нейронов, один

выходной и один скрытый слой с двумя нейронами. На рисунке 6 изображен график обучения нейросети в Python.

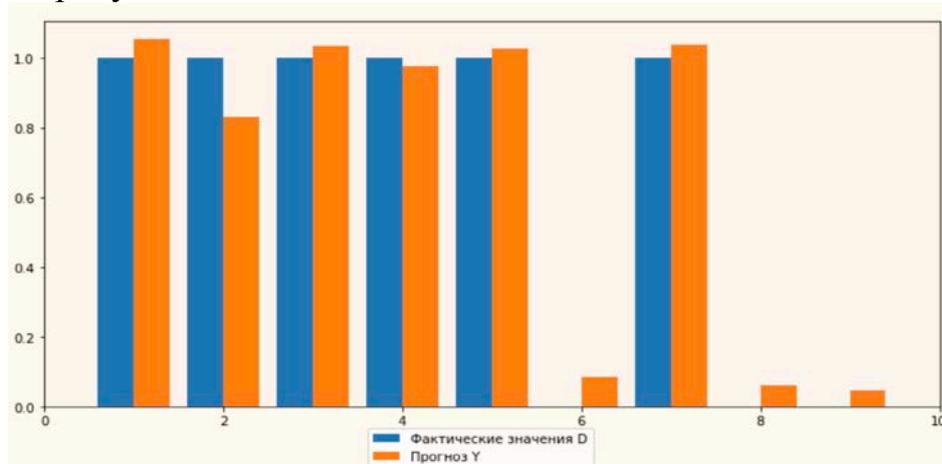


**Рисунок 6. Вероятность диабета в зависимости от увеличенного мочеобразования**



**Рисунок 7. График обучения сети в Python**

После обучения нейронной сети было произведено сравнение фактических и прогнозных значений наличия диабета у пациента, результаты представлены на рисунке 7:



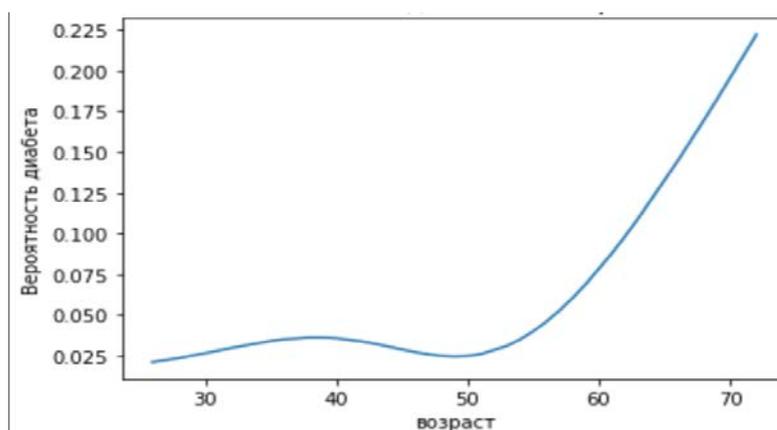
**Рисунок 8. Фактические и прогнозные значения наличия диабета у пациента**

При анализе данного графика можно сделать вывод, что погрешность немного выше, чем в Нейросимуляторе. Средняя относительная ошибка тест-

тирования составила  $MSE=0.017$ ,  $RMSE=0.13$ , что можно считать приемлемым результатом, а коэффициент детерминации в питоне  $R^2=0.924$ , а коэффициент детерминации в Нейросимуляторе 5 был равен  $R^2=0.987$ .

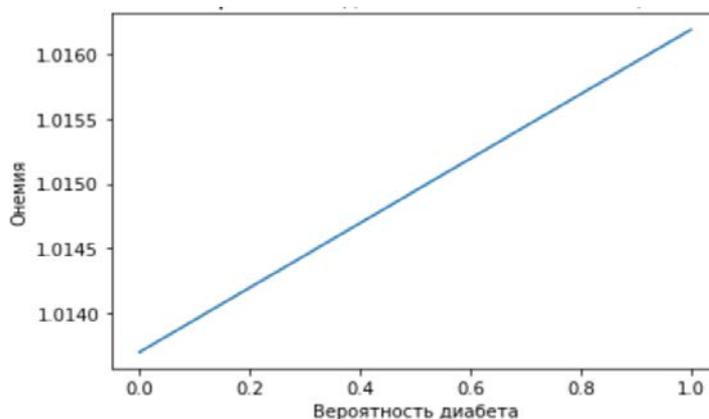
Для сравнения результатов анализа нейросети построенной в Нейросимуляторе 5 и Python, было принято решение построить графики зависимости вероятности диабета от возраста (см. рис. 8) и зависимости вероятности диабета от онемения мышцах (см. рис. 9).

Исходя из графика 8, можно заметить, что вероятность наличия диабета у пациента повышается с увеличением его возраста. Такая же тенденция наблюдалась и при анализе на «Нейросимулятор 5».



**Рисунок 9. Зависимость наличия диабета от возраста пациента Python**

На рисунке 9 можно заметить, что зависимость диабета от онемения мышц прямая. Такая же тенденция была при анализе на «Нейросимулятор 5».



**Рисунок 10. Зависимость вероятности диабета от онемения мышц Python**

Зависимости наличия диабета у пациента от параметров у «Нейросимулятора 5» и Python могут отличаться друг друга, так как при работе с нейросимулятором, данные делились на обучающее, тестовое и валидирующее множество вручную, а в Python было автоматическое деление.

**Заключение.** Построена система нейросетевого прогнозирования заболевания диабетом. Спроектированная нейросетевая модель учитывает 16 входных параметров. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей прогнозируемого диагноза от изменения входных параметров. Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой

точностью прогнозировать наличие диабета у пациента. Наиболее близким к действительности прогнозом является прогноз «Нейросимулятора 5», так как в нем существует возможность обучения и выборки данных вручную. Таким образом, это позволяет вносить изменения для выявления реалистичного прогноза. Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать наличие диабета у пациента.

### Библиографический список

1. kaggle.com – базы данных . [ Электронный ресурс ]. Режим доступа: <https://www.kaggle.com>
2. Yasnitsky L.N., Dumler A., Cherepanov F.M. The capabilities of artificial intelligence to simulate the emergence and development of diseases, optimize prevention and treatment thereof, and identify new medical knowledge. *Journal of Pharmaceutical Sciences and Research*. 2018. Т. 10. No 9. С. 2192-2200.
3. MedicalXpress [Электронный ресурс] // URL: <https://medical-xpress.com>. (Дата обращения 06.03.2023)
4. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. Dynamic artificial neural networks as basis for medicine revolution. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2018. Т. 850. С. 351-358.
5. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
6. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
7. Yasnitsky L.N. Algorithm for searching and analyzing abnormal observations of statistical information based on the Arnold – Kolmogorov – Hecht-Nielsen theorem // *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2020. 9(2). Pp. 1814-1819. DOI: 10.30534/ijatcse/2020/139922020 <http://www.warse.org/IJATCSE/static/pdf/file/ijatcse139922020.pdf>
8. Диабет и заболевания пародонта, Скиба А. В., Терешина Т. П. // *Инновации в стоматологии*. 2014. № 1 (3). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/diabet-i-zabolevaniya-parodonta> (дата обращения: 06.03.2023 г.).
9. Современные аспекты патогенеза пародонтита у больных сахарным диабетом, Григорян К. Р., Барер Г. М., Григорян О. Р., Мельниченко Г. А., Дедов И. И. // *Сахарный диабет*. 2006. № 2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-aspekty-patogeneza-parodontita-u-bolnyh-saharnym-diabetom> (дата обращения: 06.03.2023 г.).

### NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE WINNER OF A SNOOKER MATCH

*LukinMaksimK.*

Perm National Research University, Higher School of Economics 614990, Russia,  
Perm, Studencheskaya str. 38, [mklukin@hse.edu.ru](mailto:mklukin@hse.edu.ru)

The paper describes the development of a neural network system for predicting the results of diabetes diagnosis based on a patient's medical history. The system allows predicting with great accuracy the probability of diabetes detection during further laboratory tests. The developed intelligent system was used to investigate the subject area and identify patterns of practical relevance.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technology, prognosis, diabetes mellitus, anamnesis.

**НЕЙРОСЕТЕВАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИАГНОСТИКИ ХРОНИЧЕСКОЙ СЕРДЕЧНОЙ НЕДОСТАТОЧНОСТИ МЕТОДОМ ТЕНЗИОМЕТРИИ**

*Грибков Дмитрий Николаевич*

Пензенский государственный университет  
440026, г. Пенза, ул. Красная, 40  
[rororol23@mail.ru](mailto:rororol23@mail.ru)

*Горбаченко Владимир Иванович*

Пензенский государственный университет  
440026, г. Пенза, ул. Красная, 40  
[gorvi@mail.ru](mailto:gorvi@mail.ru)

*Потапов Владимир Владимирович*

Донецкий государственный медицинский университет имени М. Горького  
83003, г. Донецк, пр. Ильича, 16  
[x3x3x23@rambler.ru](mailto:x3x3x23@rambler.ru)

*Милтых Илья Сергеевич*

Пензенский государственный университет  
440026, г. Пенза, ул. Красная, 40  
[ilia@miltykh.com](mailto:ilia@miltykh.com)

*Зенин Олег Константинович*

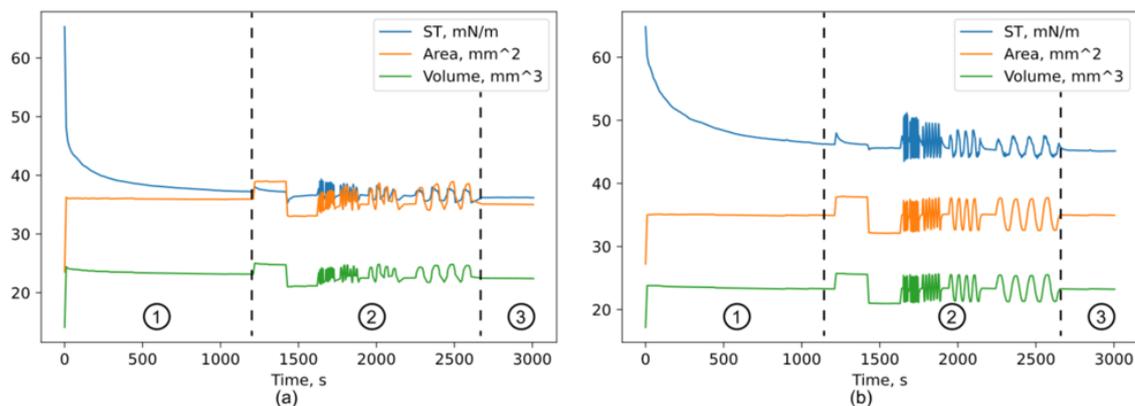
Пензенский государственный университет  
440026, г. Пенза, ул. Красная, 40  
[zen.olegz@gmail.com](mailto:zen.olegz@gmail.com)

Работа посвящена ранней диагностике хронической сердечной недостаточности (ХСН) с использованием тензиометрических показателей сыворотки и плазмы крови. Для обнаружения патологии решена задача классификации, возникающая при анализе результатов тензиометрического анализа. Рассмотрены два варианта классификации. В первом варианте классифицировались результаты тензиометрического исследования капли жидкой части крови при достижении равновесия. Использована полносвязная нейронная сеть и достигнута точность 97%. Во втором варианте исследовались тензиометрические характеристики в период динамического равновесия капли крови. С помощью рекуррентной нейронной сети проводилась классификация многомерных временных рядов. Достигнута точность 99%. Кроме того, результаты исследования свидетельствуют о возможности модернизации тензиометров за счет отказа от технических элементов, обеспечивающих принудительные осцилляции капли, что существенно удешевит прибор и уменьшит время проведения эксперимента.

**Ключевые слова:** сердечная недостаточность, ишемическая болезнь сердца, тензиометрия, поверхностное натяжение крови, нейронные сети, генерация синтетических данных, классификация временных рядов.

**Введение.** Хроническая сердечная недостаточность (ХСН) — грозное осложнение сердечно-сосудистой патологии [1–2]. Её ранняя диагностика является актуальной задачей современной медицины. Возможность использования тензиометрических параметров сыворотки и плазмы крови показана в [3–4]. Эксперименты проводились по методологии [5] с использованием аппаратно-программного комплекса РАТ-1 фирмы Sinterface Technologies. В эксперименте можно выделить три периода (рисунок 1):

1) период динамического равновесия; 2) период вынужденных колебаний капли, создаваемых специальной помпой; 3) период достижения равновесия.



**Рисунок 1. Примеры графиков временных рядов**

а) пациент без патологии, б) пациент с патологией,

1 — период динамического равновесия, 2 — период вынужденных колебаний капли, 3 — период достижения равновесия, ST (surfacetension) — поверхностное натяжение образца, мН/м; Area — площадь поверхности исследуемого образца, мм<sup>2</sup>; Volume — объем исследуемого образца, мм<sup>3</sup>

После достижения равновесия можно определить патологическое состояние по тензиометрическим характеристикам. Однако основным ограничением данного подхода является проблема выбора объективного критерия для диагностики патологического состояния. Тензиометрические характеристики при равновесии для различных образцов сыворотки или плазмы представлены в виде табличного набора данных. Выявление наличия или отсутствия патологии является проблемой при классификации табличных данных. Для решения этой проблемы авторы предложили применить машинное обучение. Эксперименты с различными моделями машинного обучения показали, что наибольшую точность в 90% среди классических методов машинного обучения обеспечили деревья решений. Использование нейронных сетей [6] позволило значительно повысить точность.

Наиболее сложным с точки зрения технического обеспечения (дорогостоящая помпа, создающая колебания; сложный процесс калибровки; настройка программного обеспечения и т. д.) является второй период эксперимента. Если бы можно было обойтись без периода колебаний и при этом не страдала бы точность определения значений параметров, характеризующих поверхностное натяжение, это позволило бы существенно снизить стоимость

и ускорить проведение эксперимента. Возникает вопрос о том, что можно было бы ограничить первым периодом эксперимента. Данные первого этапа представляют собой многомерные временные ряды, классификация которых является сложной задачей. Решение этой задачи является целью работы — решить задачу классификации динамических характеристик тензиометрического исследования жидкой части (плазмы и сыворотки) крови путем классификации многомерных временных рядов с использованием результатов первого периода эксперимента - динамического равновесия.

**Нейросетевая классификация табличных данных.** Нейросетевая классификация табличных данных тензиометрии подробно описана в работе авторов [6]. Для обучения нейронной сети использовался набор данных, содержащий значения поверхностного натяжения и дилатационной вязкости, полученные в результате тензиометрических исследований жидкой части крови (плазмы и сыворотки) здоровых добровольцев и лиц, страдающих ХСН [7], а также пол и возраст пациента. Набор данных содержит измерения параметров сыворотки крови 65 здоровых добровольцев в возрасте от 44 до 72 лет (средний возраст  $59,1 \pm 2,3$  года) и 67 пациентов с ишемической болезнью сердца (ИБС) в возрасте от 42 до 76 лет с ИБС (III класс по NYHA).

Для увеличения количества обучающих примеров использовалась аугментация табличных данных с помощью вариационного автоэнкодера (VAE) [8], реализованного в библиотеке Deep tabular augmentation [9]. В результате было сгенерировано 660 примеров. Эксперименты показали близость статистических характеристик реальных и сгенерированных данных.

В качестве нейросетевого классификатора реализована полносвязная трехслойная нейронная сеть с 64 нейронами в каждом слое. В скрытых слоях в качестве функции активации использован гиперболический тангенс. В выходном слое — функция softmax. Сеть обучалась с помощью алгоритма Adam. Для контроля переобучения и тестирования сети применялась перекрестная (hold-out cross-validation), с выделением 64% примеров для обучения, 16% — для проверки и 20% — для тестирования обученной сети.

Разработанный классификатор обеспечил высокие значения метрик качества классификации [10]. Доля правильных ответов (точность) равна 0,97. Точность предсказания патологии равна 0,98, точность предсказания отсутствия патологии равна 0,96. Чувствительность, т. е. доля правильно классифицированных примеров для случая патологии равна 0,96, а для случая отсутствия патологии — 0,98. ROC-кривая близка к идеальной, площадь под ROC-кривой равна 0,97.

Хотя нейросетевой классификатор статических табличных данных показал хорошие результаты, можно надеяться, что использование динамических тензиометрических характеристик позволит улучшить показатели. Однако это потребует решения достаточно сложной задачи классификации временных рядов.

**Нейросетевая классификация временных рядов.** Классификация динамических характеристик тензиометрического исследования плазмы кро-

ви представляет собой задачу классификации многомерных временных рядов. Временные ряды, описывающие результаты тензометрии, являются многомерными, так как каждой временной отметке соответствует 8 показателей. Можно сказать, что по графикам изменения тензометрических показателей (рисунок 1) необходимо определить наличие патологии.

Анализ вариативности признаков показал, что наиболее вариативными признаками являются поверхностное натяжение образца, площадь поверхности исследуемого образца и объем исследуемого образца. Эти признаки использованы для обучения.

Для классификации временных рядов возможно применение различных методов машинного обучения [11–12]. Наиболее перспективным является применение различных типов нейронных сетей [13–14]. В простейшем подходе многомерные временные ряды могут быть представлены в виде векторов, а для классификации векторов может быть использована полносвязная нейронная сеть (многослойный перцептрон). Однако при использовании полносвязной сети не учитывается расположение признаков во времени, поэтому полносвязные сети не могут быть полностью использованы для классификации временных рядов.

Свёрточные нейронные сети успешно используются для классификации временных рядов [14]. В случае временных рядов свертку можно представить как использование и перемещение фильтра по заданному временному ряду. Фильтр также можно рассматривать как общее нелинейное преобразование временного ряда. Результат свертки (один фильтр) на входном временном ряду можно рассматривать как другой одномерный временной ряд, подвергнутый процессу фильтрации. Таким образом, применение нескольких фильтров к временному ряду приведет к получению многомерного временного ряда, размерность которого равна количеству используемых фильтров. Однако свёрточные сети обладают сложной архитектурой, что усложняет их обучение.

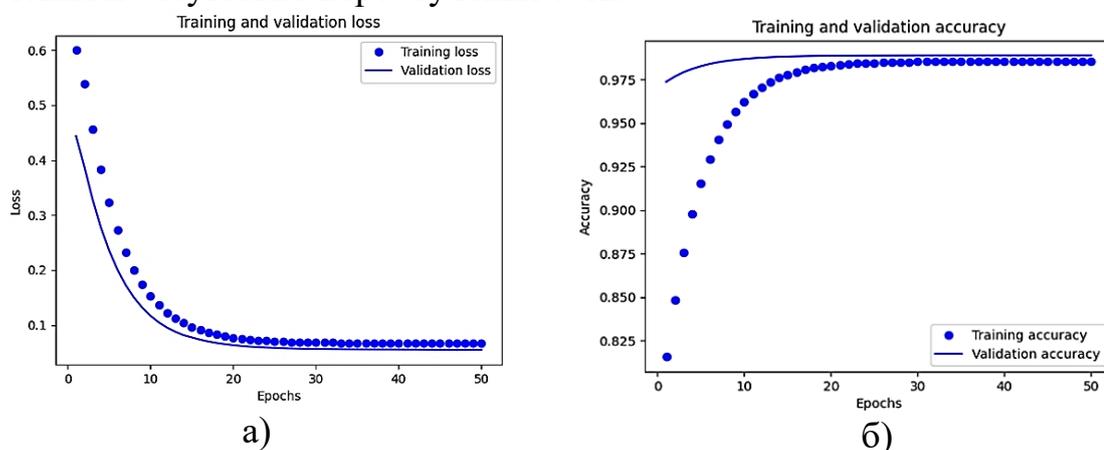
Для работы с временными рядами особенно перспективны рекуррентные нейронные сети [15] и нейронные сети с архитектурой трансформер [16], ориентированные на работу с последовательностями. Рекуррентные нейронные сети эффективно обрабатывают события, разделенные временными лагами с неопределенными длительностями и границами [17]. Из недостатков рекуррентных нейронных сетей можно отметить довольно длительное время обучения сети при большом числе временных шагов, однако работа уже обученного классификатора будет быстрой. Сети на основе трансформеров [14, 18–19] эффективны в различных задачах классификации временных рядов благодаря своей выдающейся способности улавливать долгосрочную зависимость, но обладают сложной архитектурой и сложны для обучения. В данной работе используется рекуррентная сеть, построенная на ячейках долгой краткосрочной памяти (LSTM — Long short-term memory) [15,20].

**Экспериментальное исследование.** Исходными данными для построения рекуррентной нейронной сети для классификации временных рядов

послужил набор данных, содержащий результаты тензиометрических исследований плазмы и сыворотки крови, здоровых добровольцев и людей, страдающих ХСН. Исходный набор данных был несбалансированным и содержал всего 37 примеров для пациентов с ХСН. Чтобы сбалансировать набор и увеличить количество примеров была проведена аугментация исходных данных с использованием шума (jittering), поскольку другие виды дополнения могут исказить картину изменения параметров. Аугментация осуществлялась с помощью пакета NumPy и заключалась в формировании новых значений с помощью добавления к имеющимся данным нормально распределенных случайных чисел с нулевым математическим ожиданием и стандартным отклонением, равным 0,03. В результате было получено 3737 примеров без патологии и 3737 примеров с патологией. В наборе обучающих данных 70% примеров были использованы для обучения сети, а оставшиеся 30% — для валидации (проверки качества обучения).

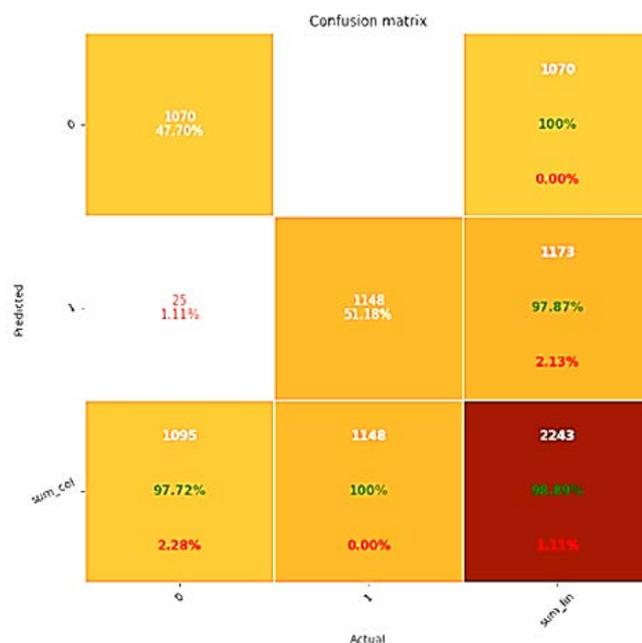
Рекуррентная сеть реализована с использованием библиотек TensorFlow и Keras. Сеть реализована в виде ячейки LSTM со 128 нейронами в слоях. Для классификации примеров на два класса на выходе ячейки реализован полносвязный слой из двух нейронов с функцией активации softmax. Рекуррентная сеть обучалась реализованным в библиотеке Keras алгоритмом обратного распространения ошибки во времени (BPTT — back propagation through time) с использованием оптимизатора Adam. В качестве функции потерь использовалась бинарная перекрестная энтропия [20].

Результаты экспериментов (рисунок 2) показали высокую скорость обучения и отсутствие переобучения сети.



**Рисунок 2. Изменение функции потерь (а) и точности классификации (б) на тренировочных и валидационных данных**

Матрица ошибок (confusion matrix), построенная на тестовых данных, показывает высокую точность диагностики как наличия, так и отсутствия патологии (рисунок 3).



**Рисунок 3. Матрица ошибок**

Разработанный классификатор многомерных временных рядов обеспечил высокие значения метрик качества классификации. Доля правильных ответов (точность) равна 0,99. Точность предсказания патологии равна 0,99, точность предсказания отсутствия патологии равна 1,00. Чувствительность, т. е. доля правильно классифицированных примеров для случая патологии равна 1,0, а для случая отсутствия патологии — 0,99. ROC-кривая, показывающая соотношение между долей верно классифицированных примеров и долей неверно классифицированных примеров, близка к идеальной, площадь под ROC-кривой равна 0,99.

**Заключение.** Предложенный подход к ранней диагностике хронической сердечной недостаточности с помощью классификации временных рядов данных тензиометрического анализа крови продемонстрировал более высокую точность по сравнению с существующими подходами машинного обучения. Так, в обзоре [21] сообщалось о лучшей точности 96–97%, в статье [22] — о лучшей точности 97–98%, в [23] — о лучшей точности 96%. В работе [24] указано, что наилучший показатель AUC ROC составляет 0,90–0,92.

Таким образом, значения, характеризующие поверхностное натяжение жидкой части крови в период динамического равновесия, достаточны для определения ранних признаков развития ИБС. Это позволит модернизировать тензиометры путем отказа от технических элементов, обеспечивающих принудительные колебания капли, что значительно удешевит прибор и сократит продолжительность теста.

Учитывая постоянное развитие медицинских технологий и использование искусственного интеллекта, анализ тензиометрических данных с помощью нейронных сетей становится новым методом раннего выявления и дифференциальной диагностики сердечных заболеваний. Это позволит значительно повысить достоверность диагностики и начать терапевтические меро-

приятия на самых ранних стадиях заболевания, что тем самым значительно улучшит результаты лечения и улучшит прогноз жизни пациента.

Дальнейшее развитие исследований будет направлено на накопление обучающих данных и развертывание нейросетевой программы в виде приложения с удобным для врача интерфейсом.

### Библиографический список

1. Chang G., Zhang W., Zhang M., Ding G. Clinical Value of Circulating ZFAS1 and miR-590-3p in the Diagnosis and Prognosis of Chronic Heart Failure // *Cardiovascular Toxicology*. 2021. Vol. 21. Issue 11. P. 880–888. DOI:10.1007/s12012-021-09678-7
2. Christiansen M.N., Køber L., Weeke P., Vasan R.S., Jeppesen J.L., Smith J.G., Gislason G.H., Torp-Pedersen C., Andersson C. Age-Specific Trends in Incidence, Mortality, and Comorbidities of Heart Failure in Denmark, 1995 to 2012 // *Circulation*. 2017. Vol. 135. No 13. P. 1214–23, DOI:10.1161/CIRCULATIONAHA.116.025941
3. Khomutov E.V., Dmitriev L.S., Potapov V.V., Zenin O.K., Zaitsev S.Yu. A New Approach to Calculating the Adsorption Characteristics of Low Molecular Blood Components of Patients with Heart Failure // *Optics and Spectroscopy*. 2023. Vol. 130. P. 503–510, DOI: 10.1134/S0030400X22100034
4. Хомутов Е.В., Дмитриев Л.С., Потапов В.В., Зенин О.К., Зайцев С.Ю. Адсорбционные характеристики низкомолекулярных компонентов крови больных с сердечной недостаточностью // *Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Физика*. 2022. Т. 22. Вып. 3. С. 244–253. DOI: 10.18500/1817-3020-2022-22-3-244-253
5. Potapov V.V., Shramenko E.K., Zenin O.K. Surface Tension and Dilatational Rheology of Blood in Patients Subjected to Cardiological Operations under Conditions of Artificial Circulation // *Colloid Journal*. 2020. Vol. 82. P. 49–53. DOI: 10.1134/S1061933X20010111
6. Alqezweeni M.M., Gorbachenko V.I., Zenin O.K., Gribkov D.N., Potapov V.V., Milykh I. Early Diagnoses of Chronic Heart Failure using Neural Network Classifier of Tensiometric Blood Test Results // *2022 International Conference on Data Science and Intelligent Computing (ICDSIC)*; Karbala, Iraq: IEEE. 2022. P. 181–185. DOI: 10.1109/ICDSIC56987.2022.10076007
7. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022621033. База данных результатов тензиометрии сыворотки крови здоровых добровольцев и больных с хронической сердечной недостаточностью / В.В. Потапов, О. Зенин, И.Я. Моисеева, И.С. Милтых. № 2021623094. заявл. 28.04.2022 :заяв. 05.05.2022.
8. Kingma D.P., Welling M. AutoEncoding Variational Bayes. arXiv:1312.6114. 2014, DOI:10.48550/arXiv.1312.6114
9. Schmidt L. Data Augmentation for Tabular Data. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://medium.com/analytics-vidhya/data-augmentation-for-tabular-data-f75c94398c3e>
10. Брюс П., Брюс Э., Гедек П. Практическая статистика для специалистов DataScience. СПб.: БХВ-Петербург. 2021. 352 с.
11. Maharaj E.A., D'Urso P., Caiado J. Time series clustering and classification. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group. 2019. 244 p.
12. Faouzi J. Time Series Classification: A review of Algorithms and Implementations // *Machine Learning (Emerging Trends and Applications)*. Proud Pen. 2022. P. 1–35. DOI:10.5772/intechopen.1004810
13. Ismail Fawaz H., Forestier G., Weber J., Idoumghar L., Muller P.-A. Deep learning for time series-classification: a review. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2019. Vol. 33. P. 917–963, DOI: 10.1007/s10618-019-006191
14. Foumani N.M., Miller L., Tan C.W., Webb G.I., Forestier G., Salehi M. Deep Learning for Time Series Classification and Extrinsic Regression: A Current Survey. arXiv:2302.02515. 2023, DOI:10.48550/ARXIV.2302.02515
15. Salem F.M. Recurrent Neural Networks: From Simple to Gated Architectures. Cham: Springer International Publishing. 2022. 144 p.
16. Kamath U., Graham K., Emará W. Transformers for Machine Learning: a Deep Dive; Boca Raton: CRC Press. 2022. 257 p.
17. Нильсен Э. Практический анализ временных рядов: прогнозирование со статистикой и машинное обучение. СПб.: ООО "Диалектика". 2021. 544 с.

18. Zha B., Vanni A., Hassan Y., Aldemir T., Yilmaz A. Deep Transformer Networks for Time Series-Classification: The NPP Safety Case. arXiv:2104.05448. 2021. DOI: 10.48550/ARXIV.2104.05448
19. Wen Q., Zhou T., Zhang C., Chen W., Ma Z., Yan J., Sun L. Transformers in Time Series: A Survey arXiv:2104.05448. 2022, doi: 10.48550/ARXIV.2202.07125
20. Géron A. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. Sebastopol. O'Reilly Media, Inc. 2022. 861 p.
21. Tripolitia E.E., Papadopoulos T.G., Karanasiou G.S., Katerina K., Naka K.N., Fotiadis D.I. Heart Failure: Diagnosis, Severity Estimation and Prediction of Adverse Events Through Machine Learning Techniques // Computational and Structural Biotechnology Journal. 2017. Vol. 15. P. 26–47. DOI: 10.1016/j.csbj.2016.11.001
22. Yasmin F., Shah S.M.I., Naeem A. et al. Artificial intelligence in the diagnosis and detection of heart failure: the past, present, and future // Reviews in Cardiovascular Medicine. 2021. Vol. 4. No 22. P. 1095–1113. DOI: 10.31083/j.rcm2204121
23. Jummelal K., Jyothika K., Akhila B., Anusha K. Chronic Heart Failure Diagnosis from Heart Sounds Using Machine Learning and Full-Stack Deep Learning // Journal of Coastal Life Medicine. 2023. Vol. 11. No 2. P. 676–680. DOI: 10.31083/j.rcm2204121
24. Boccuto F, De Rosa S, Torella D, Veltri P, Guzzi PH. Will Artificial Intelligence Provide Answers to Current Gaps and Needs in Chronic Heart Failure? // Applied Sciences. 2023. Vol. 13. No 13. 7663, DOI: 10.3390/app13137663

## **NEURAL NETWORK CLASSIFICATION OF TENSIO-METRIC BLOOD TEST RESULTS FOR CHRONIC HEART FAILURE DIAGNOSIS USING TENSIO-METRY**

***Dmitry N. Gribkov***

Penza State University

Str. Krasnaya, 40, Penza, Russia, 440026

[rororol23@mail.ru](mailto:rororol23@mail.ru)

***Vladimir I. Gorbachenko***

Penza State University

Str. Krasnaya, 40, Penza, Russia, 440026

[gorvi@mail.ru](mailto:gorvi@mail.ru)

***Vladimir V. Potapov***

M. Gorky Donetsk State Medical University

Ave. Il'yica, 16, Donetsk, 83003

[x3x3x23@rambler.ru](mailto:x3x3x23@rambler.ru)

***Iliya S. Miltykh***

Penza State University

Str. Krasnaya, 40, Penza, Russia, 440026

[contact@miltykh.com](mailto:contact@miltykh.com)

***Oleg K. Zenin***

Penza State University

Str. Krasnaya, 40, Penza, Russia, 440026

[zen.olegz@gmail.com](mailto:zen.olegz@gmail.com)

The paper is focused on early diagnosis of chronic heart failure (CHF) using tensiometric indices of serum and blood plasma. The classification problem arising from the analysis of the results of tensiometric analysis is solved for pathology detection. Two variants of classification were analyzed. The first option classifies the results of tensiometric analysis of a drop of liquid part of blood when equilibrium is reached. A fully connected neural network was used and an accuracy of 97% was achieved. The second option explored the tensiometric characteristics during the period of dynamic equilibrium of the blood drop. The recurrent neural network was used to classify multivariate time series. An accuracy of 99% was achieved. Besides, the results of the study indicate the possibility of

modernisation of tensiometers by eliminating technical elements that provide forced oscillations of the drop, which will significantly reduce the cost of the device and reduce the time of the experiment.

**Keywords:** heart failure, ischaemic heart disease, tensiometry, surface tension of blood, neural networks, generation of synthetic data, classification of time series.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНСУЛЬТА

*Андреев Илья Витальевич*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,

ФИТ. 614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15,

[ilaandreev94@gmail.com](mailto:ilaandreev94@gmail.com)

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования инсульта у пациента. Система позволяет с ~75% точностью определить вероятность инсульта у человека по его физиологическим показателям и индивидуальным характеристикам на данном этапе, а также спрогнозировать вероятность инсульта в будущем.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, инсульт, прогнозирование, закономерности.

**Введение.** В 2022 году ООН опубликовали данные, в котором были приведены самые главные причины смертей населения Земли. На лидирующей позиции который год остаётся смерть от ишемической болезни сердца. Вторую строчку по причине смертности занимает инсульт. Только за первые 7 месяцев от данного недуга погибло более шести миллионов человек по всему миру. Инсульт составляет примерно 11% от всего количества смертей. Современная статистика говорит о том, что с каждым годом число смертей от инсульта будет постоянно увеличиваться. Инсульт может настичь даже того, кто ведёт активный и здоровый образ жизни, однако систематическое прохождение обследований в медицинских учреждениях позволяют предотвратить около 78-80% случаев инсульта у человека. Область искусственного интеллекта постоянно развивается и внедряется в различные сферы деятельности, не обошла эта область и медицину. Искусственный интеллект уже довольно продолжительное время успешно применяется в медицине, а также постоянно совершенствуются различные методы. Стоит также отметить нашу Пермскую научную школу искусственного интеллекта [1-2], представители которой успешно разрабатывают и внедряют методы искусственного интеллекта в различные отрасли бизнеса и производства.

Основной целью работы является разработка нейросетевой модели, которая будет обучаться на основе реального датасета [3], который содержит

информацию о людях, которые перенесли инсульт, а также о людях, которых это не коснулось.

После ознакомления с набором данных были определены следующие входные параметры, которые будут участвовать в обучении будущей системы.

$x_1$ –Пол

$x_2$ – Возраст

$x_3$ – Наличие гипертонии

$x_4$ – Наличие сердечно-сосудистых заболеваний

$x_5$ – Нахождение в браке

$x_6$ – Место проживания

$x_7$ – Средний уровень глюкозы в крови

$x_8$  – Индекс массы тела (ИМТ)

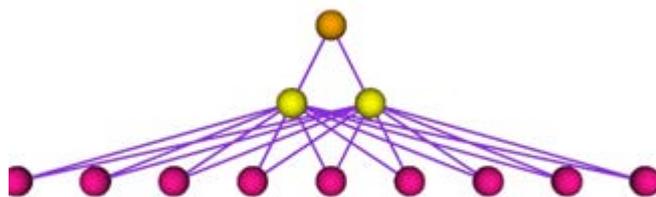
$x_9$ – Отношение к курению

Так как в выбранном массиве данных некоторые параметры задаются текстовым описанием, то для дальнейшей работы по обучению нейросетевой модели необходимо закодировать эти значения в числовом виде. Результаты кодирования значений представлены далее (Таблица 1). Целевая переменная  $D_1$  отображает факт перенесенного инсульта, где 0 – нет инсульта, а 1 – перенесён инсульт. После работы нейросетевая модель выдает вероятность инсульта у человека в диапазоне от 0 до 1.

**Таблица 1. Кодирование значений некоторых входных параметров**

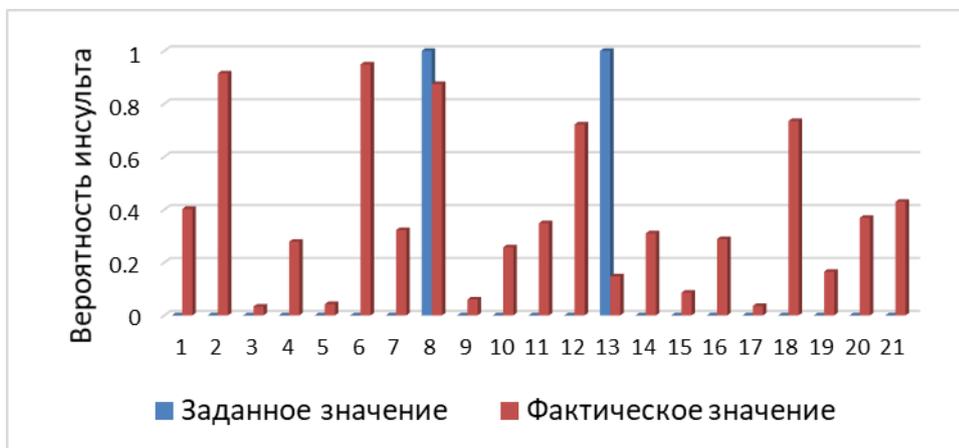
Параметр	Значения
$x_1$	0 – женщина 1 -мужчина
$x_3$	0 – есть гипертония 1 – нет гипертонии
$x_4$	0 – нет сердечно-сосудистых заболеваний 1 – есть сердечно-сосудистые заболевания
$x_5$	0 – не в браке 1 – в браке
$x_6$	0 – село 1 – город
$x_9$	0 – бросил курить 1 – никогда не курил 2 – курит в настоящее время

Итоговое множество для обучения нейросетевой модели включало 539 примеров. Процесс проектирования, обучения и тестирования созданной нейросети проводилось в программе «Нейросимулятор 5». В результате проектирования нейронная сеть имеет структуру двуслойного перцептрона с двумя нейронами на скрытом слое. Графическое представление структуры можно наблюдать далее (см. Рисунок №1). Исходное множество было разбито на обучающее, валидирующее, тестирующее в соотношении 86%, 10%, 4% соответственно.



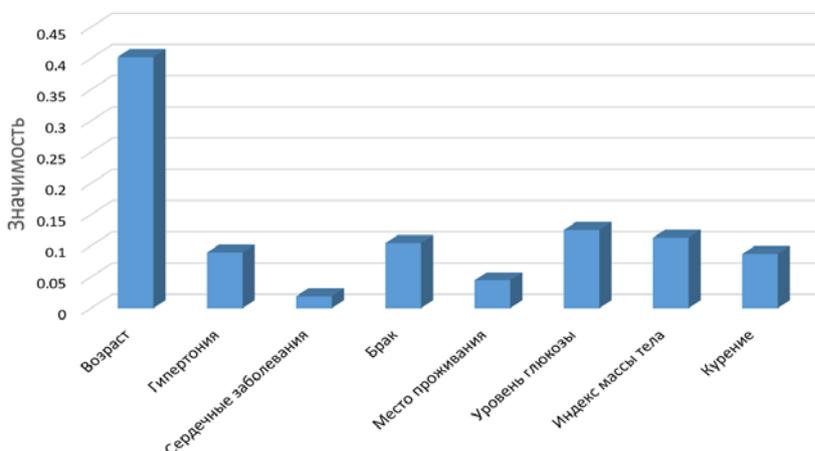
**Рисунок 1. Схематичное представление структуры перцептрона**

После обучения нейросети проводилось её тестирование при помощи тестового множества. Средняя ошибка тестирования составила 24-25%, что можно считать удовлетворительным результатом для прогнозирования инсульта. На рисунке 2 можно увидеть результаты проверки на тестирующем множестве. При оценке результатов значения, которые были выше 0.5 – определяли наличие инсульта, а то что ниже –отсутствие инсульта.



**Рисунок 2. Проверка работоспособности нейросети на тестовом множестве**

Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5». Далее представлены результаты проведенной оценки значимости входных параметров (Рисунок 3).



**Рисунок 3. Оценка значимости входных параметров**

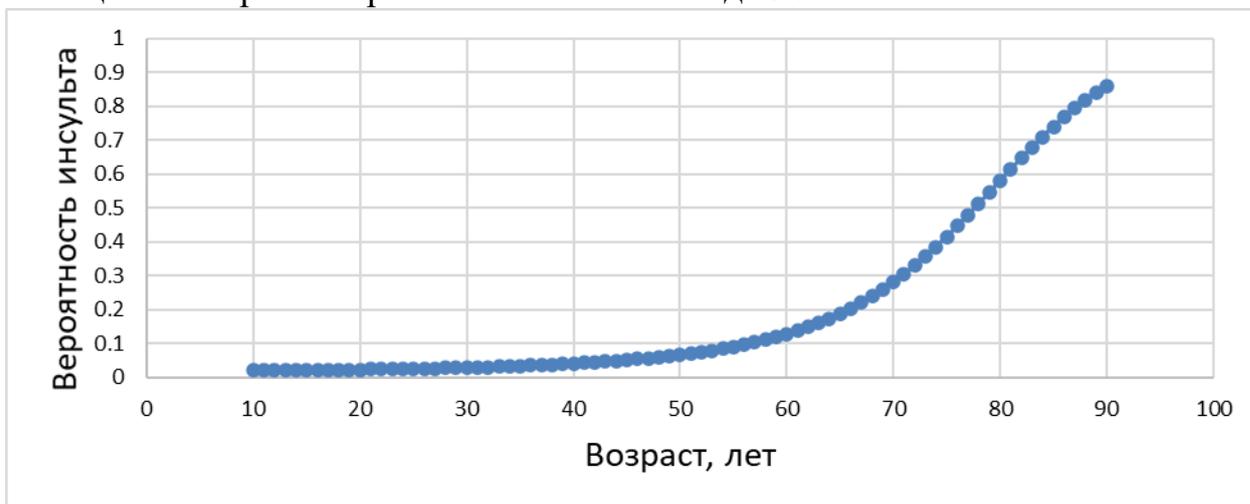
На данной диаграмме прекрасно видно, что параметром, который оказывает наибольшее влияние на появление инсульта, является возраст человека, что является истиной.

Далее в работе будут представлены исследования, которые будут затрагивать влияние некоторых входных параметров на вероятность возникновения инсульта у человека. Для проведения данного исследования был выбран метод «Замораживания» [4]. Данный метод подразумевает выбор одного пациента с последующим изменением одного отдельного показателя и фиксированием других показателей. В качестве исследуемого пациента был выбран случайный человек из исходного множества. Его параметры приведены в таблице 2.

**Таблица 2. Параметры исследуемого пациента**

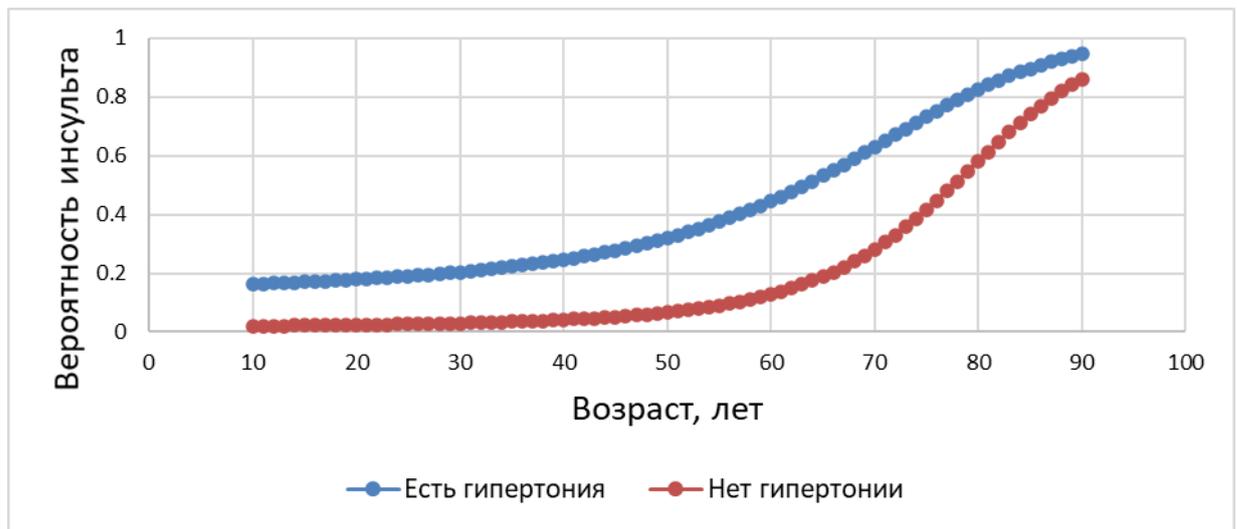
Параметр	Значение
Пол	Мужчина
Возраст	39
Наличие гипертонии	Нет
Наличие сердечно-сосудистых заболеваний	Нет
Нахождение в браке	Да
Место проживания	Город
Средний уровень глюкозы в крови	72.49
Индекс массы тела	44.9
Отношение к курению	Бросил

На рисунке 4 отображена зависимость вероятности инсульта от возраста пациента. Прогнозирование выполнялось до 90 лет.



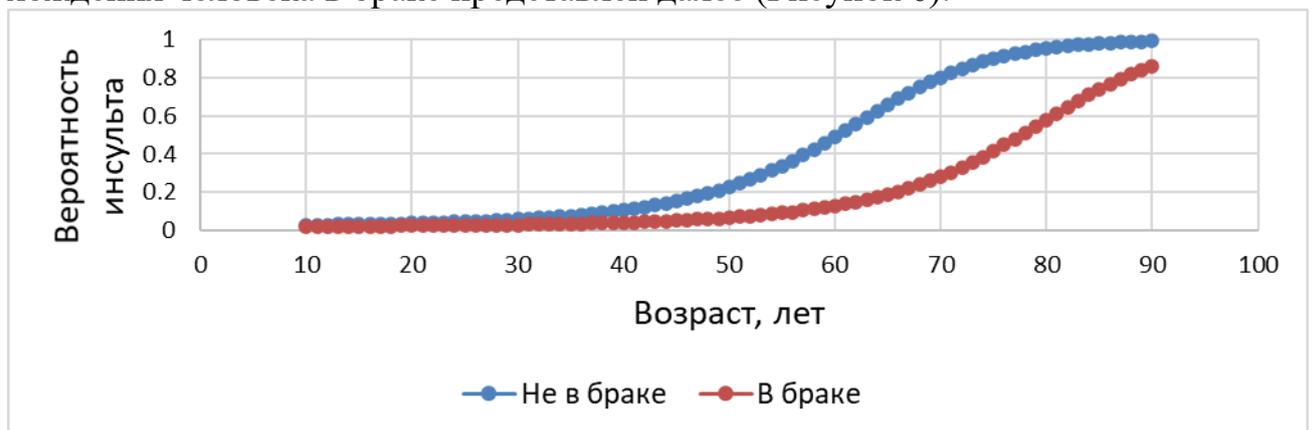
**Рисунок 4. Влияние возраста на вероятность инсульта**

Как можно заметить на картинке, после 60 лет начинается довольно стремительное повышение риска инсульта у человека. Далее будут представлены графики, на которых будет отображено влияние других параметров на вероятность развития инсульта у пациента.



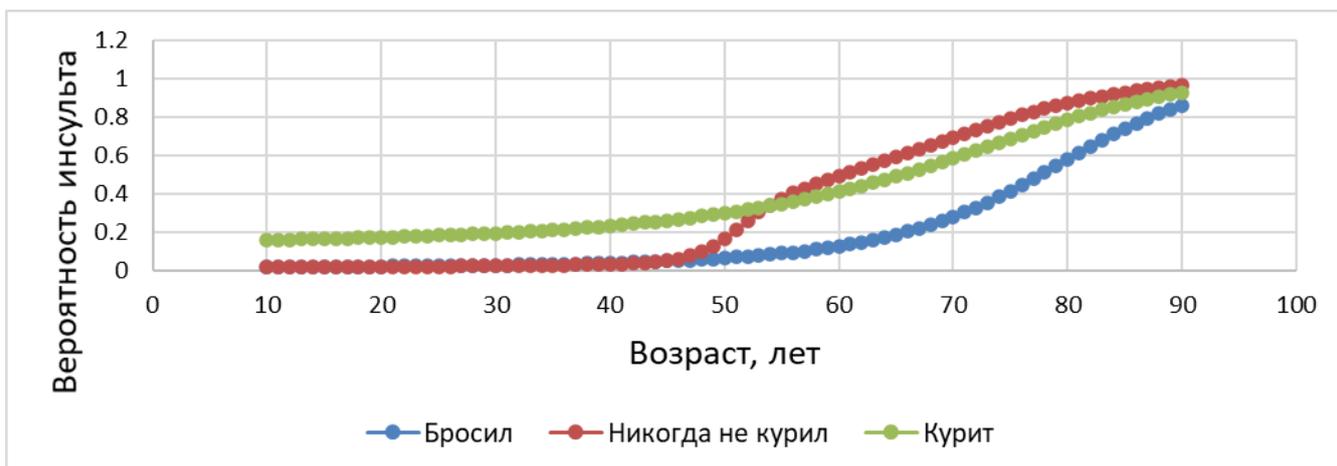
**Рисунок 5. Влияние гипертонии на развитие инсульта у пациента**

Из представленного рисунка видно, что у человека, который имеет гипертонию, вероятность инсульта повышается намного раньше, чем у человека, у которого нет гипертонии. Влияние параметра, который отвечает за нахождения человека в браке представлен далее (Рисунок 6).



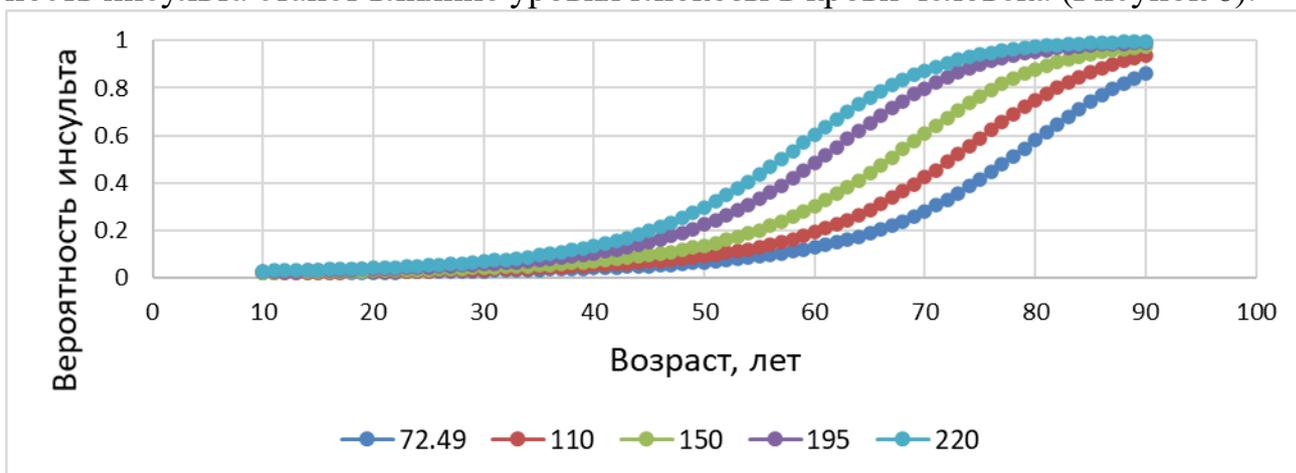
**Рисунок 6. Влияние брака на вероятность инсульта**

По данному графику видно, что человек, который находится не в браке имеет повышенный шанс развития инсульта. Объяснить это можно тем, что в одиночестве у человека присутствует стресс и переживания, которые могут служить триггером для развития инсульта в будущем, однако этому можно противопоставить те случаи, когда брак был причиной развития инсульта у человека, так что данный вопрос требует дополнительных и более подробных исследований. Далее на графике (Рисунок 7) представлено влияние разного отношения к курению у человека.



**Рисунок 7. Влияние курения на развитие инсульта**

Как бы это парадоксально не выглядело, но человек, который никогда не курил имеет повышенный риск, чем у людей, которые курят. Построенный график не может говорить о точном прогнозе, так как каждый человек имеет свои параметры, а значит и факт курения будет влиять на каждого по-разному. Последним исследованием влияния входных параметров на вероятность инсульта станет влияние уровня глюкозы в крови человека (Рисунок 8).



**Рисунок 8. Влияние уровня глюкозы в крови на развитие инсульта**

На графике прекрасно видно, что чем выше уровень глюкозы в крови, тем выше вероятность появления инсульта у человека, что также доказано медучреждениями в различных работах.

**Заключение.** По результатам работы была создана нейросеть, которая позволяет оценивать вероятность инсульта по нескольким параметрам человека. Погрешность в 25% не является критичной для медицинской отрасли, если говорить о прогнозировании. Данную нейросеть можно использовать для выдачи рекомендаций пациенту, чтобы снизить вероятность инсульта в будущем. Используя прогнозирование, были получены сведения из изучаемой предметной области, которые могут быть полезны в будущем.

#### **Библиографический список**

1. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. Dynamic artificial neural networks as basis for medicine revolution // Advances in Intelligent Systems and Computing. 2018. Т. 850. С. 351-358.

2. Yasnitsky L.N., Dumler A., Cherepanov F.M. The capabilities of artificial intelligence to simulate the emergence and development of diseases, optimize prevention and treatment thereof, and identify new medical knowledge // Journal of Pharmaceutical Sciences and Research. 2018. Т. 10. № 9. С. 2192-2200.
3. Набор данных для обучения [Электронный ресурс]. URL:<https://www.kaggle.com/fedesoriano/stroke-prediction-dataset>
4. Yasnitsky L.N. Artificial Intelligence and Medicine: History, Current State, and Forecasts for the Future // Current Hypertension Reviews, 2020, vol. 16, No 3. Pp. 210-215. DOI : 10.2174/1573402116666200714150953<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32664841/>
5. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.

## NEURAL NETWORK SYSTEM FOR STROKE PREDICTION

*Andreev Ilya V.*

Perm State University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, [ilaandreev94@gmail.com](mailto:ilaandreev94@gmail.com)

The article describes the development of a neural network system for predicting stroke in a patient. The system allows to determine with ~75% accuracy the probability of a stroke in a person by his physiological indicators and individual characteristics at this stage, as well as to predict the probability of a stroke in the future.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, stroke, forecasting, patterns.

УДК 004.4

## РАЗРАБОТКА ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ДИАГНОЗА У ПАЦИЕНТОВ С ЗАБОЛЕВАНИЕМ ЛЕГКИХ

*Бреничев Никита Анатольевич*

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики» в Перми,

614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38

[brenichev@yandex.ru](mailto:brenichev@yandex.ru)

В статье представлено исследование и разработка веб-приложения для автоматической диагностики заболеваний легких на основе анализа медицинских изображений с применением методов машинного обучения. В качестве основного инструмента для классификации и распознавания патологий используются сверточные нейронные сети (CNN), которые показали высокую эффективность в задачах обработки изображений. Для увеличения объема обучающих данных применяются генеративные состязательные сети (GAN), что позволяет улучшить качество моделей при недостатке исходных данных. Разработанная система включает веб-интерфейс для загрузки изображений, микросервис прогнозирования и базу данных для хранения результатов.

**Ключевые слова:** нейронные сети, сверточные нейронные сети, генеративные сети, диагностика заболеваний легких, медицинские изображения.

**Введение.** Заболевания органов дыхания являются одними из самых распространенных причин заболеваемости и смертности по всему миру. [1] Ранняя диагностика этих заболеваний может значительно улучшить прогноз пациента, однако это требует высокой квалификации врачей и использования передовых технологий визуализации. Проблема ранней диагностики усугубляется нехваткой квалифицированных специалистов в области медицинской радиологии, что характерно не только для развивающихся стран, но и для многих регионов развитых стран. Это ведет к задержкам в постановке диагноза, что может негативно повлиять на результат лечения. Кроме того, человеческий фактор в диагностике всегда представляет собой риск ошибки: разные специалисты могут по-разному интерпретировать одни и те же изображения, что усложняет процесс установления точного диагноза.

В последние годы наблюдается значительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ), в том числе машинного обучения (ML), что открыло новые возможности для автоматизации процесса диагностики заболеваний. Нейронные сети, такие как сверточные нейронные сети (CNN), продемонстрировали высокую эффективность в распознавании медицинских изображений. Они способны анализировать сложные данные, обнаруживая паттерны, которые могут быть неочевидны для человеческого глаза. Например, модели CNN могут быть использованы для автоматической классификации и сегментации изображений легких, выявления патологий, таких как опухоли или изменения в тканях.

Однако одной из ключевых проблем в обучении высокоточных моделей машинного обучения является недостаток данных. В медицине, особенно в случае редких заболеваний, сложно собрать большие и сбалансированные наборы данных. Кроме того, медицинские данные часто содержат конфиденциальную информацию, что затрудняет их свободное использование для научных исследований и разработки ИИ-моделей. В этом контексте генеративные состязательные сети (GAN) предоставляют уникальную возможность для создания синтетических данных, которые могут использоваться для обучения и улучшения моделей машинного обучения.

Исследование предметной области. Исследования в области применения нейронных сетей в медицине проводятся уже давно. Одна из работ [2] представляет возможности применения CNN в понимании медицинских изображений. В статье обсуждаются различные задачи, такие как классификация изображений, сегментация, локализация и обнаружение, а также применение CNN в анализе изображений мозга, груди, легких и других органов.

В статье с сравнением популярных CNN моделей [3] рассматриваются возможности в задачах обнаружения объектов и семантической сегментации в области медицинского анализа. Описываются случаи их применения в различных областях, а также их преимущества и недостатки.

Уже проводилась разработка систем по данной теме [4], где использовались нейронные сети для раннего предупреждения болезней по плевраль-

ному выпоту. Но в них использовались другие технологии и проводилось распознавание только изображений, без генерации дополнительных данных.

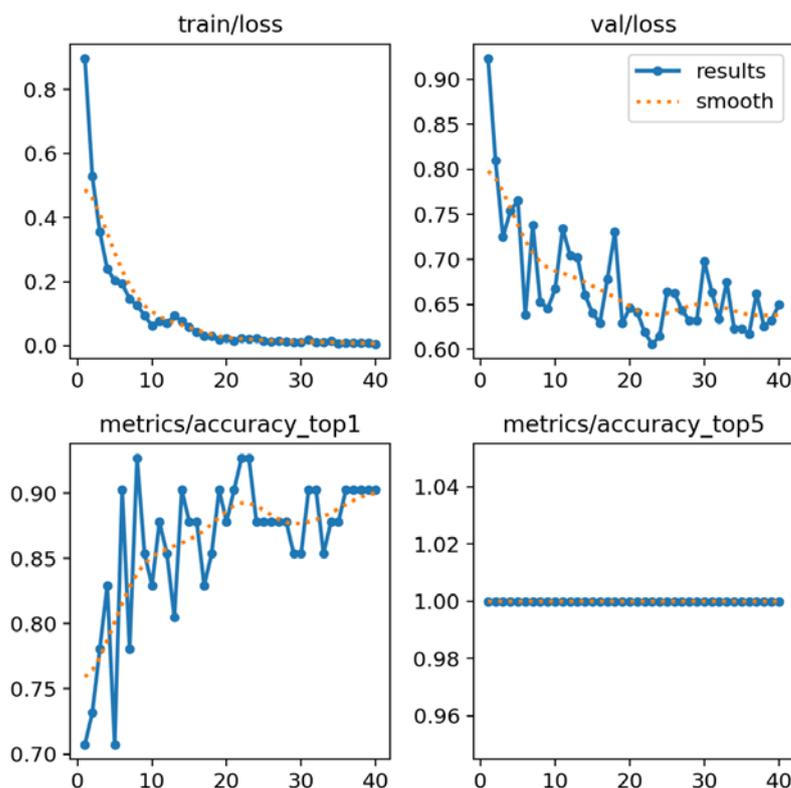
В данной использовались изображения плеврального выпота. Плевральный выпот представляет собой скопление жидкости в плевральной полости [5], это состояние обычно является симптомом различных заболеваний не только обычных инфекций легких, но и злокачественных новообразований и сердечной недостаточности.

В результате работы был разработан веб-сайт. Приложение состоит из трех основных компонентов: веб-интерфейса, микросервиса прогнозирования и базы данных. Веб-интерфейс предоставляет пользователю возможность авторизоваться, загружать изображения, получать результаты диагностики и просматривать историю распознаваний. Он реализован с использованием фреймворка Flask, который является популярным решением для создания веб-приложений на языке Python. Микросервис прогнозирования использует модель YOLO [6] для анализа изображений и классификации патологий. Язык программирования Python часто используется в задачах машинного обучения, а также имеет множество полезных библиотек

Для обучения моделей использовался набор данных, предоставленный медицинскими учреждениями. Подобные данные обычно имеют следующий вид в стандартизированном формате – снимки клеток плевральной жидкости, взятые под прямым углом. Чтобы улучшить результаты обучения, применялись техники увеличения данных, включая генерацию изображений с помощью GAN. Сначала была проведена настройка этой модели, так называемый fine-tune с помощью Dreambooth. Затем используется StableDiffusion для создания синтетических данных на основе реальных изображений.

Затем, были совмещены реальные и синтетические данные для обучения нейросети YOLO для распознавания медицинских патологий. Изображения классифицируются по 3 категориям: онкология, не онкология и другие патологии. В результате точность работы системы составила около 90% при тестировании.

**Заключение.** Разработанное веб-приложение представляет собой решение для автоматизации процесса диагностики заболеваний легких. Применение нейронных сетей позволило достичь высокой точности распознавания патологий, что может существенно помочь медицинским специалистам в их работе. Использование генеративных сетей для создания дополнительных данных способствует уменьшению влияния нехватки медицинских данных для обучения. Система, созданная с помощью этих средств, может помочь составлять прогнозы пациентам чаще и в больших объемах.



**Рисунок 1. Результаты**

### **Библиографический список**

1. Thetop 10 causesofdeath. – URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death> (дата обращения: 02.05.2024). – Текст: электронный.
2. Sarvamangala D. R. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey / D. R. Sarvamangala, R. V. Kulkarni // Evolutionary Intelligence. – 2022. – Vol. 15. – Convolutional neural networks in medical image understanding. – № 1. – P. 1
3. Yang R. Artificial Convolutional Neural Network in Object Detection and Semantic Segmentation for Medical Imaging Analysis / R. Yang, Y. Yu. – Текст :электронный // Frontiers in Oncology. – 2021. – Т. 11. – URL: <https://www.frontiersin.org/journals/oncology/articles/10.3389/fonc.2021.638182/full> (датаобраще- ния: 19.04.2024).
4. Проектирование и разработка прототипа информационной системы для диагностирования за- болеваний – Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», 2021 –(дата обращения: 23.04.2024).
5. Дифференциальная диагностика плевральных выпотов / М.И. Дюсьмикеева, Д.И. Горенок, О.А. Козлова, Е.М. Скрягина, А.Е. Скрягин, О.М. Залуцкая // Медицинская панорама. – 2014. – No7. – С. 66- 67.
6. Redmon, J. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection / J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi. // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recog- nition. – 2016. P. 779-788.

## **DEVELOPMENT OF A WEB APPLICATION TO DETERMINE DIAG- NOSIS OF PATIENTS WITH LUNG DISEASE**

*Nikita A. Brenichev*

HSE University,

Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070

brenichev@yandex.ru

The paper presents the research and development of a web application for automatic diagnosis of lung diseases based on the analysis of medical images using machine learning methods. As the main tool for classification and recognition of pathologies convolutional neural networks (CNN) are used, which have shown high efficiency in image processing tasks. Generative adversarial networks (GANs) are used to increase the amount of training data, which improves the quality of models when there is a lack of raw data. The developed system includes a web interface for downloading images, a prediction microservice and a database for storing results.

**Keywords:** neural networks, convolutional neural networks, generative networks, diagnosis of lung diseases, medical images.

УДК 004.8

## О ТЕНДЕНЦИЯХ СОВРЕМЕННЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ МЕТОДОВ ОТБОРА ПРИЗНАКОВ

*Черемухин Артем Дмитриевич*

Нижегородский государственный инженерно-экономический университет,  
606340, Россия, Нижегородская обл., г. Княгинино, ул. Октябрьская, 22а  
[ngieu.cheremuhin@yandex.ru](mailto:ngieu.cheremuhin@yandex.ru)

В статье рассматривается актуальная проблема исследований отбора признаков в задачах машинного обучения. Исследование посвящено обобщению результатов зарубежных ученых в области отбора признаков за последнее время. Анализ статей показал, что большинство исследований проводится в области медицины и информационной безопасности.

**Ключевые слова:** отбор признаков, эволюционные алгоритмы, роевые алгоритмы.

**Введение.** Широкое использование различных методов и средств машинного обучения и анализа данных в практических задачах привело к появлению в организациях информационных систем, выполняющих в том числе задачи автоматического сбора и анализа информации. Это привело к двум основным последствиям:

- повысилась частота встречаемости исследовательских задач, когда по некоторому набору данных надо найти закономерности без наличия предположений о них;

- актуализировалась задача не просто решения задач машинного обучения, а эффективного – с минимумом временных и вычислительных затрат.

Достижение обоих выделенных целей предполагает выделение значимых и незначимых признаков – что привело к возрастанию важности процедуры feature selection; некоторые ученые считают именно эту процедуру одной из самых важных в процессе машинного обучения.

**Постановка задачи и поиск работ.** Как правило, цель отбора признаков состоит в том, чтобы оставить в выборке только признаки, непосредственно и значимо влияющие на зависимую переменную. Такая постановка задачи делает возможным применение соответствующих алгоритмов только к задачам классификации или регрессии, хотя есть примеры применения данных алгоритмов и к решению задачи кластеризации.

Цель данного исследования состоит в первичном обобщении результатов исследований иностранных ученых в области отбора признаков в последнее время для определения существующих краткосрочных трендов в данной области.

Для решения поставленной задачи были проанализированы все статьи, найденные на сайт scholar.google.com, название которых содержит словосочетание «feature selection» не раньше 2023 года.

**Анализ полученных результатов.** Статьи анализировались по следующим критериям:

- страна проведения исследований;
- применяемый метод отбора признаков и его класс;
- практическая область деятельности, к которой относится решаемая задача.

Полученные результаты представлены в таблице 1:

Таблица 1 – Описание найденных статей в области метода отбора признаков с 2023 года

Источник	Страна проведения исследований	Название метода отбора признаков и его класс	Практическая область деятельности решаемой задачи
[1]	Саудовская Аравия	bWWPA – авторский метаэвристический алгоритм, моделирующий природный процесс	-
[2]	Индия	Модифицированный метаэвристический алгоритм WPA-оптимизации, моделирующий агентное поведение людей в социуме	-
[3]	Саудовская Аравия	bDBERDТО – авторский гибридный алгоритм на основе двух алгоритмов, моделирующий поведение людей (BER) и поведение птиц (DТО)	Определение диабета у пациентов Медицина Задача классификации
[4]	Великобритания	Три классических фильтрационных алгоритма – Фишера, Relief, sfbs-алгоритм	Определение гепатита у пациентов Медицина Задача классификации
[5]	Египет	bSCWDTО - авторский гибридный алгоритм на основе двух алгоритмов, моделирующий) поведение птиц (DТО) и алгоритма оптимизации синус/косинус (SC)	-
[6]	Египет	ADGWDTО - авторский гибридный алгоритм на основе	Предсказание скорости ветра Метеорология

		двух алгоритмов, моделирующий поведение птиц (DTO) и поведение стаи серых волков (GWO)	Задача регрессии
[7]	Турция	Классический фильтрационный алгоритм, оставляющий топ-значимых признаков	Определение вредоносного ПО Информационная безопасность Задача классификации
[8]	Турция	Классические фильтрационные алгоритмы – RFE, Boruta, sfbs	Предсказание факта разжижения почв Сейсмическая инженерия Задача классификации
[9]	Пакистан	Классический роевой алгоритм – алгоритм светлячков	Распознавание человека по походке Задача многоклассовой классификации
[10]	Индия	Новый алгоритм на основе использования преобразования Фурье	-
[11]	Марокко	Три классических алгоритма: генетический, алгоритм Harmony и гибридный GA-PSO(генетический алгоритм совместно с алгоритмом роевой оптимизации)	Определение диабета у пациентов Медицина Задача классификации
[12]	Китай	MGF2WL - новый графовый алгоритм на основе процедуры слияния графов	-
[13]	Китай	Классический фильтрационный алгоритм, оставляющий топ-значимых признаков	Диагностика аутических расстройств Медицина Задача классификации
[14]	Пакистан	Классический генетический алгоритм	Диагностика опухолей головного мозга Медицина Задача классификации
[15]	Новая Зеландия	IGRF-RFE – авторский гибридный алгоритм на основе классического рекурсивного удаления признаков (RFE), который проводится после первичного удаления неважных признаков после применения метода случайного леса	Обнаружение сетевых вторжений Информационная безопасность Задача классификации
[16]	Китай	QGBWOA – авторская модификация классического роевого алгоритма (WOA) моделирующего поведение стаи горбатых китов	-
[17]	Иран	IBQANA – авторская модификация алгоритма, моделирующего навигацию птиц (НВО) с использованием стратегии бинарного поиска на основе расстояния (DBSS)	-
[18]	Китай	Три модифицированных алгоритма: CHMI, TF-CHI, TF-	Классификация текстов Задача многоклассовой клас-

		XGBoost	сификации
[19]	Египет	Гибридный алгоритм, основанный на основе двух алгоритмов, моделирующий поведение птиц (DTO) и поведение стаи горбатых китов (WOA)	Диагностика рака молочной железы Медицина Задача классификации
[20]	Саудовская Аравия	ASSOA – модифицированный алгоритм, моделирующий поведение белки	-
[21]	Саудовская Аравия	Авторский гибридный алгоритм на основе двух алгоритмов, моделирующий поведение птиц (DTO) и поведение стаи серых волков (GWO)	-
[22]			Обнаружение сетевых вторжений Информационная безопасность Задача классификации
[23]	Саудовская Аравия	Классический алгоритм, моделирующий поведение птиц (DTO)	Диагностика аритмии сердца по ЭКГ Медицина Задача классификации
[24]	Китай	FWNSDE <sub>c</sub> – авторский алгоритм, основанный на алгоритме дифференциальной эволюции, включающий K-медоидную кластеризацию	Предсказание скорости ветра Метеорология Задача регрессии
[25]	Индия	Авторский гибридный алгоритм на основе двух алгоритмов: бинарной модификации алгоритма гравитационного поиска и моделирующего поведение стаи серых волков (GWO)	Диагностика киберугроз Информационная безопасность Задача классификации
[26]	Иордания	LS-PIO – авторская модификация метода оптимизации Pigeon на основе алгоритма локального поиска с запретами	Обнаружение сетевых вторжений Информационная безопасность Задача классификации
[27]	Египет	mSTOA – модифицированный алгоритм STOA	-
[28]	Китай	NRFSFN – авторский помехоустойчивый эвристический алгоритм для решения задачи многозначного обучения	-
[29]	Турция	Классический метод RFE	Обнаружение кибератак и аномалий Информационная безопасность Задача классификации
[30]	Иран	HLSFSGU – авторский алгоритм полууправляемого обучения, основанный на регуляризации графа Лапласа (GL) с использованием обобщенного некоррелированного ограничения	-
[31]	Китай	AFS – авторский адаптивный алгоритм отбора признаков	Диагностика неисправности оборудования Транспортная безопасность Задача классификации
[32]	Китай	GLFS – авторский алгоритм отбора признаков для случая	-

		многомерной классификации	
[33]	Китай	Авторский модифицированный эволюционный алгоритм на основе оптимизации роя частиц(PSO)	-
[34]	Китай	MOFS-RFGA - Авторский модифицированный фильтрационный алгоритм ReliefF	-
[35]	Иран	SemiACO – авторская модификация алгоритма муравьиной колонии для случая полупараметрического обучения	-

**Заключение.** Анализ представленных исследований позволил сделать следующие предположения о тенденциях разработок в области метода отбора признаков:

- более половины рассмотренных работы приходится на авторов из Китая (10 работ) и Саудовской Аравии (6 работ);
- можно выделить три основные группы работ: чисто теоретические по разработке новых методов отбора признаков; исследования, фокусирующиеся на факторах, влияющих на наличие разных диагнозов; исследования, фокусирующиеся на обнаружении вредоносных вторжений и атак в информационные системы;
- основным фокусом исследователей является разработка новых гибридных алгоритмов, основанных на использовании в основном эволюционных или роевых алгоритмов.

Далее планируется продолжение и углубление проведенного анализа.

#### **Библиографический список**

1. Alhussan A. A. et al. A binary waterwheel plant optimization algorithm for feature selection //IEEE Access. – 2023.
2. Ganesh N. et al. Efficient feature selection using weighted superposition attraction optimization algorithm //Applied Sciences. – 2023. – Т. 13. – №. 5. – С. 3223.
3. Alhussan A. A. et al. Classification of diabetes using feature selection and hybrid Al-Biruni earth radius and dipper throated optimization //Diagnostics. – 2023. – Т. 13. – №. 12. – С. 2038.
4. Masood F. et al. Novel approach to evaluate classification algorithms and feature selection filter algorithms using medical data //journal of Computational and Cognitive Engineering. – 2023. – Т. 2. – №. 1. – С. 57-67.
5. Masood F. et al. Novel approach to evaluate classification algorithms and feature selection filter algorithms using medical data //journal of Computational and Cognitive Engineering. – 2023. – Т. 2. – №. 1. – С. 57-67.
6. El-Kenawy E. S. M. et al. Feature selection in wind speed forecasting systems based on metaheuristic optimization //Plos one. – 2023. – Т. 18. – №. 2. – С. e0278491.
7. Şahin D. Ö. et al. A novel permission-based Android malware detection system using feature selection based on linear regression //Neural Computing and Applications. – 2023. – С. 1-16.
8. Demir S., Sahin E. K. An investigation of feature selection methods for soil liquefaction prediction based on tree-based ensemble algorithms using AdaBoost, gradient boosting, and XGBoost //Neural Computing and Applications. – 2023. – Т. 35. – №. 4. – С. 3173-3190.
9. Mehmood A. et al. Prosperous human gait recognition: An end-to-end system based on pre-trained CNN features selection //Multimedia Tools and Applications. – 2024. – С. 1-21.
10. Mahajan S., Pandit A. K. Hybrid method to supervise feature selection using signal processing and complex algebra techniques //Multimedia Tools and Applications. – 2023. – Т. 82. – №. 6. – С. 8213-8234.

11. Mohy-Eddine M. et al. An efficient network intrusion detection model for IoT security using K-NN classifier and feature selection //Multimedia Tools and Applications. – 2023. – T. 82. – №. 15. – C. 23615-23633.
12. Li X., Zhang J., Safara F. Improving the accuracy of diabetes diagnosis applications through a hybrid feature selection algorithm //Neural processing letters. – 2023. – T. 55. – №. 1. – C. 153-169.
13. Tang C. et al. Unsupervised feature selection via multiple graph fusion and feature weight learning //Science China Information Sciences. – 2023. – T. 66. – №. 5. – C. 152101.
14. Zhang J. et al. Detection of autism spectrum disorder using fMRI functional connectivity with feature selection and deep learning //Cognitive Computation. – 2023. – T. 15. – №. 4. – C. 1106-1117.
15. Sharif M. et al. Brain tumor segmentation and classification by improved binomial thresholding and multi-features selection //Journal of ambient intelligence and humanized computing. – 2024. – C. 1-20.
16. Yin Y. et al. IGRF-RFE: a hybrid feature selection method for MLP-based network intrusion detection on UNSW-NB15 dataset //Journal of Big Data. – 2023. – T. 10. – №. 1. – C. 15.
17. Xing J. et al. Boosting whale optimizer with quasi-oppositional learning and Gaussian barebone for feature selection and COVID-19 image segmentation //Journal of bionic engineering. – 2023. – T. 20. – №. 2. – C. 797-818.
18. Fatahi A., Nadimi-Shahraki M. H., Zamani H. An improved binary quantum-based avian navigation optimizer algorithm to select effective feature subset from medical data: A COVID-19 case study //Journal of Bionic Engineering. – 2024. – T. 21. – №. 1. – C. 426-446.
19. Liu X. et al. Adapting feature selection algorithms for the classification of Chinese texts //Systems. – 2023. – T. 11. – №. 9. – C. 483.
20. Atteia G. et al. Adaptive dynamic dipper throated optimization for feature selection in medical data //Computers, Materials & Continua. – 2023. – T. 75. – №. 1. – C. 1883-1900.
21. Khafaga D. S. et al. Novel Optimized Feature Selection Using Metaheuristics Applied to Physical Benchmark Datasets //Computers, Materials & Continua. – 2023. – T. 74. – №. 2.
22. Alkanhel R. et al. Network Intrusion Detection Based on Feature Selection and Hybrid Metaheuristic Optimization //Computers, Materials & Continua. – 2023. – T. 74. – №. 2.
23. Khafaga D. S. et al. Dipper Throated Algorithm for Feature Selection and Classification in Electrocardiogram //Comput. Syst. Sci. Eng. – 2023. – T. 45. – №. 2. – C. 1469-1482.
24. Lv S. X., Wang L. Multivariate wind speed forecasting based on multi-objective feature selection approach and hybrid deep learning model //Energy. – 2023. – T. 263. – C. 126100.
25. Dey A. K., Gupta G. P., Sahu S. P. A metaheuristic-based ensemble feature selection framework for cyber threat detection in IoT-enabled networks //Decision Analytics Journal. – 2023. – T. 7. – C. 100206.
26. Alghanam O. A. et al. An improved PIO feature selection algorithm for IoT network intrusion detection system based on ensemble learning //Expert Systems with Applications. – 2023. – T. 213. – C. 118745.
27. Houssein E. H. et al. Boosted sooty tern optimization algorithm for global optimization and feature selection //Expert Systems with Applications. – 2023. – T. 213. – C. 119015.
28. Yin T. et al. Noise-resistant multilabel fuzzy neighborhood rough sets for feature subset selection //Information Sciences. – 2023. – T. 621. – C. 200-226.
29. Kilincer I. F. et al. Automated detection of cybersecurity attacks in healthcare systems with recursive feature elimination and multilayer perceptron optimization //Biocybernetics and Biomedical Engineering. – 2023. – T. 43. – №. 1. – C. 30-41.
30. Sheikhpour R., Berahmand K., Forouzandeh S. Hessian-based semi-supervised feature selection using generalized uncorrelated constraint //Knowledge-Based Systems. – 2023. – T. 269. – C. 110521.
31. Lao Z. et al. Intelligent fault diagnosis for rail transit switch machine based on adaptive feature selection and improved LightGBM //Engineering Failure Analysis. – 2023. – T. 148. – C. 107219.
32. Zhang J. et al. Group-preserving label-specific feature selection for multi-label learning //Expert Systems with Applications. – 2023. – T. 213. – C. 118861.
33. Hu Y. et al. A federated feature selection algorithm based on particle swarm optimization under privacy protection //Knowledge-Based Systems. – 2023. – T. 260. – C. 110122.
34. Xue Y., Zhu H., Neri F. A feature selection approach based on NSGA-II with ReliefF //Applied Soft Computing. – 2023. – T. 134. – C. 109987.
35. Karimi F., Dowlatshahi M. B., Hashemi A. SemiACO: A semi-supervised feature selection based on ant colony optimization //Expert Systems with Applications. – 2023. – T. 214. – C. 119130.

## ON THE TRENDS OF MODERN RESEARCH IN THE FIELD OF FEATURE SELECTION METHODS

*ArtemD. Cheremuhin*

Nizhny Novgorod State University of Engineering and Economics,  
Str. Oktyabrskaya, 22a, Knyaginino, Russia, 606340  
ngie.u.cheremuhin@yandex.ru

The article considers the current problem of feature selection research in machine learning tasks. The study is devoted to generalizing the results of foreign scientists in the field of feature selection in recent years. Analysis of articles showed that most of the research is carried out in the field of medicine and information security.

**Keywords:** feature selection, evolutionary algorithms, swarm algorithms.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ ДИАБЕТА

*Сидорова Татьяна Игоревна*

Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»  
ВШЭ 614107, Россия, г. Пермь, ул. Бульвар Гагарина, 37а,  
e-mail: tatyana\_sidorova\_2603@mail.ru

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования вероятности диабета. Система позволяет с точностью от 80% предсказать данный диагноз на основе индивидуальных характеристик пациента. С помощью спроектированной нейросетевой системы проведено исследование предметной области и выявлены закономерности, имеющие практическое значение.

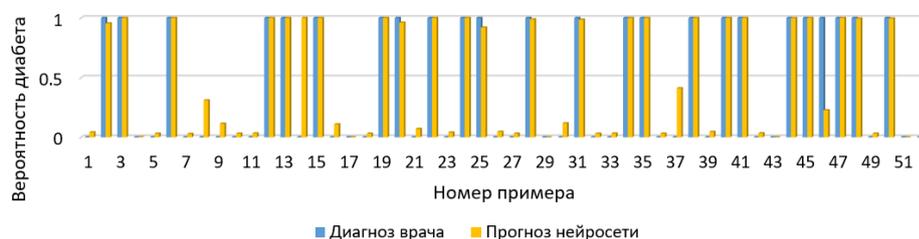
**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, диабет.

**Введение.** В связи с широким распространением нейросетевых технологий в настоящее время существует большое количество прогнозных моделей в сфере финансов, экономики, спорта и других. Возможности нейросетей в здравоохранении также активно изучаются исследователями. В частности, результаты трудов Пермской научной школы [1-5] свидетельствуют о том, что нейронные сети делают возможным прогнозирование продолжительности жизни, вероятности сердечного приступа и рака легких, а также отслеживание динамики развития заболевания.

Был проведен анализ научной литературы, в ходе которого выяснилось, что исследовательские работы по прогнозированию диабета на основе интеллек-

туальных систем практически отсутствуют. Научная статья Л.Ш.Черикбаевой[6] описывает прогнозирование диабета с помощью машинного обучения с использованием метода k-ближайших соседей. Диагноз прогнозируется на основе индивидуальных признаков и факторов риска. В данной статье доказана эффективность метода ближайших соседей относительно иных методов машинного обучения, однако в ней отсутствуют практические примеры прогноза и выводы о получении новых знаний, полезных для медицинских работников при работе с диабетом.

Основная цель данной работы заключается в сборе множества публичных данных о пациентах медицинских учреждений с симптомами диабета или утвержденным диагнозом, а также в создании и обучении нейросетевой модели на собранных данных. Предполагаемым результатом работы является нейросетевая система, прогнозирующая диабет на основе индивидуальных параметров пациента более, чем в 80% случаев.



**Рисунок 1. Доказательство адекватности нейронной сети**

**Постановка задачи.** Для создания нейросетевой системы были выбраны 8 параметров: X1 –пол, X2 –возраст, X3 –наличие гипертензии, X4 –наличие заболеваний сердца, X5 – курение, X6 –индекс массы тела, X7 – уровень гемоглобина А1С в крови; X8 –уровень глюкозы в крови (в США измеряется в миллиграммах на децилитр). Выходной параметр – итоговой диагноз врача.

Обучающее множество было выбрано из материалов сайта Kaggle [7]. Автор датасета отмечает, что материалы были собраны на основе научных публикаций и данных медицинских учреждений. Перед переходом к проектированию и обучению нейросетевой модели данные были приведены к единому формату, а затем закодированы. Также были удалены выбросы и экстремальные значения, например, данные о пациентах младше 18 лет.

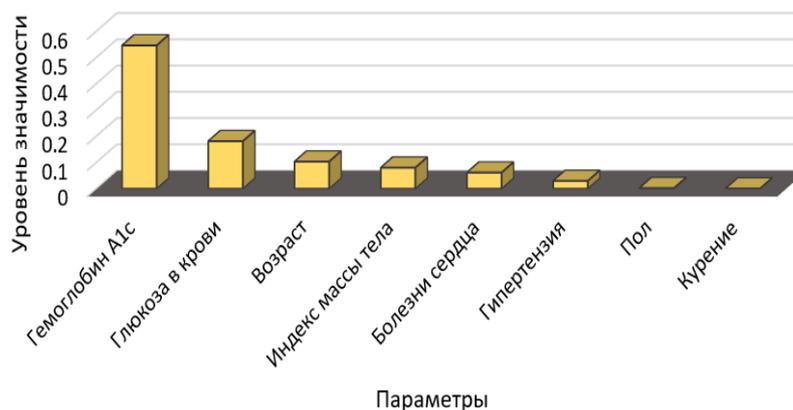
Объем итогового множества составляет 520 примеров. Данное множество было разделено на обучающее и тестирующее в соотношении 90% к 10% соответственно.

**Проектирование нейронной сети.** Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [8] по методике [9]. Готовая нейронная сеть представляет из себя персептрон, который содержит 8 входных нейронов, 1 выходной нейрон и 3 нейрона в скрытом слое. Количество нейронов скрытого слоя было рассчитано по теореме Колмогорова-Арнольда [9].

Для оценки корректности работы системы использовалось тестирующее множество, состоящее из 52 примеров. Средняя квадратичная ошибка соста-

вила 19%, что можно назвать приемлемым результатом для сферы медицины. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим диагнозом врача и вероятностью, прогнозируемой нейросетью. Из результатов, отраженных на рисунке 1, можно сделать вывод о корректной работе нейронной сети.

**Исследование предметной области.** С помощью программы «Нейросимулятор 5» была проведена оценка значимости параметров, результат которой представлен на рисунке 2.



**Рисунок 2. Оценка значимости параметров**

Как видно из рисунка 2, наиболее значимыми параметрами являются гемоглобин А1С (гликированный гемоглобин), глюкоза в крови, возраст и индекс массы тела. Данные результаты являются вполне обоснованными с медицинской точки зрения. Анализ уровня гликированного гемоглобина незаменим для диагностирования сахарного диабета: он входит в ряд профилактических анализов для определения диабета на ранней стадии и позволяет вовремя обнаружить неконтролируемые скачки глюкозы. Возраст пациента также имеет значение, поскольку с возрастом повышается риск инсулинорезистентности: по статистике заболевание развивается у людей старше 40 лет. Еще одним ключевым фактором риска выступает вес пациента, так как его избыток провоцирует усиленную выработку инсулина, вследствие чего восприимчивость организма к данному гормону снижается.

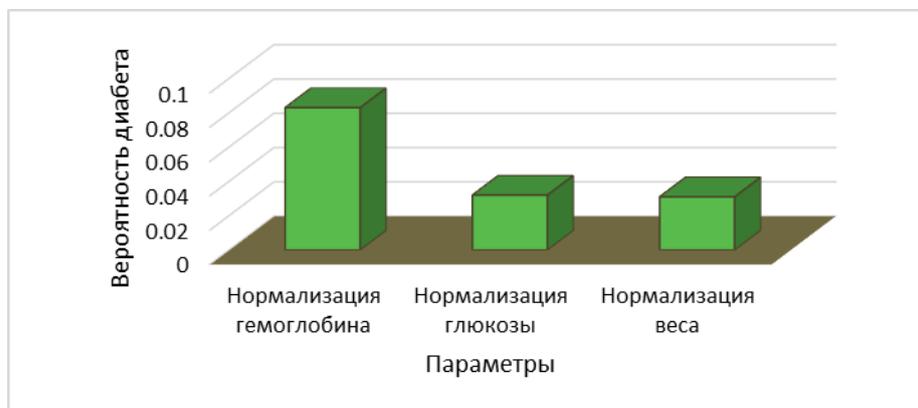
В качестве справочной информации ниже представлены нормальные значения значимых параметров:

- Гликированный гемоглобин: 4 – 6,5 ед.;
- Глюкоза: 70 – 100 мг/дл;
- Индекс массы тела: 18,5 – 25.

Далее были исследованы зависимости между входными параметрами и результатами прогнозирования. Исследование производилось путем выбора одного пациента и модификации его характеристик с целью отследить изменения вероятности диабета.

*Пример 1.* В примере 1 последовательно нормализуются наиболее значимые параметры, что в результате приводит к постепенному снижению вероятности заболевания. Объект прогнозирования – женщина 54 лет, имеющая болезнь сердца и табачную зависимость. Она имеет повышенный индекс

массы тела (33,52) и повышенный уровень глюкозы (280). В целях «лечения» данного пациента гемоглобин (несмотря на то, что он находится в пределах нормы) был снижен с 6 до 4 единиц, затем последовательно глюкоза и индекс массы тела были снижены до верхних границ нормы (100 и 30 соответственно). На рисунке 3 отражено изменение вероятности диабета.



**Рисунок 3. Последовательная нормализация значимых параметров на примере пациента №1**

Как видно из рисунка 3, после ликвидации высокого гемоглобина вероятность наступления диабета снижается со 100% до 8%. Поскольку данный параметр тесно связан с уровнем глюкозы, дальнейшая нормализация глюкозы снижает вероятность еще на 4%. Нормализация веса в данном случае незначительно повлияла на результат.

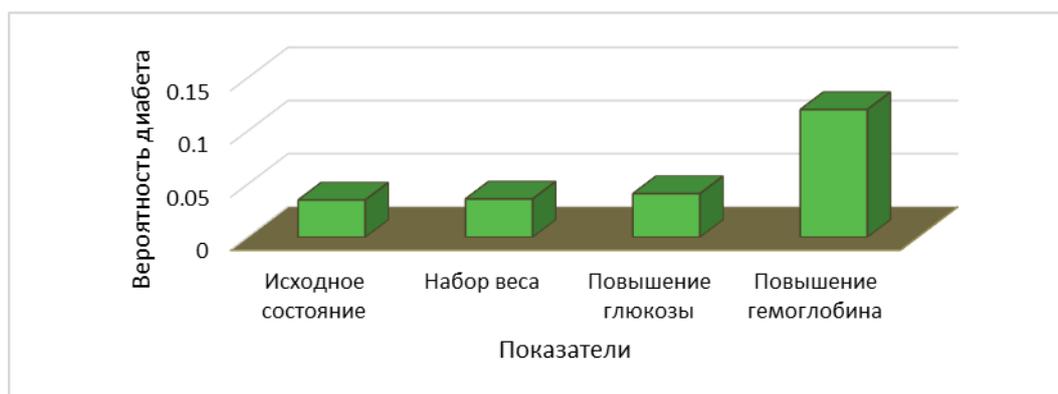
Таким образом, несмотря на наличие вредной привычки и болезни сердца, диабет возможно ликвидировать, направив усилия на снижение гликированного гемоглобина.

*Пример 2.* В данном примере процесс «лечения» производится в обратном порядке, путем поэтапного добавления здоровому пациенту факторов риска от наименее к наиболее значимым. Объект прогнозирования – мужчина 46 лет, который не курит и не имеет сердечно-сосудистых заболеваний. Его индекс массы тела и гемоглобин находятся в пределах нормы (24,93 и 5 соответственно), а уровень глюкозы составляет 100. В данной ситуации нейросеть прогнозирует диабет с вероятностью 3,5%. Далее последовательно были увеличены индекс массы тела (до 33,2), глюкоза (до 140) и гемоглобин (до 6,7). Процесс повышения вероятности заболевания представлен на рисунке 4.

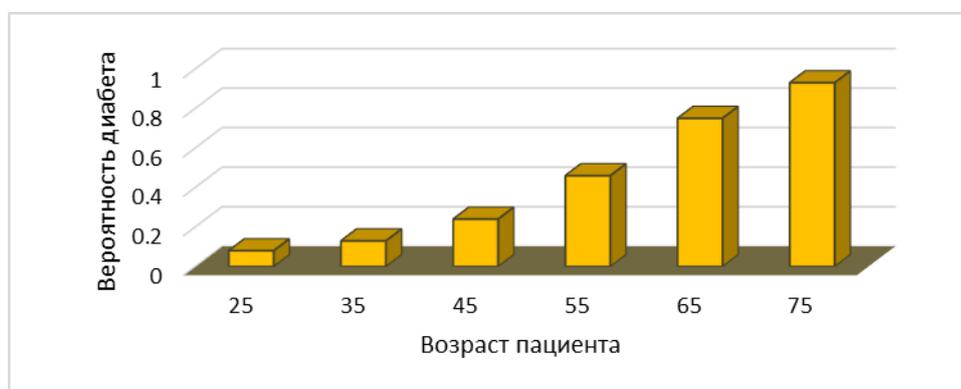
Как видно из гистограммы, повышение гемоглобина дает резкий скачок увеличения вероятности диабета с 3,5% до 11,5%, что еще раз доказывает высокое влияние гемоглобина на состояние пациента.

*Пример 3.* В данном примере отображена зависимость вероятности диабета от возраста, поскольку данный параметр также имеет высокую значимость. Прогноз проводится методом замораживания [9], который используется для оценки влияния определенного параметра на результат и заключается в варьировании одного из параметров, в то время как остальные данные

остаются неизменными. Объект прогноза – женщина 25 лет, не имеющая табачной зависимости и сердечно-сосудистых заболеваний. Ее гемоглобин (6.1) находится в пределах нормы, однако уровень глюкозы в крови слегка и индекс массы тела повышены (158 и 28,5 соответственно). Данная пациентка является здоровой: нейросеть прогнозирует ей низкую вероятность диабета (8%). На рисунке 5 отображено изменение вероятности диабета с увеличением возраста в том случае, если остальные параметры удастся сохранить прежними.



**Рисунок 4. Последовательное увеличение значимых параметров до уровня выше нормы у пациента №2**



**Рисунок 5. Повышение вероятности диабета с увеличением возраста у пациента №3**

Как видно из графика, один и тот же набор значений параметров по-разному влияет на пациента с течением времени. Для женщины из данного примера перечисленные выше значения параметров являются приемлемыми до 45 лет, однако после пересечения этого рубежа скорость роста вероятности диабета значительно увеличивается.

Таким образом, результаты, полученные в данных примерах, являются научно обоснованными и отражают существующую реальность. Следовательно, спроектированную нейросеть можно считать пригодной для прогнозирования вероятности диабета.

**Заключение.** Построена нейросетевая система для прогнозирования вероятности диабета. Спроектированная нейросетевая модель принимает на вход 8 параметров (включая индивидуальные характеристики пациента и факторы риска): пол, возраст, наличие гипертензии, наличие заболеваний сердца, курение, индекс массы тела, уровень гликированного гемоглобина и уровень глюкозы в крови. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей вероятности диабета от увеличения или уменьшения определенных показателей. Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать вероятность развития диабета. Данный набор параметров может быть увеличен для более точного прогнозирования и получения глубинных знаний о предметной области.

### **Библиографический список**

1. Yasnitsky L.N., Dumler A., Cherepanov F.M. The capabilities of artificial intelligence to simulate the emergence and Development of diseases, optimize prevention and treatment thereof, and identify new medical knowledge // *Journal of Pharmaceutical Sciences and Research*. 2018. Т. 10. № 9. С. 2192-2200.
2. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. Dynamic artificial neural networks as basis for medicine revolution // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2018. Т. 850. С. 351-358.
3. Завгородних Е.Д. Нейросетевая система прогнозирования сердечного приступа / Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. науч. ст. / Пермское отделение Научного совета при президиуме РАН по методологии искусственного интеллекта. – Пермь, 2022. – С. 79 – 84.
4. Дементьев М.А. Нейросетевая система прогнозирования продолжительности жизни человека / Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. науч. ст. / Пермское отделение Научного совета при президиуме РАН по методологии искусственного интеллекта. – Пермь, 2022. – С. 93 – 99.
5. Русаков В.В. Нейросетевая система прогнозирования рака лёгких / Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. науч. ст. / Пермское отделение Научного совета при президиуме РАН по методологии искусственного интеллекта. – Пермь, 2022. – С. 100 – 104.
6. Черикбаева Л.Ш. Прогнозирование диабета с использованием алгоритма машинного обучения k-ближайших соседей / Ф.У.Маликова, А.Т.Төлеушова, М.Ж.Болысханова, Б.Е.Балқашбай // *Вестник КазАТК*. – 2023. – №5. – С. 288 – 297. DOI 10.52167/1609-1817
7. Diabetespredictiondataset [Электронный ресурс] // Kaggle — Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/iammustafatz/diabetes-prediction-dataset/data>, свободный (дата обращения: 02.03.2024). — Загл. с экрана.
8. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
9. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.

## **NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING DIABETES PROBABILITY**

*Sidorova Tatyana I.*

National Research University Higher School of Economics  
Studencheskaya Street, 38, Perm, Russia, 614990, tatyana\_sidorova\_2603@mail.ru

The article describes the development of a neural network system for predicting the probability of diabetes. The system can accurately predict this diagnosis with an accuracy of 80% based on individual patient characteristics. Using the designed neural network system, a study of the subject area was conducted and patterns with practical significance were identified.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, prediction, diabetes.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СЕРДЕЧНОГО ПРИСТУПА

*Митюшкина Анна Владимировна*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
ФИТ 614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15,  
[mityushkinaav@gmail.com](mailto:mityushkinaav@gmail.com)

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования сердечного приступа у пациента. Система позволяет с ~80% точностью определить вероятность сердечного приступа у человека по его физиологическим показателям и индивидуальным характеристикам на данном этапе, а также спрогнозировать вероятность сердечного приступа в будущем.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, сердечный приступ, прогнозирование, закономерности.

Сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) являются причиной смерти номер один во всем мире. Выявление сердечно-сосудистых заболеваний является одним из способов увеличения продолжительности жизни. Особенное внимание уделяется выявлению факторов риска развития заболеваний сердца.

На данный момент существует множество различных работ, которые имеют схожую тематику и используют нейросетевые модели для прогнозирования сердечного приступа или других схожих заболеваний сердца. В статье [5] автор приводит метод DataMining с использованием нейросетей для выявления скрытых зависимостей различных параметров при прогнозировании сердечного приступа. В работе используется трёхслойный персептрон с применением метода обратного распространения. По результатам работы получилось добиться точности практически в 99%, что является отличным результатом.

Как и в случае со статьёй [5], в другой зарубежной статье [6] также приводится описание создания нейросетевой модели с использованием трёхслойного персептрона с использованием такого же способа обучения – обратное распространение ошибки. Как и в случае с вышеописанной статьёй, в данном источнике авторы приводят результаты работы нейросетевой модели,

основанной на собранных медицинских данных. Точность системы составляет свыше 88%. Беря во внимание данные работы, в данной работе будет проведена попытка повторить результаты зарубежных учёных в данной области, однако в отличие от использования языка программирования Python будет использоваться наш отечественный инструмент «Нейросимулятор 5».

Основной целью работы является разработка нейросетевой модели, которая будет обучаться на основе реального датасета [3], который содержит информацию о людях, у которых был сердечный приступ, а также о людях, которых это не коснулось.

После ознакомления с набором данных были определены следующие входные параметры, которые будут участвовать в обучении будущей системы.

X1–Возраст (от 40 до 95 лет)

X2– Анемия (0 – нет 1 – да)

X3– Показатель креатинин фосфокиназа(от 23 до 7861нг/мл)

X4– Диабет (0 – нет 1 – да)

X5– Сердечный выброс (от 14 до 80 процентов)

X6– Высокое кровяное давление (гипертония) 0 – нет 1 – да

X7– Показатель тромбоцитов в крови (от 25100 до 850000 килотромбоциты/мл)

X8– Уровень сывороточного креатинина в крови (от 0,5 до 9,4 мг/дл)

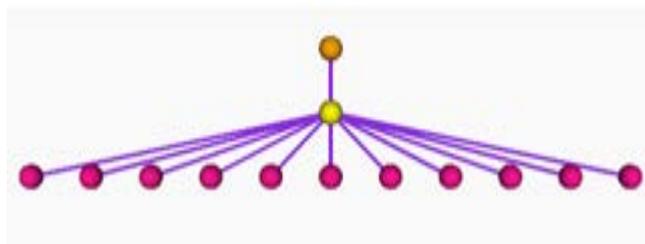
X9– Уровень сывороточного натрия в крови (от 113 до 148 мг-экв/л)

X10–Пол (0 – женщина, 1 – мужчина)

X11– Показатель курения (0 – не курит, 1 – курит)

Выходной параметр D1 – вероятность сердечного приступа у человека в диапазоне от 0 до 1.

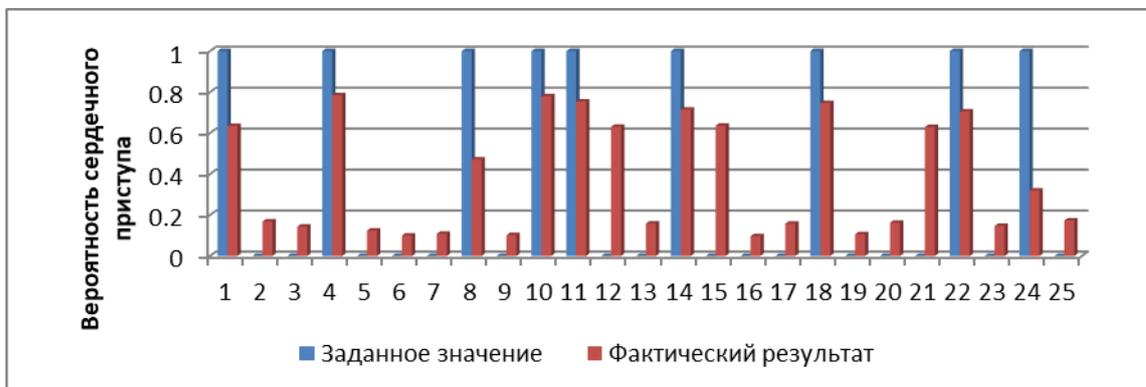
Итоговое множество для обучения нейросетевой модели включало 300 примеров. Процесс проектирования, обучения и тестирования созданной нейросети проводилось в программе «Нейросимулятор 5». В результате проектирования спроектированная нейронная сеть имеет структуру двуслойного перцептрона с одним нейроном на скрытом слое. Графическое представление структуры можно наблюдать далее (см. Рисунок №1). Исходное множество было разбито на обучающее, валидирующее, тестирующее в соотношении 80%, 20%, 10% соответственно.



**Рисунок 1. Схематичное представление структуры перцептрона**

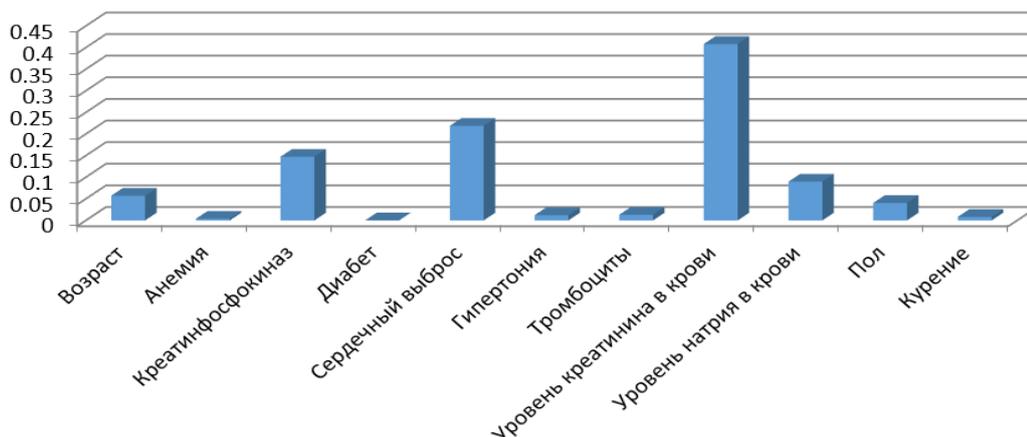
После обучения нейросети проводилось её тестирование при помощи тестового множества. Средняя ошибка тестирования составила 20%, что можно

считать удовлетворительным результатом для прогнозирования сердечного приступа. На рисунке 2 можно увидеть результаты проверки на тестирующем множестве. При оценке результатов значения, которые были выше 0.5 – определяли наличие сердечного приступа.



**Рисунок 2. Проверка работоспособности нейросети на тестовом множестве**

Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5». Далее представлены результаты проведенной оценки входных параметров (Рисунок 3).



**Рисунок 3. Оценка значимости входных параметров**

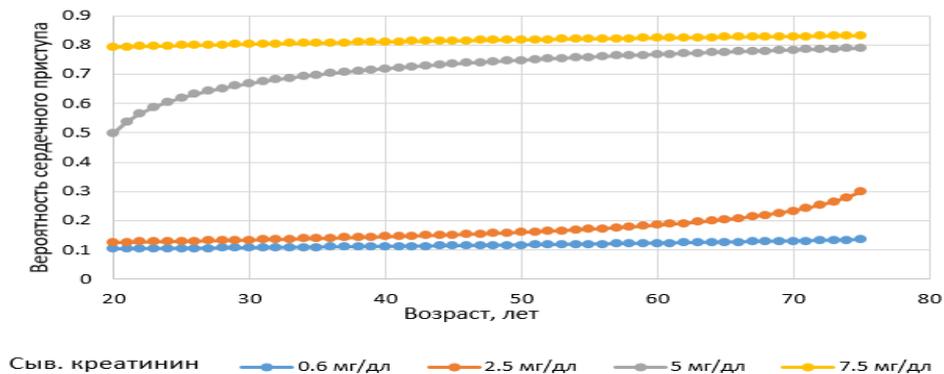
На данной диаграмме прекрасно видно, что параметром, который оказывает наибольшее влияние на появление сердечного приступа, является уровень сывороточного креатинина в крови.

Далее в работе будут представлены исследования, которые будут затрагивать влияние некоторых входных параметров на вероятность возникновения сердечного приступа у человека. Для проведения данного исследования был выбран метод «Замораживания» [4]. Данный метод подразумевает выбор одного пациента с последующим изменением одного отдельного показателя и фиксированием других показателей. В качестве исследуемого пациента был выбран случайный человек из исходного множества. Его параметры приведены в таблице 1.

**Таблица № 1 – Параметры исследуемого пациента**

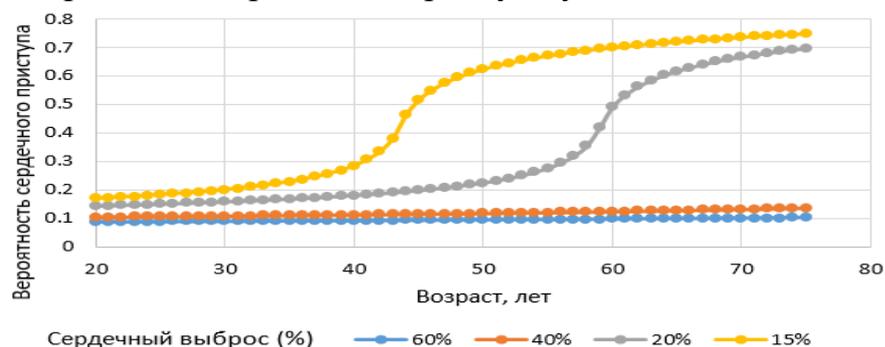
Параметр	Значение
Возраст	41
Анемия	Нет
Показатель креатинин фосфокиназа	148
Диабет	Нет
Сердечный выброс	39
Высокое кровяное давление	Нет
Тромбоциты в крови	374000
Уровень сывороточного креатинина в крови	0.8
Уровень сывороточного натрия в крови	140
Пол	Мужчина
Показатель курения	Да

На рисунке 4 отображена зависимость вероятности сердечного приступа от сывороточного креатинина в крови пациента. Прогнозирование выполнялось до 75 лет.



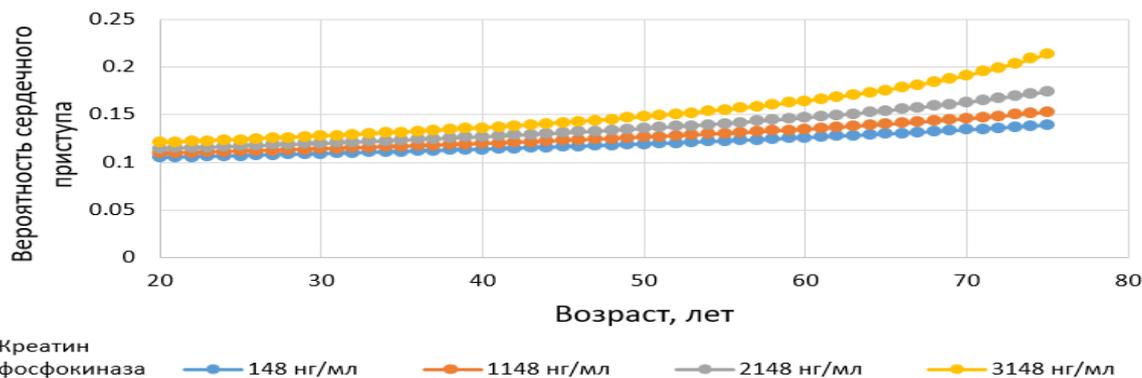
**Рисунок 4. Влияние сывороточного креатинина в крови пациента**

Как можно заметить на графике, чем выше показатель сывороточного креатинина, тем выше вероятность сердечного приступа. Далее будут представлены графики, на которых будет отображено влияние других параметров на вероятность развития сердечного приступа у пациента.



**Рисунок 5. Влияние сердечного выброса на развитие сердечного приступа у пациента**

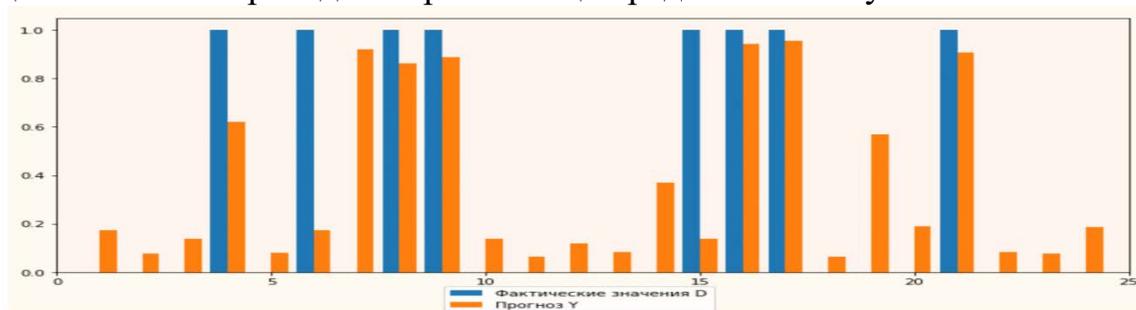
На рисунке 5 продемонстрирована зависимость сердечной недостаточности от сердечного выброса. В данном случае можно сделать вывод, что этот показатель оказывает серьезное воздействие у склонных к заболеванию пациентов. Чем меньше сокращений (выбросов), тем больше становится вероятность сердечного приступа у пациента.



**Рисунок 6. Влияние креатинина фосфокиназа на вероятность сердечного приступа**

По данному графику (рисунок 6) видно, что при повышении значения креатинина фосфокиназа вероятность сердечного приступа растет в пределах нормы.

Выполнение исследования на языке Python. Для сравнения результатов исследование было проведено при помощи средств языка Python.



**Рисунок 7. Результат тестирования нейронной сети в Python**

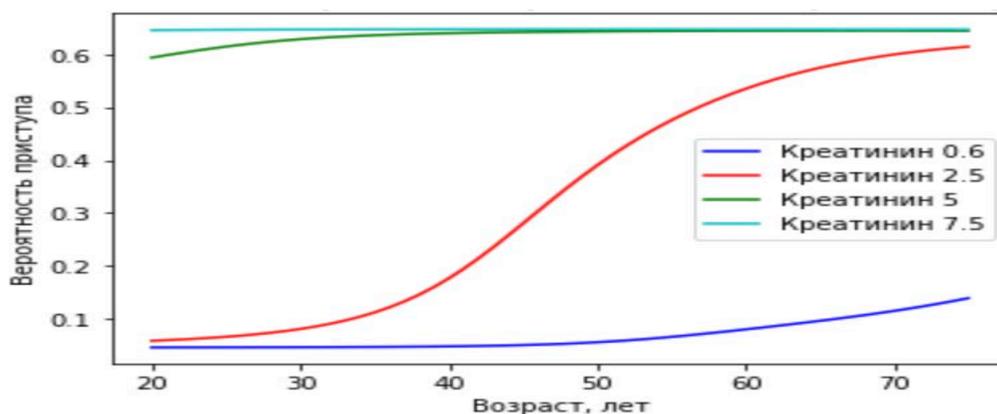
Средняя ошибка тестирования составила 16%, что можно считать приемлемым результатом. На рисунке 7 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим и прогнозируемым нейросетью итоговым результатом.

Из результатов, изображенных на рисунке 1, можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейронной сети. Далее было проведено исследование итоговых результатов прогнозирования сердечного приступа. Исследование также проводилось при помощи метода «замораживания» на тех же данных, что использовались в нейросимуляторе.

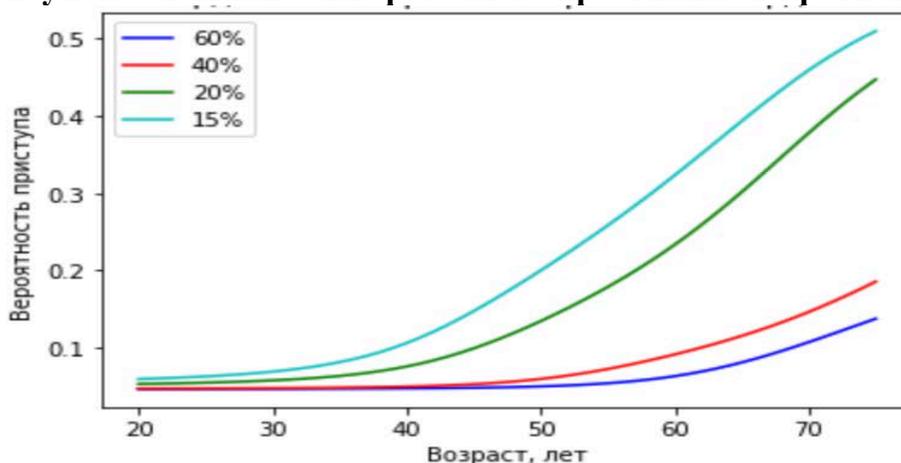
На рисунке 8 показан график зависимости вероятности сердечного приступа от сывороточного креатинина в крови пациента.

На рисунке 9 продемонстрирована зависимость сердечной недостаточности от сердечного выброса. В данном случае можно сделать вывод, что этот показатель оказывает серьезное воздействие у склонных к заболеванию пациентов.

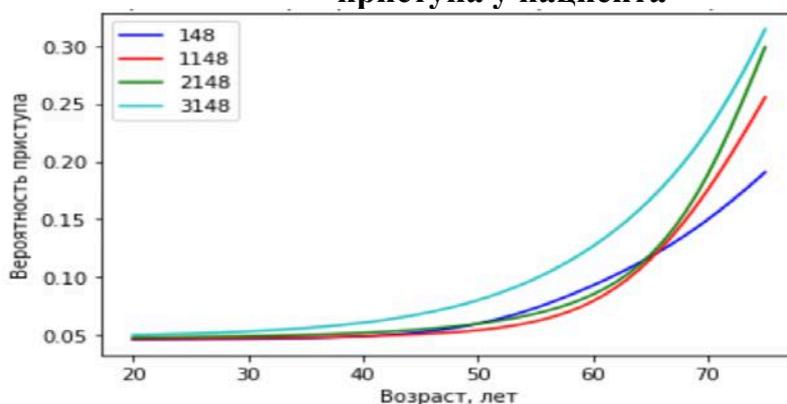
По данному графику (рисунок 10) видно, что при повышении значения креатинина фосфокиназа вероятность сердечного приступа растет в пределах нормы.



**Рисунок 8. Влияние сывороточного креатинина в крови пациента**



**Рисунок 9. Влияние сердечного выброса на развитие сердечного приступа у пациента**



**Рисунок 10. Влияние креатинина фосфокиназа на вероятность сердечного приступа**

**Заключение.** По результатам работы была создана нейросеть, которая позволяет оценивать вероятность сердечного приступа по нескольким параметрам человека. Проведено исследование итоговых результатов нейросетей, построенных в нейросимьюляторе и средствами языка Python, выполнено их сравнение. Коэффициент детерминации в нейросимуляторе составил 52%, в Colab 37%. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей итогового результата от сывороточного креатинина в крови, сердечного выброса и креатинина фосфокиназа.

### Библиографический список

1. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. Dynamic artificial neural networks as basis for medicine revolution // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2018. Т. 850. С. 351-358.
2. Yasnitsky L.N., Dumler A., Cherepanov F.M. The capabilities of artificial intelligence to simulate the emergence and development of diseases, optimize prevention and treatment thereof, and identify new medical knowledge // *Journal of Pharmaceutical Sciences and Research*. 2018. Т. 10. № 9. С. 2192-2200.
3. Набор данных для обучения [Электронный ресурс].  
[URL:https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/heart-failure-clinical-data](https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/heart-failure-clinical-data)
4. Yasnitsky L.N. Artificial Intelligence and Medicine: History, Current State, and Forecasts for the Future // *Current Hypertension Reviews*, 2020, vol. 16, No 3. Pp. 210-215. DOI : 10.2174/1573402116666200714150953 <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32664841/>
5. Dangare C., Apte S. A data mining approach for prediction of heart disease using neural networks // *International Journal of Computer Engineering and Technology (IJCET)*. – 2012. – Т. 3. – №. 3.
6. Al-Milli N. Backpropagation neural network for prediction of heart disease // *Journal of theoretical and applied information Technology*. – 2013. – Т. 56. – №. 1. – С. 131-135.

### NEURAL NETWORK SYSTEM FOR HEART ATTACK PREDICTION

*Mityushkina Anna V.*

Perm State National Research University, FIT 614990, Russia, st.Perm, st. Bukirev, 15, [mityushkinaav@gmail.com](mailto:mityushkinaav@gmail.com)

The article presents a description of the development of a neural network system for predicting a heart attack in a patient. The system makes it possible to reliably determine the probability of a heart attack in a person with ~ 80% by assessing its signs and features of signs for the presence of increased danger, as well as predicting the likelihood of a heart attack in the future.

**Key words:** artificial intelligence, neural network technologies, heart attack, prediction, persecution.

УДК 616.12-009.72-06:616.127-005.8-008.6-036.11-07

### ПОЧЕМУ СОВРЕМЕННЫЕ МЕДИКО-ДИАГНОСТИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА РАБОТАЮТ ТАК ПЛОХО

*Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»  
614070, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38

[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

*Думлер Андрей Артурович*

ФГБОУ ВО «Пермский государственный медицинский университет имени академика Е.А. Вагнера» Минздрава РФ, Пермь, Россия  
614000 Пермский край, г. Пермь, ул. Петропавловская 26

[ivan.ivanovskii.2000@mail.ru](mailto:ivan.ivanovskii.2000@mail.ru)

Приведено объяснение причин неудачных попыток создания и низкой точности современных медико-диагностических систем искусственного интеллекта.

**Ключевые слова:** Диагностика, причины неудач, Ноу Хау, прогнозирование прогрессирования заболеваний, образ жизни, прием лекарств, нейронная сеть.

**Введение.** В последнее время значительных успехов достигли нейросетевые системы медицинской диагностики, основанные на распознавании зрительных изображений – рентгеновских снимков, УЗИ и др. В нашем докладе этого вида медико-диагностических систем мы не касаемся. Речь идет только о нейросетевых системах медицинской диагностики регрессионного типа, основанных только на количественных данных об анамнезе заболеваний, жалобах пациентов, результатах лабораторных и инструментальных методов обследования.

Анализ литературных и интернет-источников показывает, что разработкой таких медико-диагностических систем занимается большое количество научных коллективов. Имеется информация о крупных инвестиционных вложениях в эти проекты. Однако, найти сообщения об их массовом практическом применении гораздо сложнее.

В качестве причин неудачных попыток создания таких систем мы видим как объективные, так и субъективные. Объективной причиной, несомненно, является исключительная сложность самого объекта моделирования – Человека.

**Основная часть.** В качестве субъективных причин мы можем указать следующие:

**1.** *Принципиальные ошибки в самом фундаменте медицинской науки, алогизмы и нарушения Аристотелевской логики.*

Тесно сотрудничая с медицинскими работниками, мы не раз наблюдали, как авторитетнейшие профессора ставили несовпадающие между собой диагнозы одному и тому же пациенту, убедительно обосновывая свои противоречивые заключения. Естественно, что нейронные сети, которые понимают только Аристотелевскую логику (а не врачебную) на таких конфликтующих между собой данных обучаться отказываются, или обучаются с большими погрешностями.

Если не подвергать сомнению высокую квалификацию спорящих между собой профессоров, то их разногласия можно объяснить только одним – слабостью самой медицинской науки.

Это наше заключение о слабости медицинской науки косвенно подтверждается известным высказыванием бывшего главного терапевта Минздрава России академика А.Г. Чучалина, заявившего, что «практически каждый третий диагноз ставится отечественными врачами неверно». Академик А.Г. Чучалин объясняет сей парадокс низким качеством профессиональной под-

готовки отечественных врачей. Но, не слишком ли много у нас неквалифицированных врачей? Тут явно напрашивается иное объяснение.

Мы полагаем, что парадокс объясняется элементарным несовпадением мнения академика А.Г. Чучалина и мнений этих самых «неквалифицированных» врачей.

Несовпадение мнений, а значит и несовпадение диагнозов, поставленных разными врачами – это довольно частое в медицине явление. Несомненно, оно является результатом слабости современной медицинской науки, наличием в ней алогизмов, которые бросаются в глаза математикам, но не замечаются врачами. Мы можем привести примеры обнаруженных нами алогизмов во многих медицинских областях, таких как кардиология, пульмонология, гастроэнтерология, онкология. Без понимания природы этих алогизмов и без применения специальных мер по их преодолению, приемлемые по точности нейросетевые медико-диагностические системы в принципе не могут быть созданы. Но пока мы не будем объяснять природу алогизмов и раскрывать способы их преодоления.

В нашей многолетней практике нам не раз приходилось наблюдать, как наличие медицинских алогизмов заводили в тупик научные коллективы весьма серьезных компаний, таких как «Сбер» и даже МФТИ, взявшихся за создание нейросетевых медико-диагностических систем. Печально, но огромные инвестиции в такие проекты оказывались практически бесполезными.

### *2. Большое количество ошибочной информации в медицинских данных.*

Данные медицинской статистики, взятые из историй заболеваний и электронных медицинских карт, часто изобилуют большим количеством ошибочной информации, обусловленной неточностью показаний медицинских приборов и результатов лабораторных исследований, ошибками и халатным отношением медицинского персонала. К сожалению, неверная информация в электронные медицинские карты попадает не только по указанным выше случайным причинам. Неправильные диагнозы иногда заноситься целенаправленно, например, для улучшения статистических показателей медицинских учреждений. Естественно, что нейронные сети, обученные на таких данных, не могут давать приемлемые результаты.

### *3. Неиспользование нетрадиционных знаний и данных о человеке.*

Естественно, что правомерность использования нетрадиционных данных и знаний (эзотерических, астрологических, нумерологических и др.) должна подтверждаться научными экспериментами. И здесь никаких проблем в проведении таких экспериментов мы не видим. Создавая нейронные сети, мы обучаем их на одних примерах поведения предметной области, валидируем на других примерах и тестируем на третьих примерах, которых нейронная сеть никогда «не видела». И если при использовании нетрадиционных данных погрешность нейросетевых прогнозов на тестовом множестве оказывается меньше, чем без их использования, то такие примеры, несомненно, можно и нужно использовать. Современные же разработчики нейро-

сетевых диагностических систем, к сожалению, этого, как правило, не делают.

### **Пермская диагностико-прогностическая система KARDIONET.**

В результате тесного многолетнего сотрудничества математиков и медиков, нам удалось найти общий язык с врачами, и мы научились преодолевать медицинские алогизмы. Мы создали кардио-диагностическую систему KARDIONET, успешно внедренную в медицинскую практику и не совершившую за последние 10 лет ни одной ошибки ни в постановке диагнозов, ни в прогнозах на варианты прогрессирования заболеваний. Однако наши методики преодоления медицинских алогизмов и применения нетрадиционных данных и знаний мы пока не раскрываем. Но мы обещаем, что в случае получения инвестиций все наши Ноу Хау обязательно будут раскрыты.

Пермская кардио-диагностическая система KARDIONET, не смотря на свой более чем 15-летний возраст, по точности постановки диагнозов и своим функциональным качествам, намного превосходит существующие и вновь создаваемые аналоги. Как показано в наших публикациях [2-7], помимо собственно диагностики, KARDIONET позволяет прогнозировать появление и прогрессирование заболеваний на много лет вперед. Она позволяет подбирать оптимальный образ жизни пациента и приема некоторых лекарственных препаратов. Кроме того, она позволяет получать новые, неизвестные ранее, медицинские знания и закономерности, фиксировать и объяснять парадоксы теоретической медицины, такие как «парадокс курильщика», «парадокс алкоголика», «парадокс физзарядки».

Секрет успеха пермской диагностической системы KARDIONET заключается в следующем:

- В течение длительного времени мы прилагали усилия для того, чтобы найти общий язык между математиками и врачами. В результате мы научились в каждом конкретном случае решать проблему медицинских алогизмов.

- Долго и настойчиво с помощью авторского алгоритма [1] мы выявляли и устраняли статистические выбросы, являющиеся результатом врачебных ошибок, результатом небрежности младшего медицинского персонала, результатом теоретических противоречий и разногласий между врачами и различными медицинскими научными школами.

- Мы не пренебрегали нетрадиционными знаниями и параметрами.

**Заключение.** Авторы настоящего доклада понимают, что высказанное ими мнение является нетривиальным, необщепринятым и может показаться слишком ортодоксальным. Но, мы имеем на это право потому, что у нас есть многолетний опыт нейросетевого моделирования в самых разнообразных предметных областях. И мы имеем серьезный научный приоритет в этих областях. Этот научный приоритет отражен в наших публикациях и доказан в обзорных статьях [8, 9]. Например, как следует из этих обзорных статей, научными коллективами, под руководством одного из авторов настоящей статьи Л.Н. Ясницкого, первыми, либо в числе первых были показаны уникальные возможности практического применения нейронных сетей для решения

актуальных задач во многих предметных областях, таких как промышленность, экономика, бизнес, политология, социология, психология, экология, образование, медицина, спорт и др.

Мы надеемся, что выполненный нами анализ причин неудач создания нейросетевых медицинских диагностических систем и наше нестандартное мнение будут правильно поняты, наши Ноу-Хау будут раскрыты и приняты на вооружение инвесторами и учеными, и нейронные сети займут в медицине место, не уступающее тому, какое они занимают во множестве других предметных областей.

### Библиографический список

1. Yasnitsky L.N. Algorithm for searching and analyzing abnormal observations of statistical information based on the Arnold – Kolmogorov – Hecht-Nielsen theorem // International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. 2020. 9(2). Pp. 1814-1819. DOI: 10.30534/ijatcse/2020/139922020  
<http://www.warse.org/IJATCSE/static/pdf/file/ijatcse139922020.pdf>
2. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Bogdanov K.V., Poleschuk A.N., Cherepanov F.M., Makurina T.V., Chugaynov S.V. Diagnosis and Prognosis of Cardiovascular Diseases on the Basis of Neural Networks // Biomedical Engineering. 2013. Vol. 47. No 3. Pp. 160-163. DOI: 10.1007/s10527-013-9359-0. SJR=0,54. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10527-013-9359-0>
3. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Poleschuk A.N., Bogdanov C.V., Cherepanov F.M. Artificial Neural Networks for Obtaining New Medical Knowledge: Diagnostics and Prediction of Cardiovascular Disease Progression // Biology and Medicine. 2015. 7(2), BM-095-15, 8 pages. [https://www.hse.ru/data/2015/09/30/1074486875/BM-095-15\\_Artificial-Neural-Networks-for..sease-Progr\\_2015\\_06\\_02\\_19\\_08\\_14.pdf](https://www.hse.ru/data/2015/09/30/1074486875/BM-095-15_Artificial-Neural-Networks-for..sease-Progr_2015_06_02_19_08_14.pdf)
4. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. The Capabilities of Artificial Intelligence to Simulate the Emergence and Development of Diseases, Optimize Prevention and Treatment Thereof, and Identify New Medical Knowledge // Journal of Pharmaceutical Science and Research. 2018. Vol. 10(9). Pp. 2192-2200. <http://www.jpsr.pharmainfo.in/Documents/Volumes/vol10Issue09/jpsr10091816.pdf>
5. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. Dynamic Artificial Neural Networks as Basis for Medicine Revolution. In: Antipova T., Rocha A. (eds) Digital Science. DSIC18 2018. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2019. vol 850, pp. 351-358. Springer, Cham, [https://doi.org/10.1007/978-3-030-02351-5\\_40](https://doi.org/10.1007/978-3-030-02351-5_40).
6. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M. Robot-Doctor: What Can It Be?. In: Misyurin S., Arakelian V., Avetisyan A. (eds) Advanced Technologies in Robotics and Intelligent Systems. Mechanisms and Machine Science. 2020. Vol 80. Pp. 163-169. Springer, Cham. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-33491-8\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33491-8_20)
7. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Cherepanov F.M., Yasnitsky V.L., Uteva N.A. Capabilities of neural network technologies for extracting new medical knowledge and enhancing precise decision making for patients // Expert Review of Precision Medicine and Drug Development. November, 2021 DOI: 10.1080/23808993.2021.1993595.
8. Ясницкий Л.Н. Развитие научной школы искусственного интеллекта в пермских университетах: история и научный приоритет (обзорная статья) // Прикладная математика и вопросы управления. 2018. № 4. С. 99-130. DOI: 10.15593/2499-9873/2018.4.06. <https://cloud.mail.ru/public/Cj62/Cxa6xf3EL>.  
[https://www.elibrary.ru/download/elibrary\\_36727550\\_41770760.pdf](https://www.elibrary.ru/download/elibrary_36727550_41770760.pdf)
9. Ясницкий Л.Н. О научном приоритете пермских ученых в области искусственного интеллекта // В сборнике: Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века. Часть I. Сборник статей по материалам Четвертой всероссийской научно-практической конференции, проводимой в рамках Пермского естественнонаучного форума «Математика и глобальные вызовы XXI века». 2019. С. 7-25. <https://cloud.mail.ru/public/qzQE/3CTntPDdo>

# WHY MODERN MEDICAL DIAGNOSTIC SYSTEMS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE WORK SO BADLY

*Leonid N. Yasnitsky*

Perm State National Research University  
614990, Russia, Perm, Bukireva 15  
HSE University  
Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070  
dkshteinle@edu.hse.ru  
[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

*Andrey A. Dumler*

Perm State Medical University named after Academician E.A. Wagner  
Perm, Russia 614000 Perm Krai, Perm, st. Petropavlovskaya 26  
ivan.ivanovskii.2000@mail.ru

An explanation is given of the reasons for the unsuccessful attempts to create and the low accuracy of modern medical diagnostic systems of artificial intelligence.

**Keywords:** Diagnostics, reasons for failures, Know-How, predicting the progression of diseases, lifestyle, taking medications, neural network.

УДК 004.032.26

## ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ДИАГНОСТИКЕ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА ОСНОВЕ МИНИМАЛЬНОГО НАБОРА ДАННЫХ

*Жвакин Анатолий Анатольевич<sup>1</sup>, Арутюнян Ваграм Борисович<sup>2</sup>, Породни-ков Артём Александрович<sup>2</sup>, Наумова Наталья Алексеевна<sup>2</sup>, Южакова Ксения Владимировна<sup>2</sup>, Абубакирова Ольга Александровна<sup>3</sup>, Степанов Максим Сергеевич<sup>4</sup>*

<sup>1</sup> ООО «Траектория будущего», г. Москва, Батайский проезд, д.43. Помещение 1/1.

<sup>2</sup> ФГБУ «Федеральный центр сердечно-сосудистой хирургии имени С.Г. Суханова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (г. Пермь), 614013, Россия, г. Пермь, ул. Маршала Жукова, 35.

<sup>3</sup> Medion Innovation DIATEC EQUIPMENT SERVICE г. Ташкент

<sup>4</sup> ГБУЗ ПК Клинический кардиологический диспансер г.Пермь, ул. Сибирская 84.

[porodickov.a@yandex.ru](mailto:porodickov.a@yandex.ru)

В статье представлено описание правильной подготовки данных для обучения искусственного интеллекта (ИИ), что, в свою очередь, позволит ему на основании жалоб, анамнестических данных, данных лабораторно-инструментальных методов исследований пациента поставить первичный диагноз, акцентируя внимание на сердечно-сосудистой патологии.

**Ключевые слова:** диагностика заболевания, сердечно-сосудистые заболевания, подготовка данных, обучение нейросети, искусственный интеллект.

**Введение.** Сердечно-сосудистые заболевания являются основной причиной смерти людей во всем мире: она занимает лидирующее место. По оценкам данных за 2008 год от ССЗ умерло 17,3 миллиона человек, что составило 30% от всех случаев смерти в мире. В 2023 году эта цифра выросла до 18,6 миллионов. К 2030 году, согласно прогнозам экспертов ВОЗ, эта цифра может кардинально вырасти до 23,6 миллионов умерших человек, главным образом, от болезней сердца и инсульта, которые, по прогнозам, останутся основными причинами смерти [1]. Поэтому на эту насущную и прогрессирующую проблему нельзя закрывать глаза. Профилактика заболевания является важным и во многом эффективным способом борьбы с ССЗ, но далеко не каждый человек может ей следовать. Самое эффективное в данной проблеме – это ранняя диагностика патологии и последующее своевременное лечение, сводящее к минимуму развитие осложнений.

#### **Необходимость и преимущество искусственного интеллекта.**

Во многих городах Пермского края серьезная недостаточность узкоспециализированных врачей, включая кардиологов, из-за чего оказывается несвоевременная диагностика и помощь [2]. Одним из вариантов решения этой проблемы может стать искусственный интеллект: используя получаемые доктором данные о пациенте и анализируя их, он способен диагностировать сердечно-сосудистую патологию у больного, чем облегчает работу врачей. Искусственный интеллект извлекает знания непосредственно из жизненного опыта, который богаче теоретического, поэтому нейросетевые диагнозы нередко оказываются более точными, чем поставленные врачом [3]. Существуют примеры, когда нейронная сеть в диагностическом критерии оказалась эффективней врачей. К такому выводу пришла международная группа ученых из Германии, Франции и США. Результаты исследования опубликованы в журнале *Annals of Oncology*. Специалисты показали ИИ изображения опасных для жизни форм рака кожи и безвредных родинок, чтобы натренировать ИИ в дифференциальной диагностике. Затем фотографии отослали 58 дерматологам из разных стран с различным опытом работы. В результате искусственный интеллект научился лучше врачей различать злокачественные и доброкачественные образования: медикам удалось обнаружить меланомы в 86,6% случаев, тогда как ИИ — в 95% [4]. Это показывает нам то, что искусственный интеллект способна не только запомнить огромное количество информации, но и эффективно ей обучиться и использовать. Такая точность диагностики может позволить спасти большое количество жизней, что значительно повлияет на решение проблемы высокой сердечно-сосудистой смертности.

**Источник и правильная подготовка данных (Сбор и анализ данных).** Сбор анамнеза и лабораторно-диагностических данных для обучения ИИ диагностике сердечно-сосудистых патологий будет организовано на базе

“Федерального центра сердечно-сосудистой хирургии имени С.Г. Суханова”, г. Пермь, где с момента открытия 2012 года было пролечено более 75 тысяч пациентов. Такой огромный ресурс медицинских данных позволит создать крепкий “фундамент опыта” для создания качественной нейросети.

Для обучения ИИ важен не только объем, но и качество данных. Данные должны быть:

1. Полными: отсутствие данных может привести к неверным выводам. Например, отсутствие информации о давлении крови или холестерине может исказить картину здоровья пациента.
2. Консистентными: данные должны быть стандартизированы. Например, измерения давления должны быть приведены к единой системе измерений.
3. Достоверными: данные должны быть точными и правдивыми. Если данные вводятся вручную, вероятность ошибки увеличивается. Автоматизация сбора данных может снизить этот риск.
4. Актуальными: данные должны быть своевременно обновлены. Старые данные могут не отображать текущего состояния здоровья пациента.

Так же необходима предобработка данных. Она включает в себя:

1. Очистку данных: удаление дубликатов, пропусков, аномалий и шумов в данных. Это позволяет избежать искажений в модели.
2. Стандартизацию: приведение данных к единому формату и структуре, что облегчает их обработку и анализ.
3. Аннонимность: удаление личной информации для защиты конфиденциальности пациентов, что особенно важно в условиях строгих требований к защите данных.
4. Аргументацию данных: искусственное увеличение объема данных путем создания новых экземпляров на основе уже имеющихся, что помогает избежать проблемы недостатка данных.

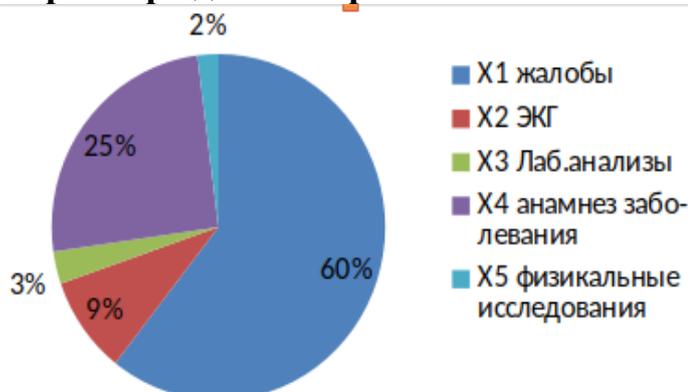
**Параметры диагностики.** У каждой болезни есть свои диагностические “точки опоры” – критерии, на которые опирается врач, выставляя диагноз. В базу искусственного интеллекта это можно ввести как “параметры”. Если у меланомы главный параметр – это визуальный осмотр, что является первоначальным диагностическим критерием, то при заболеваниях сердечно-сосудистой системы, таких параметров несколько. Так как не в каждом населенном пункте существует высокоспециализированная диагностика, такая как коронарография, МСКТ, то для определения заболевания необходимо использовать доступные “инструменты”. За минимальный набор параметров для выставления диагноза можно взять: X1 – жалобы, X2 – анамнез заболевания, X3 – физикальное обследование, X4 – ЭКГ, X5 – лабораторные методы исследования. Так же, при возможности получения расширенного медицинского обследования пациента, можно добавлять данные различных видов медицинской визуализации: коронарографии, МСКТ, ЭХОКГ; данные с переносных устройств, отслеживающих: физическую активность пациента, пульс, артериальное давление и электрическую активность сердца. Все это позволит

искусственному интеллекту максимально точно поставить диагноз пациенту с патологией сердечно-сосудистой системы.

### Примеры работы искусственного интеллекта для диагностики ССЗ.

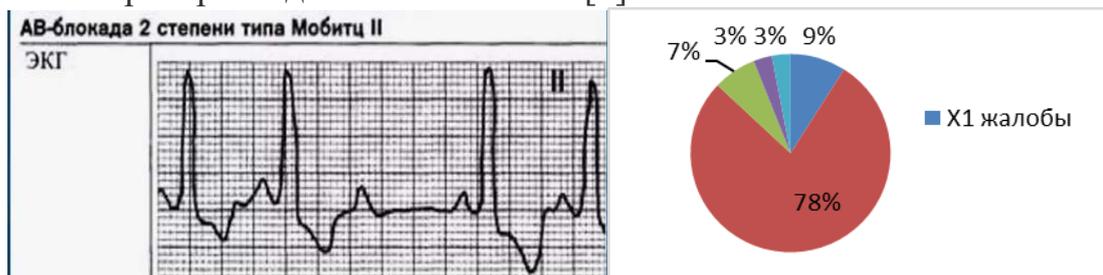
1. Рассмотрим такой клинический синдром как стенокардия, которая может является первым признаком ишемической болезни сердца (ИБС) и способна перейти в острую форму. У таких пациентов имеется характерная за грудиной боль, возникающая при физической и эмоциональной нагрузке, которая может купироваться в покое или после приема нитроглицерина, что отличает это состояние от других заболеваний сердца [5]. Анамнез заболевания так же играет ключевую роль в диагностике, позволяя найти потенциальную причину и проследить ход болезни.

#### Важность параметра для конкретного состояния.

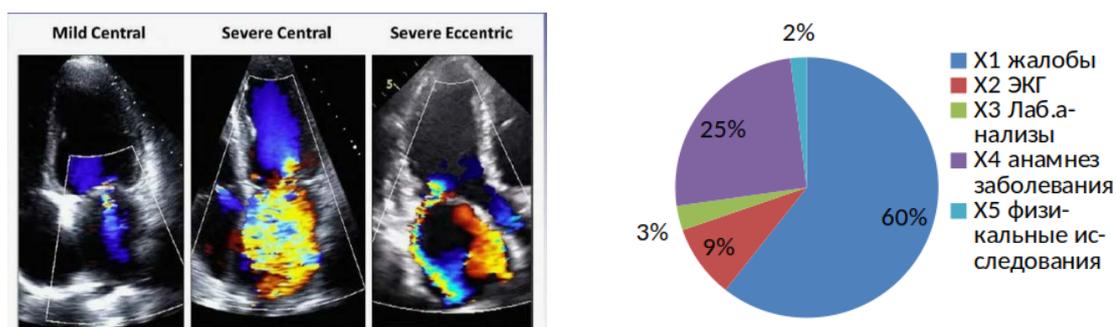


Каждый такой параметр может иметь разный “вес” в диагностике определенных заболеваний.

2. При нарушениях сердечного ритма показатель ЭКГ будет ключевым для определения патологии. Для примера нарушения проводимости была взята атриовентрикулярная блокада сердца 2 степени типа Мобитц II, на ней программа считает выпадение участка QRS, при сохранении интервалов PQ, что является критерием данной патологии [6].



Так же нужно проанализировать важность дополнительных параметров, которые можно загрузить в нейросеть. При приобретенных пороках сердца, жалобы и другие параметры могут оказаться полезными для выявления патологии, но при возможности сделать пациенту ЭхоКГ, по которой можно посмотреть структуру сердца, система выдаст более четкий результат.



### Митральная недостаточность.

Снимки ЭхоКГ пациента быстро анализируются ИИ, и в совокупности с другими параметрами, она с легкостью определяют стеноз или недостаточность любого клапана сердца.

Данные для каждого параметра загружаются через приложение и анализируются искусственным интеллектом для поиска такой же информации как у пациентов из базы “Федерального центра сердечно-сосудистой хирургии. имени С.Г. Суханова” с подтвержденным диагнозом. Грамотно обученный искусственный интеллект при наличии схожего анамнеза, результатов лабораторно-диагностических исследований пациенту позволит сформулировать первичный диагноз на основе минимального количества данных. Что является немало важным для определения дальнейшей тактики ведения пациента.

**Заключение.** Проблема прогрессирования сердечно-сосудистых заболеваний в мире продолжает нарастать, и мы должны прибегнуть ко всем возможным вариантам решения этой проблемы. Искусственный интеллект способен обработать огромное количество информации и обучиться распознавать диагнозы. При наличии большой базы данных и структурированной информации о пациентах, искусственный интеллект даст врачу огромные возможности в быстрой и точной диагностике, чтобы своевременно оказать необходимую помощь.

### Библиографический список

1. EEE-science.ru – Сайт с исследовательской работой по сердечно-сосудистой заболеваемости. Статистика смертности от ССЗ. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://eee-science.ru/item-work/2021-2090/>
2. Properm.ru – новостной сайт. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://properm.ru/news/2023-09-23/net-nevrologa-kardiologa-nehvatka-vrachey-vozmuschaet-zhiteley-permskogo-kрая-3049544>
3. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Черепанов Ф.М. Новые возможности применения методов искусственного интеллекта для моделирования появления и развития заболеваний и оптимизации их профилактики и лечения. Терапия. 2018; 1(19):109–118
4. Iz.ru – новостной сайт со статьей об исследовании ИИ для рака кожи. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://iz.ru/749939/2018-05-30/iskusstvennyi-intellekt-nauchitsia-luchshe-vrachei-vyavliat-rak-kozhi>
5. probolezny.ru – Стенокардия. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://probolezny.ru/stenokardiya/>
6. 63valentina.ru – презентация про блокады сердца. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://63valentina.ru/vidiy/blokad/>

# ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN DIAGNOSTICS OF CARDIOVASCULAR DISEASES BASED ON A MINIMUM SET OF DATA

*Anatoly Zhvakin, Vagram Arutyunyan, Artem Porodikov, Natalya Naumova,  
Ksenia Yuzhakova, Olga Abubakirova, Maxim Stepanov*

The article describes the correct preparation of data for training artificial intelligence (AI), which, in turn, will allow it to make a primary diagnosis based on complaints, anamnestic data, laboratory and instrumental research methods of the patient, focusing on cardiovascular pathology.

**Key words:** disease diagnostics, cardiovascular diseases, data preparation, neural network training, artificial intelligence.

УДК 004.89

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТЕРМОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ ГОЛОВНОГО МОЗГА ПАЦИЕНТОВ С НАРУШЕННЫМ СОЗНАНИЕМ

*Попов Илларион Евгеньевич*

Волгоградский государственный университет,  
4000062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
[popov.larion@volsu.ru](mailto:popov.larion@volsu.ru)

*Крылова Александра Евгеньевна*

Волгоградский государственный университет,  
4000062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
[a.krylova@volsu.ru](mailto:a.krylova@volsu.ru)

*Скобей Илья Вадимович*

Волгоградский государственный университет,  
4000062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
[ilya.s.2002@mail.ru](mailto:ilya.s.2002@mail.ru)

В статье проводится интеллектуальный анализ термометрических данных головного мозга. Найдены информативные признаки, определяющие изменения температурных полей при применении метода краниocereбральной гипотермии на пациентах в вегетативном состоянии и состоянии минимального сознания. Показана возможность применения систем искусственного интеллекта в данной области.

**Ключевые слова:** микроволновая радиотермометрия, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных.

**Введение.** Микроволновая радиотермометрия (МВР) - метод диагностики заболеваний, при которых происходит изменение температур внутренних тканей. Данный метод позволяет измерять температуры и на поверхности тела и на некоторой глубине, фиксируя излучения биологического тела в разных диапазонах [4]. Наибольшее количество тепла производится внутрен-

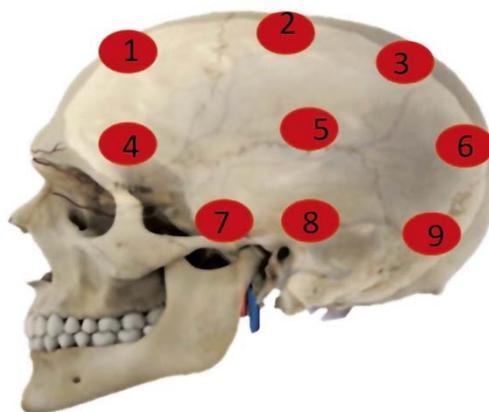
ними органами, при этом большая часть заболеваний уже на ранних стадиях влияют на температурное поле пораженных ими органов или тканей человеческого тела. На основе данного влияния становится возможной ранняя диагностика заболеваний, и, следовательно, построение систем искусственного интеллекта, выполняющих консультативную роль при постановке диагноза специалистами. За последние годы было создано несколько подобных систем, определяющих различные заболевания [1, 2].

Первым этапом создания систем искусственного интеллекта является построение математической модели, описывающей характеристические особенности различных диагностических классов. Математическая модель состоит из интерпретируемых высокоинформативных признаков, на основе которых строится высокоточная модель классификации, а также обоснование предлагаемого системой искусственного интеллекта диагностического решения. В данной работе исследуются два состояния головного мозга: вегетативное и минимальное сознание. Состояние минимального сознания – это тяжелое нарушение сознания, при котором имеют место минимальные признаки целенаправленного поведения, свидетельствующие об осознании пациентом собственной личности и окружающей действительности. Вегетативное состояние представляет собой отсутствие реактивности и осознания, связанное с грубым нарушением функции больших полушарий головного мозга. Определение данных состояний по температурным измерениям позволит быстро и эффективно отслеживать эффективность лечения пациентов, а также динамику их выздоровления, на основе чего может корректироваться курс лечения.

**Материалы и методы.** В данной работе нами была рассмотрена база данных, в которой представлены сведения о больных, получивших травмы головного мозга. В результате обследований были проведены температурные измерения в 18 различных точках у 77 пациентов. На рис. 1 приведена схема измерений для левого полушария, аналогичным образом расположены области измерения на правом. В базе данных представлены пациенты с различными повреждениями, такими как: ишемический и геморрагический инсульт, закрытая и открытая черепно-мозговые травмы, сочетанная травма, аноксическое повреждение и аневризмы головного мозга. Пациенты были разделены на 2 класса: состояние минимального сознания (СМС) и вегетативное состояние (ВС). Диагноз ставится на основе клинических данных. Лечение, главным образом, поддерживающее.

У всех пациентов, представленных в базе данных, измерялись температуры до применения метода краниocereбральной гипотермии (КЦГ) и температуры после проведения терапии этим методом. Метод КЦГ - это метод локальной гипотермии тканей головы и головного мозга, он может применяться неоднократно. В первую очередь перед нами стояла задача понять, есть ли отличие между пациентами до КЦГ и после КЦГ с точки зрения их температурных полей. Если это отличие существует, то в дальнейшем возможно применение методов машинного обучения для прогнозирования динамики

изменения состояния пациента. На данный момент мы не можем сразу определить сколько сеансов КЦГ нужно провести больному и насколько они ему помогут. Поэтому подобное прогнозирование позволило бы заранее оценивать количество необходимых для пациента сеансов КЦГ, а также то, насколько поможет этому человеку данная процедура.



**Рисунок 1. Схема измерений кожных и глубинных температур одного полушария головного мозга пациентов**

**Признаки.** Изначально в базе есть только измерения температур, однако имеет смысл рассматривать точки вместе, как некоторую область, в связи с тем, что воздействие КЦГ не является точечным. Для первого приближения мы ограничились лишь определенным видом областей, которые в дальнейшем будем называть “тройками”. Тройка - это область, состоящая из трех точек измерения температур. Множество троек является довольно внушительным, поэтому для начала было принято решение работать с 6-ью конкретными:

- 1) (1, 2, 3)
- 2) (4, 5, 6)
- 3) (7, 8, 9)
- 4) (1, 4, 7)
- 5) (2, 5, 8)
- 6) (3, 6, 9)

Здесь цифры в кортеже обозначают точку измерения, соответствующую точке на схеме измерений, а кортеж - рассматриваемую область. Тройки могут характеризовать как правое, так и левое полушарие.

На основе работы [3] было построено 478 признаков, каждый из которых характеризует различные температурные аномалии, такие как: наличие области повышенных температур, асимметрия температурных полей правого и левого полушария, нарушенный баланс глубинных и кожных температур. Для того, чтобы понять какие признаки являются определяющими изменения был проведен их отбор.

В качестве алгоритма отбора признаков использовался модифицированный алгоритм поиска информативных зон, по которым определяется качество отделения объектов одних классов от других.

Так как состояния ВС и СМС достаточно сильно отличаются друг от друга, то для каждого представителя этих классов алгоритм применялся отдельно. По модифицированному алгоритму было построено более 200 информативных интервалов, в таблицах 1 и 2 приведено по пять наиболее информативных признаков для пациентов в ВС и СМС соответственно.

Проанализировав наиболее информативные из полученного набора признаков, были получены следующие выводы: для обоих классов верно, что КЦГ изменило разность средних температур в двух разных областях, то есть КЦГ локально повлияло на некоторую область головного мозга. Также об этом свидетельствует возрастание разниц среднеквадратических отклонений по разным областям.

Т.к. изменения коснулись и внутреннего градиента (результат вычитания значения кожной температуры от глубинной), то можно сделать вывод о том, что КЦГ повлияло не только на глубинные, но и на кожные температуры, данный вывод подтверждает и высокая информативность признаков, связанных как с глубинной температурой, так и с кожной.

У класса СМС влияние КЦГ на верхнюю часть головы отличается от влияния на другие области (все признаки так или иначе сравниваются с областью 1 тройки).

**Таблица 1. Наиболее информативные признаки для пациентов ВС**

Признак	Левая граница интервала	Правая граница интервала	Информативность
Разница средних значений глубинных температур между 4 и 6 тройками правого полушария	0	0,3	8,01
Разница среднеквадратичных отклонений глубинных температур между тройками 1 и 5 левого полушария	-0,2	0,2	7,35
Максимум из средних значений кожных температур в правом полушарии по всем тройкам	34,77	35,17	7,25
Разница средних значений глубинных температур между тройками 2 и 3 правого полушария	-0,3	0,3	6,56
Среднеквадратичное отклонение кожных температур в тройке 6 правого полушария	0	0,8	6,51

**Таблица 2. Наиболее информативные признаки для пациентов СМС**

Признак	Левая граница интервала	Правая граница интервала	Информативность
Разница среднеквадратичных отклонений кожных температур между тройками 1 и 2 правого полушария	0	1,5	7,41

Аналог вторых производных для температур левого полушария соответствующих троек	0	0,8	7,41
Разница среднеквадратичных отклонений кожных температур между тройками 1 и 5 правого полушария	0	1,2	7,23
Значения градиента левого полушария в точке 1	1,2	3,2	6,75
Разница средних значений глубинных температур между тройками 1 и 5 левого полушария	0	0,3	6,75

**Заключение.** Таким образом выявленные закономерности в динамике изменения температурных полей позволяют отслеживать эффективность применения метода КЦГ, а также проводить диагностику методами искусственного интеллекта.

Отслеживание изменения температурных полей методами искусственного интеллекта при применении КЦГ позволит прогнозировать темп выздоровление и количество сеансов, необходимых для улучшения состояния пациента.

Диагностика методами искусственного интеллекта позволит проводить дифференциальную диагностику, отделяющую пациентов в вегетативном состоянии от пациентов в состоянии нарушенного сознания.

#### **Библиографический список**

1. Веснин, С. Г. Микроволновая радиотермометрия молочных желез: современное состояние и пути совершенствования / С. Г. Веснин, М. К. Седанкин // Нанотехнологии: разработка, применение - XXI век. – 2023. – Т. 15, № 3. – С. 11-22. – DOI 10.18127/j22250980-202303-02.
2. Попов, И. Е. Анализ термометрических данных головного мозга, полученных методом микроволновой радиотермометрии / И. Е. Попов, А. Е. Крылова // Математическая физика и компьютерное моделирование. – 2023. – Т. 26, № 2. – С. 32-42. – DOI 10.15688/mpcm.jvolsu.2023.2.3.
3. Levshinskii, V. V. Multiclass Classification in the Problem of Differential Diagnosis of Venous Diseases Based on Microwave Radiometry Data / V. V. Levshinskii // Program Systems: Theory and Applications. – 2021. – Vol. 12, No. 2(49). – P. 37-52. – DOI 10.25209/2079-3316-2021-12-2-37-52.
4. Research of a Microwave Radiometer for Monitoring of Internal Temperature of Biological Tissues / S. G. Vesnin, M. Sedankin, V. Leushin, V. Skuratov, I. Nelin, A. Konovalova // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. — 2019 — Vol. 2086, № 1 — P. 6–15. — DOI: 10.15587/1729-4061.2019.176357

## **INTELLIGENT ANALYSIS OF THERMOMETRIC DATA FROM THE BRAIN OF PATIENTS WITH IMPAIRED CONSCIOUSNESS**

*Illarion E. Popov*

Volgograd State University,

4000062, Russia, Volgograd, Universitetsky Ave., 100

[popov.ilarion@volsu.ru](mailto:popov.ilarion@volsu.ru)

*Aleksandra E. Krylova*

Volgograd State University,  
4000062, Russia, Volgograd, Universitetsky Ave., 100  
[a.krylova@volsu.ru](mailto:a.krylova@volsu.ru)

*Ilya V. Skobey*

Volgograd State University,  
4000062, Russia, Volgograd, Universitetsky Ave., 100  
[ilya.s.2002@mail.ru](mailto:ilya.s.2002@mail.ru)

The article presents an intelligent analysis of the brain thermometric data. Informative features are found that determine changes in temperature fields when using the craniocerebral hypothermia method on patients in a vegetative state and in a state of impaired consciousness. The possibility of using artificial intelligence systems in this area is shown.

**Key words:** microwave radiothermometry, machine learning, data mining.

УДК 616.12-009.72-06:616.127-005.8-008.6-036.11-07

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «KARDIONET»  
В ДИАГНОСТИКЕ ОСТРОГО КОРОНАРНОГО СИНДРОМА  
В УСЛОВИЯХ ВЫЕЗДНОЙ БРИГАДЫ СКОРОЙ МЕДИЦИНСКОЙ  
ПОМОЩИ: «ПОЛЕВЫЕ ИСПЫТАНИЯ»**

*Думлер Андрей Артурович*

ФГБОУ ВО «Пермский государственный медицинский университет  
имени академика Е.А. Вагнера» Минздрава РФ, Пермь, Россия  
614000 Пермский край, г. Пермь, ул. Петропавловская 26  
[ivan.ivanovskii.2000@mail.ru](mailto:ivan.ivanovskii.2000@mail.ru)

*Утева Наталья Анатольевна*

ФГБОУ ВО «Пермский государственный медицинский университет  
имени академика Е.А. Вагнера» Минздрава РФ, Пермь, Россия  
614000 Пермский край, г. Пермь, ул. Петропавловская 26  
[nat.utewa@yandex.ru](mailto:nat.utewa@yandex.ru)

*Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

В статье описан опыт разработки и применения нейросетевой системы для ранней диагностики острого коронарного синдрома в условиях выездной бригады скорой медицинской помощи. Обнаруженные методом нейросетевого математического моделирования закономерности и следующие из них выводы при их повсеместном внедрении способны оптимизировать выявление данного состояния и ускорить оказание медицинской помощи.

**Ключевые слова:** система диагностики, острый коронарный синдром, скорая медицинская помощь, нейронная сеть.

**Введение.** Острый коронарный синдром (ОКС) – термин, обозначающий любую группу признаков и симптомов, позволяющих подозревать инфаркт миокарда (ИМ) или нестабильную стенокардию (НС) с высоким риском развития ИМ [1]. ОКС является непосредственной угрозой жизни пациента и поводом для его немедленной госпитализации. Ежегодно до 2,5 миллионов пациентов в мире госпитализируются с этим диагнозом. В индустриально развитых странах заболеваемость ОКС составляет 6 на 10000 населения [2].

Для обеспечения наилучших результатов лечения очень важны действия, которые будут производиться после первого контакта пациента с сотрудниками, имеющими медицинское образование (врачи и фельдшера скорой помощи, поликлиники) и сроки, в которые эти действия будут производиться [3]. То есть, сотрудники первичного медицинского звена должны быть вооружены технологиями, позволяющими наиболее быстрое выявление ОКС.

Проблема использования искусственного интеллекта в медицине, в частности в кардиологии и, особенно для диагностики ОКС, широко обсуждается в научной печати. Так в обзорах [4] отмечено, что ИИ посредством машинного обучения продемонстрировал несколько потенциальных преимуществ у пациентов с ОКС. От диагностики до эффектов лечения и прогнозирования неблагоприятных событий и смертности у пациентов с ОКС, машинное обучение должно найти существенное место в клинической медицине и в интервенционной кардиологии для лечения и ведения пациентов с ОКС, в том числе в условиях службы скорой медицинской помощи [5].

**Постановка задачи.** Для создания системы диагностики ОКС был использован программный ресурс, разработанный учеными ПГНИУ: «Нейросимулятор 5.0» [7]. Нейронные сети были обучены на примерах 1200 пациентов с ОКС, находящихся на лечении в Отделении неотложной кардиологии ГАУЗ ПК ГКБ №4 г.Перми. Диагноз каждого пациента был верифицирован всеми вышеперечисленными методами. В обучающее множество вошли пациенты с ИМ (различных клинических форм и локализаций) и НС.

Демонстрационный прототип интеллектуальной системы диагностики и прогнозирования развития сердечно-сосудистых заболеваний человека, названный KARDIONET размещена на сайте Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта ([www.PermAi.ru](http://www.PermAi.ru)) в разделе «Проекты».

Работа с системой осуществляется в три этапа.

На первом этапе запускается нейронная сеть, выполняющая «Самостоятельное обследование» клиента, предназначенная для пользователя, не имеющего медицинского образования. В меню «Общие сведения» и «История жизни» пользователю предлагается ввести 27 параметров, характеризующих его дату рождения, возраст, пол, рост, вес, группу крови, наличие вредных привычек (курение, употребление алкоголя, наркотиков), занятие физкультурой, сведения о ранее перенесенных заболеваниях, сведения о наличии заболеваний у родственников, жалобы и т.д. На основании этих данных система ставит предварительный диагноз в виде гистограммы из семи

столбцов, высота каждого из которых отражает вероятность (или степень развития) соответствующего заболевания сердечно-сосудистой системы: инфаркт миокарда, стенокардия стабильная, стенокардия нестабильная, гипертоническая болезнь, аритмии и блокады сердца, хроническая сердечная недостаточность, острая сердечная недостаточность.

На втором этапе с помощью пункта меню: «Первичное обследование» пользователю предлагается ввести дополнительно еще 22 параметра: пальпация пульса, артериальное давление, наличие ожирения, окраска кожных покровов, данные электрокардиографии и т.д., после чего система выставляет уточненный диагноз, учитывающий эти дополнительные сведения.

На третьем этапе с помощью пункта меню «Специальное обследование» пользователю предлагается ввести еще 20 параметров, с результатами эхокардиографии, общего и биохимического анализа крови. Таким образом, окончательный диагноз система выставляет с учетом 69 параметров пациента.

Интеллектуальная система является математической моделью изучаемой предметной области – человека с его комплексом сердечно-сосудистых заболеваний. Поэтому, в пределах математической погрешности, математическая модель ведет себя так же, как вела бы себя сама моделируемая предметная область. Поэтому разработанную математическую модель можно использовать для исследования закономерностей предметной области. Например, изменяя какой-либо один или несколько входных параметров (возраст, вес, привычки и др.) наблюдать за поведением выходных параметров – степенью развития заболеваний.

Этот метод исследования математических моделей называется «методом замораживания», поскольку все остальные входные параметры, характеризующие человека и его состояния здоровья в процессе компьютерного эксперимента, остаются неизменными. Метод замораживания имеет недостаток, заключающийся в том, что в действительности, входные параметры системы обычно имеют между собой сложные корреляционные взаимозависимости, и при изменении одного из входных параметров другие параметры тоже должны быть изменены согласно этим зависимостям. Например, с возрастом появляются новые симптомы, изменения на электрокардиограмме, результаты эхокардиографии и т.д. Но такие зависимости заранее неизвестны. Поэтому, при создании нейросетевых моделей, предназначенных для исследования предметных областей с целью получения новых знаний, рекомендуется [6] использовать минимальное количество входных параметров, оставляя остальные входные параметры «за кадром», т.е. не ограничивая их изменение. Иногда, при умелом подборе минимального количества входных параметров удается добиться относительно высокой точности диагностики. Например, на первом этапе работы предлагаемой интеллектуальной системы, используя только такие первоначальные сведения о пациенте, как дата рождения, возраст, пол, рост, вес, группа крови, наличие вредных привычек, занятие физкультурой, сведения о ранее перенесенных заболеваниях, сведения о наличии

заболеваний у родственников, минимальное количество жалоб, нейронные сети прогнозируют вероятность наличия (или степени развития) заболеваний с погрешностью 15 – 20%. Поэтому, для исследования закономерностей моделируемой предметной области были выбраны нейронные сети именно первого этапа предлагаемой интеллектуальной системы.

**Результаты собственных исследований («Полевые испытания»).** Для решения поставленной цели обследовано 49 человек (38 мужчин и 11 женщин) в возрасте от 42 до 85 лет (средний возраст  $61,6 \pm 0,1$  лет). Тестирование пациентов системой KARDIONET проводилось только на первом этапе «Самостоятельное обследование». Все пациенты обратились за помощью в службу Городской станции скорой медицинской помощи г.Пермь по поводу болевого синдрома в грудной клетке или одышки (удушья). Тестирование проводилось фельдшером выездной бригады. Правильность заключения системы была проверена в программе ЕСИЗ «Промед», которая рассматривалась в качестве «золотого стандарта».

Во всех 49 случаях KARDIONET показал высокий риск наличия ССЗ (ИМ и НС). В одном случае KARDIONET не выявил ИМ, однако выставил НС, что не является фатальной ошибкой. В двух случаях KARDIONET отверг ИМ и НС и рекомендовал оставить больного на амбулаторном лечении, что было подтверждено кардиологом приемного отделения. В одном случае система выявила наличие фатального нарушения ритма сердца, что было подтверждено в отделении хирургической аритмологии. В последующем, по данным ЕСИЗ «Промед», все пациенты были доставлены в кардиологические отделения г. Пермь. Из них у 35 пациентов диагностирован ОКС (больные экстренно госпитализированы), у шести пациентов – неосложненный гипертонический криз, после оказания помощи эти больные были отпущены на амбулаторное лечение. Чувствительность метода составила 88%, специфичность 89%.

**Вывод.** Нейросетевая система KARDIONET в режиме «Самостоятельное обследование», доступном для применения пользователю интернета даже без специальной подготовки, способна достаточно эффективно выявлять ССЗ, прежде всего в их тяжелой форме (ОКС) и может быть использована в работе первичного звена здравоохранения.

#### **Библиографический список**

1. Кардиология: национальное руководство/ под ред. Ю.Н.Беленкова, Р.Г.Оганова. – М. : ГЭОТАР-Медиа, 2011. – 1232 с.
2. Приказ МЗ РФ от 01.07.2015 405 ан .
3. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Poleshchuk A.N., Bogdanov C.V., Cherepanov F.M. Artificial Neural Networks for Obtaining New Medical Knowledge: Diagnostics and Prediction of Cardiovascular Disease Progression // Biology and Medicine 2015. 7(2): BM-095-15, 8 pages. ([http://www.biomedonline.com/Articles/Vol7\\_2\\_2015/BM-095-15\\_Artificial-Neural-Networks-for-Obtaining-New-Medical-Knowledge-Diagnostics-and-Prediction-of-Cardiovascular-Disease-Progr.pdf](http://www.biomedonline.com/Articles/Vol7_2_2015/BM-095-15_Artificial-Neural-Networks-for-Obtaining-New-Medical-Knowledge-Diagnostics-and-Prediction-of-Cardiovascular-Disease-Progr.pdf)).
4. Hong Yan et all. Application of Artificial Intelligence in Acute Coronary Syndrome: A Brief Literature Review // Adv Ther. . 2021 Oct;38(10):5078-5086. doi: 10.1007/s12325-021-01908-2. Epub 2021 Sep 15.

5. Brianna Mueller et al/ Artificial intelligence and machine learning in emergency medicine: a narrative review // Acute Med Surg // 2022 Mar 1;9(1):e740. doi: 10.1002/ams2.740. eCollection 2022 Jan-Dec.
6. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Bogdanov K.V., Poleschuk A.N., Cherepanov F.M., Makurina T.V., Chugaynov S.V. Diagnosis and Prognosis of Cardiovascular Diseases on the Basis of Neural Networks // Biomedical Engineering. 2013. Vol. 47. No 3. Pp. 160-163. DOI: 10.1007/s10527-013-9359-0.
7. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.

**INTELLIGENT SYSTEM "KARDIONET" IN DIAGNOSTICS OF ACUTE CORONARY SYNDROME IN CONDITIONS OF A MOBILE EMERGENCY TEAM: "FIELD TESTS"**

***Andrey A. Dumler***

Perm State Medical University named after Academician E.A. Wagner  
Perm, Russia 614000 Perm Krai, Perm, st. Petropavlovskaya 26  
ivan.ivanovskii.2000@mail.ru

***Natalia A. Uteva***

Perm State Medical University named after Academician E.A. Wagner  
Perm, Russia 614000 Perm Krai, Perm, Petropavlovskaya 26

[nat.utewa@yandex.ru](mailto:nat.utewa@yandex.ru)

***Leonid N. Yasnitsky***

Perm State National Research University  
614990, Russia, Perm, Bukireva 15  
HSE University  
Str. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070  
dkshteinle@edu.hse.ru

[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

The article describes the experience of developing and using a neural network system for early diagnosis of acute coronary syndrome, which is one of the main problems of modern medicine in the conditions of a mobile ambulance team. The patterns discovered by the method of mathematical modeling and the conclusions that follow from them, when implemented everywhere, are capable of optimizing the detection of this condition and accelerating the provision of medical care.

**Keywords:** diagnostic system, acute coronary syndrome, emergency medical care, neural network.

## Секция: Искусственный интеллект и экология, демография, окружающая среда

УДК 004.032.26

### НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕСЕННЕГО ПОЛОВОДЬЯ НА РЕКЕ КАМА В РАЙОНЕ ГИДРОПОСТА БОНДЮГ

*Катаев Сергей Александрович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
sergk1780@mail.ru

*Русаков Сергей Владимирович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
rusakov@psu.ru

В статье представлено описание двух нейросетевых моделей для прогнозирования весеннего половодья на р.Кама. В качестве исходных данных используются результаты многолетних наблюдений в районе гидропоста п. Бондюг. Полученные модели позволяют с удовлетворительной точностью прогнозировать уровень воды в реке на 5 дней вперед.

**Ключевые слова:** прогнозирование весеннего половодья, предобработка больших объемов данных, нейросетевая модель.

**Введение.** Весеннее половодье, наступающее в результате активного снеготаяния, происходит на большинстве рек России. В этот относительно небольшой промежуток времени формируются наибольшие в году расходы воды, приводящие к выходу воды из меженного русла и затоплению поймы. Последствиями данного явления становится затопление обширных территорий, повреждение или разрушение зданий, дорог, сооружений, уничтожение растительного и животного мира в районе разлива рек. В зонах, подверженных потенциальному влиянию половодий, расположено множество населенных пунктов, промышленных объектов, объектов инфраструктуры, сельскохозяйственных территорий. По оценкам Росгидромета наводнения на реках занимают первое место по суммарному среднегодовому ущербу среди всех опасных природных явлений (прямые экономические потери от наводнений составляют более 50% общего ущерба) [1].

Постоянство весеннего половодья в бассейне данной реки позволяет относительно надежно прогнозировать его появление, но не его параметры:

дату начала, продолжительность, расход и уровень воды в реке. Знание поведения реки на некоторый срок вперед позволит оповестить о возможном возникновении опасных явлений компетентные службы и уменьшить, или даже полностью предотвратить возможные катастрофические последствия паводка.

Выделяют четыре группы факторов, участвующих в формировании весеннего половодья: климатические, антропогенные, геоморфологические, растительные [2]. Климатические факторы оказывают наибольшее влияние на масштабы половодья, самые существенные из них – осадки и температура. Они определяют продолжительность прохождения половодья его максимальный расход и общий объем. Чуть менее влияющими являются геоморфологические факторы. Также роль в формировании половодья имеют антропогенные факторы и факторы растительности. Они влияют в основном на накопление осадков на водосборе и распределение их по поверхности. Таким образом, для работы системы прогноза необходима оперативная и прогностическая метеорологическая информация об осадках, температуре воздуха и точки росы, скорости ветра, облачности, данные о ежедневных расходах воды в створах гидрологических постов, требуются статические данные: электронные топографические карты высокого разрешения, карты землепользования, типов почв, речной сети. В итоге получается сложная нелинейная система с множеством факторов влияния, причем, данные о некоторых из входных параметров не могут быть получены своевременно или в полном объеме.

Одним из наиболее эффективных подходов к прогнозированию параметров сложных нелинейных систем являются нейронные сети, так как они позволяют учесть нелинейный характер и взаимовлияние между разнородными параметрами их состояния [3]. Использование нейросетевых моделей относится к статистическим методам. Обычно их используют для прогнозирования половодья в районе конкретного гидрологического поста. Причина этого заключается в наличии базы данных измерений этого гидропоста, которые в свою очередь необходимы для процесса обучения нейросети [4].

**Методика исследования и полученные результаты.** Цель настоящей работы заключается в проектировании и обучении нейросетевой модели на основе обработки многолетних данных об уровне и расходе воды на реке Кама в районе гидропоста Бондюг. Конечным результатом должна быть нейросетевая система, способная прогнозировать уровень воды в районе расчетного гидропоста на несколько дней вперед с ошибкой не более 5-6%. Для реализации этой задачи применялся алгоритм интеллектуального анализа данных методом нейросетевого математического моделирования [5].

Обучающее множество, оцифрованное из гидрологических сборников, представляет собой непрерывный временной ряд ежедневных данных об уровне и расходе воды с 1955 по 1985 и с 2008 по 2015 гг. замеренных и рассчитанных на гидропосте Бондюг реки Кама.

Как видно на рис. 1, после стабильных зимних значений уровня и расхода воды следует резкий подъем этих параметров весной. Перед проектиро-

ванием и обучением нейросетевой модели, была выполнена обработка данных с помощью Microsoft Excel и макроса на VBA.

С помощью макроса для каждого года были определены характерные параметры: день начала весеннего допаводкового периода (ДНДП) – день, когда расход воды увеличивался в 1.7 раза по сравнению с средне-зимним расходом воды, максимальный уровень воды при паводке, максимальный расход воды при паводке и др.

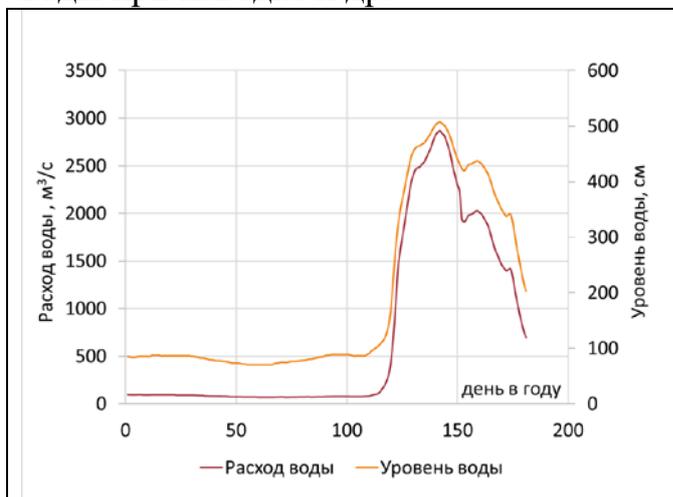


Рис. 1. Уровень и расход воды на гидропосте Бондюг р. Кама 1965 г.

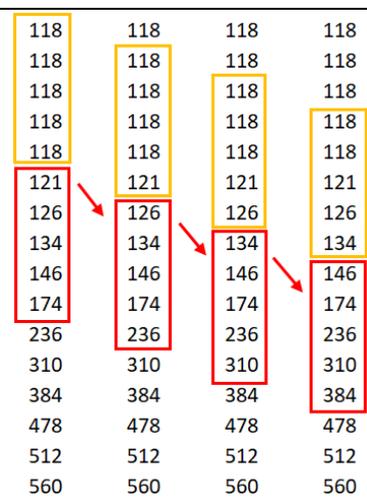


Рис. 2. Формирование обучающего множества из данных о расходе воды методом «окон»

Одним из гиперпараметров является день в году, выбранный для начала обучения, т. е. первый день в каждом году, начиная с которого формируются обучающие примеры. Для корректной работы прогноза в период слабо меняющихся входных параметров необходимо, чтобы нейросеть обучалась в некотором промежутке времени до ДНДП, поэтому выбирается день начала обучения: на 10 дней раньше ДНДП.

Для получения обучающего и валидационного множества из значений уровня воды был выбран метод формирования так называемого «окна», размер которого будет являться одним из гиперпараметров нейронной сети. В ходе исследования было получено, что лучшие результаты дает окно размером в 10 дней, значения уровня воды в первые 5 дней из этого окна являются входными параметрами, а значения в 5 последних дней – выходными параметрами (целями). Аналогично создавалось множество из значений расхода воды, при этом размер окна и начальная дата формирования этих двух множеств должны быть одинаковыми. Таким образом, получилась одна строка обучения, содержащая 10 входных (5 – уровень воды, 5 – расход воды) и 10 выходных параметров (5 – уровень воды, 5 – расход воды). Далее данное окно, не изменяя размера, сдвигалось на один день вперед и получалась вторая строка обучающего множества (рис. 2).

За последний день, переданный на входной нейрон X1, принимается день максимального уровня воды при паводке, таким образом, в обучающий пример попадают еще несколько следующих за ним дней (количество дней зависит от размера окна, на рис. 2 таких дней будет 4).

Полученные таким образом строки обучающего множества перемешивались между собой в случайном порядке во всем объеме данных за исследуемые годы (кроме 1979 г.). Далее множество разбивалось случайным образом на обучающее и валидационное. Размер валидационного множества составляет 10% от обучающей выборки. В качестве тестового множества выбран 1979 год наблюдения полностью, данные за этот год не участвуют в обучении, проверке и валидации нейросетевой модели.

Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор Nsim5-10s» [6].

Спроектированная нейронная сеть имела следующую структуру: десять входных нейронов: X1 – X5 – уровень воды за 5 дней подряд (на рисунке 2 в желтой рамке), X6 – X10 – расход воды за 5 дней подряд, десять выходных нейронов: Y1 - Y5 - прогноз уровня воды на 5 дней вперед (на рисунке 2 в красной рамке), Y6 – Y10 - прогноз расхода воды на 5 дней вперед. Далее производилось выбор параметров нейросети вручную, путем пошагового изменения количества скрытых слоев, количества нейронов на каждом скрытом слое, функции активации, скорости обучения и количество итераций обучения.

Оценка оптимальности сети выполнялась по величине средней относительной ошибки на валидационном множестве. В результате оптимизации нейронная сеть (НС1) имела следующую структуру: десять входных нейронов, десять выходных нейронов, три скрытых слоя с 9, 8, 8 нейронами соответственно, функция активации всех нейронов – гиперболический тангенс, количество итераций обучения - 7000.

Ошибка прогноза с каждым следующим прогнозируемым днем возрастает на 2-3 %, несмотря на это, самые важные параметры: максимальный уровень воды и день максимального уровня воды прогнозируются с достаточной точностью. Погрешности результатов прогноза, полученные на обучающей выборке, представлены в таблице 1.

**Таблица 1.**

Средние относительные ошибки (%) в разрезе расхода воды, уровня воды и количества прогнозируемых дней									
Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8	Y9	Y10
1.6	2.3	3.6	5.1	6.3	1.5	2.5	3.3	4.7	6.3

Оценка значимости входных параметров, выполненная с помощью программы «Нейросимулятор 5», показала её возрастание при приближении к дню предшествующему прогнозируемому периоду.

Поскольку первоочередной задачей исследования является прогноз максимального уровня воды в реке, была построена и оптимизирована сеть (НС2) со следующей структурой: десять входных нейронов, пять выходных нейронов (Y1 - Y5 - прогноз уровня воды на 5 дней вперед), два скрытых слоя с 8 и 6 нейронами соответственно, функция активации всех нейронов – гиперболический тангенс, количество итераций обучения - 7000.

Данная нейросетевая модель показала стабильное улучшение параметров качества прогноза для всех пяти дней прогноза на 0,3-0,5%. Для финаль-

ной оценки работы нейронной сети использовалось тестовое множество за 1979 год.

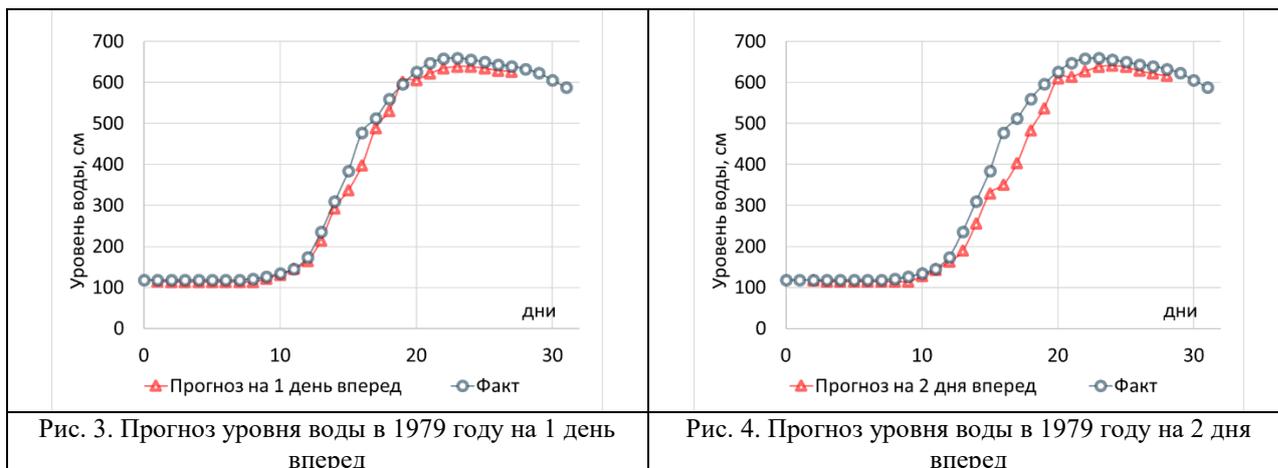


Рис. 3. Прогноз уровня воды в 1979 году на 1 день вперед

Рис. 4. Прогноз уровня воды в 1979 году на 2 дня вперед

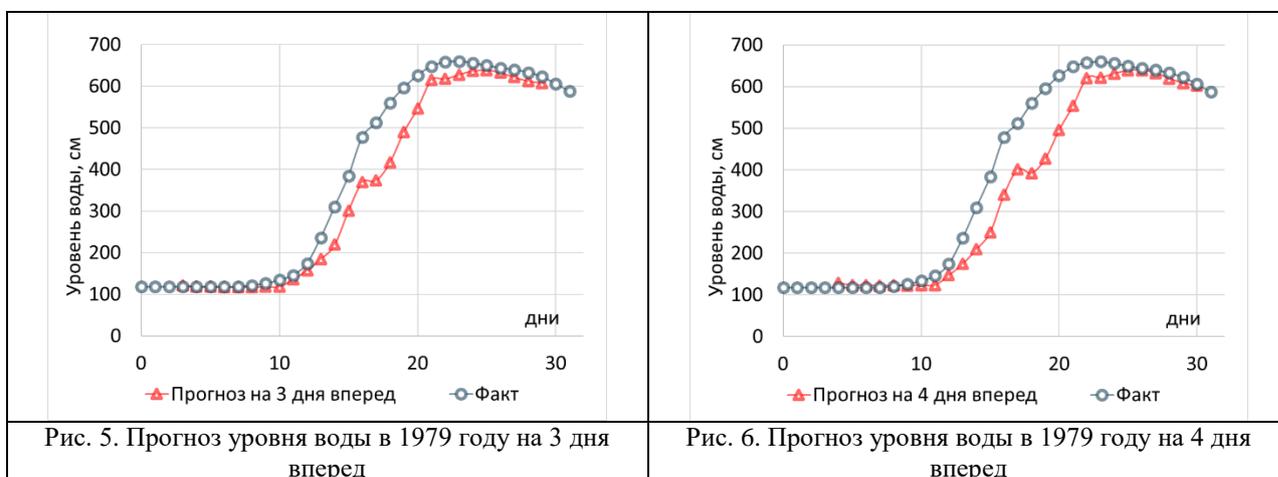


Рис. 5. Прогноз уровня воды в 1979 году на 3 дня вперед

Рис. 6. Прогноз уровня воды в 1979 году на 4 дня вперед

На рис. 3-6 представлены графики, демонстрирующие расхождение между фактическим и прогнозируемым нейросетью уровнем воды в 1979 году для 1, 2, 3 и 4 дня вперед.

**Закключение.** Построена система нейросетевого прогнозирования уровня и расхода воды (НС1) и система нейросетевого прогнозирования уровня воды (НС2) на реке Кама в районе гидропоста Бондюг. Спроектированные с помощью программы «Нейросимулятор 5» и алгоритма интеллектуального анализа данных методом нейросетевого математического моделирования нейросетевые модели принимают на вход всего лишь два вида параметров: уровень воды за 5 дней и расход воды за 5 дней, и выдают на выходе с удовлетворительной точностью прогноз на 5 дней вперед для уровня и расход воды (НС1) и только для уровня воды (НС2).

### Библиографический список

1. Стратегический прогноз изменений климата Российской Федерации на период с 2010 по 2015 гг. и их влияние на отрасли экономики России // Федеральная служба по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды (Росгидромет). — М.: 2005. С. 9.
2. Владимирова, А. М. Факторы, определяющие возникновение экстремальных расходов и уровней воды половодья // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. — 2009. — № 9. С. 22-24.

3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. С. 1104.
4. Волчек А. А., Костюк Д. А., Петров Д. О., Шешко Н. Н. Метод прогнозирования половодий на основе многофакторного нейросетевого анализа // Вестник Брестского государственного технического университета. Физика, математика, информатика. – 2018. – № 5(113). – С. 53-55.
5. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
6. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.

## **NEURAL NETWORK MODELS FOR FORECASTING SPRING FLOODS ON THE KAMA RIVER IN THE AREA OF THE BONDYUG HYDRO-POST**

*Kataev Sergey Alexandrovich*

Perm State National Research University ,  
15 Bukireva str., Perm, 614990, Russia  
sergk1780@mail.ru

*Rusakov Sergey Vladimirovich*

Perm State National Research University ,  
15 Bukireva str., Perm, 614990, Russia  
[rusakov@psu.ru](mailto:rusakov@psu.ru)

The article describes two neural network models for predicting spring flooding on the Kama River. The results of long-term observations in the area of the Bondyug hydropost are used as initial data. The obtained models allow predicting the water level in the river with satisfactory accuracy for 5 days ahead.

**Keywords:** forecasting of spring floods, preprocessing of large amounts of data, neural network model.

УДК 004.852

## **ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ФАКТОРОВ РОЖДАЕМОСТИ В РАМКАХ НОВОГО НАЦИОНАЛЬНОГО ПРОЕКТА «СЕМЬЯ»**

*Дорошенко Татьяна Андреевна*

Федеральное автономное научное учреждение «Восточный центр государственного планирования»,  
127025, Россия, г. Москва, ул. Новый Арбат, д. 19  
t.doroshenko@vostokgosplan.ru

*Самсонова Наталья Александровна*

Федеральное автономное научное учреждение «Восточный центр государственного планирования»,  
127025, Россия, г. Москва, ул. Новый Арбат, д. 19  
n.samsonova@vostokgosplan.ru

Статья рассматривает модель, включающую алгоритмы машинного обучения, применяемую для определения факторов изменения показателя суммарного коэффициента рождаемости в контексте нового национального проекта "Семья" и мероприятий демографической политики. Исследование базируется на данных по социально-экономическому развитию и включает оценку и ранжирование факторов, влияющих на демографические показатели. Представлены методы корреляционного анализа и модели машинного обучения, включая RandomForestRegressor, для прогнозирования вклада предлагаемых мероприятий на достижение национальных целей в области демографии.

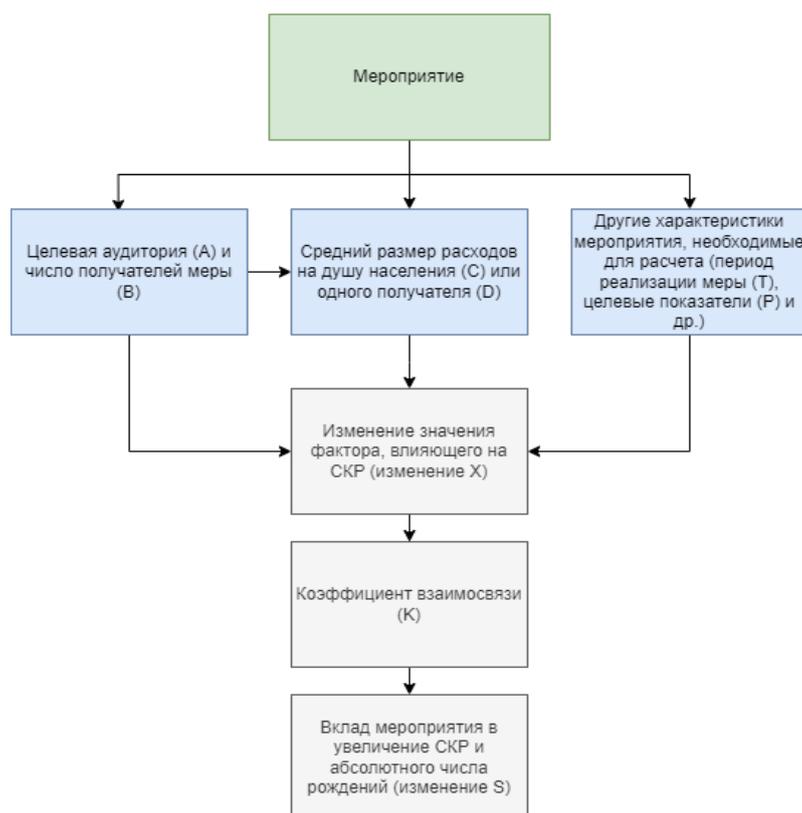
**Ключевые слова:** машинное обучение, RandomForestRegressor, случайный лес для регрессии, факторы рождаемости, суммарный коэффициент рождаемости.

**Введение.** В 2024 году заканчивают свой цикл действующие национальные проекты и Правительство России уже начало активную работу над разработкой новых национальных проектов и входящих в них федеральных. В частности, ведется разработка содержания национального проекта «Семья» [1], который приходит на смену нацпроекта «Демография». Новый нацпроект призван обеспечить достижение таких национальных целей как сохранение населения, укрепление здоровья и повышение благополучия людей, поддержка семей, а также реализация потенциала каждого человека, развитие его талантов [2-3]. Согласно новому майскому указу Президента России к целевым показателям по данным целям относятся: повышение суммарного коэффициента рождаемости, увеличение ожидаемой продолжительности жизни, снижение уровня бедности, продвижение и защита традиционных российских духовно-нравственных ценностей [3] и др.

Утверждено, что в нацпроект «Семья» будут включены пять федеральных проектов [3], в рамках которых будут спланированы мероприятия по достижению поставленных целей. Перед государственными деятелями стояла задача сделать предварительную оценку вклада предлагаемых мероприятий в достижение национальных целей. Перед научным сообществом также встанет задача сделать прогнозные оценки после того, как перечень мероприятий будет опубликован.

Для оценки вклада мероприятий, а также ранжирования их по масштабу вклада можно применять инструменты искусственного интеллекта, например, различные алгоритмы машинного обучения.

В общем случае методика оценки вклада реализации демографических мер, направленных на повышения рождаемости – на рост показателя суммарный коэффициент рождаемости (далее – СКР), приведена на рисунке 1.



**Рисунок 11. Схема методики оценки вклада реализации демографических мер, направленных на повышение суммарного коэффициента рождаемости**

Параметр  $S$  – это искомый верхнеуровневый показатель, в данном случае вклад в изменение СКР. Параметры  $A$ ,  $B$ ,  $C$ ,  $D$ ,  $T$  и  $P$  являются сценарными для оценки и определяются исходя из утвержденных показателей (например, период реализации меры и средний размер материальной помощи) или из данных ведомственной статистики и прогнозов на их основании (целевая аудитория и число потенциальных выгодоприобретателей). Параметр  $X$  – это фактор, который будет влиять на рождаемость (СКР) и на который одновременно влияют сценарные параметры мероприятия (изменение значения фактора  $X$  является производным от изменения сценарных параметров). Коэффициент взаимосвязи  $K$  (коэффициент регрессии) – это коэффициент, определяющий на сколько, изменится искомый показатель (СКР) при изменении фактора  $X$ .

**Постановка задачи и формирование набора данных.** В данной работе мы рассмотрим модель, включающую алгоритмы машинного обучения, применяемую для определения факторов изменения показателя СКР (число детей, рожденных женщиной в репродуктивный период), потенциально изменяющихся под воздействием мероприятий демографической политики (параметр  $X$ ).

Для этого, по публичным выступлениям Президента России, Правительства России и анализу действующей политики, сделаны экспертные предположения о том, на какие факторы и показатели социально-

экономического развития могут повлиять мероприятия и как потом эти факторы повлияют на показатели рождаемости.

В первоначальную базу данных вошли 55 показателей по 85 субъектам Российской Федерации за период 2013-2022 годы (1 – зависимая переменная, 54 – гипотетических факторов). Эти показатели были проверены на нормальность с применением следующих методов:

1. графических:
  - а) гистограммы: для визуальной оценки распределения данных;
  - б) Q-Q (квантиль-квантиль) графики: для визуальной оценки отклонений данных от нормального распределения;
2. статистические тесты:
  - а) тест Шапиро-Уилка: используется для проверки гипотезы о нормальности распределения данных;
  - б) тест Андерсона-Дарлинга: тест для проверки нормальности;
  - в) тест Колмогорова-Смирнова: проверяет гипотезу, что данные следуют нормальному распределению.

В результате ряд показателей был исключен из выборки и ряд показателей был нормализован (прологарифмирован).

Для дальнейшего отбора факторов был проведен корреляционный анализ. В итоге, среди показателей, влияющих на параметр СКР (выходной, верхнеуровневый показатель), были выделены следующие, на которые могут оказывать прямое или косвенное влияние мероприятия нацпроекта «Семья» и другие меры социальной политики:

- средний возраст матери при рождении первого ребёнка (мероприятия по стимулированию раннего родительства и поддержке молодых семей);
- доля сельского населения в общей численности населения (мероприятия по развитию сельских территорий);
- число браков в расчете на 1000 населения за год (мероприятия по укреплению института брака);
- заболеваемость на 1000 человек населения (мероприятия, обеспечивающие сохранение и укрепление здоровья);
- среднее число участников клубных формирований, посещений мероприятий концертных организаций, самостоятельных коллективов, проведенных собственными силами в пределах своей территории и платных мероприятий парков в расчете на 1 тыс. человек населения (социализация личности посредством вовлеченности в креативную деятельность и досуговую среду);
- численность зрителей театров и число посещений музеев на 1000 человек (повышение качества и доступности услуг в сфере культуры);
- число автобусов общего пользования на 100 000 человек населения (рост обеспеченности общественным транспортом);
- средняя цена 1 кв. м общей площади первичных и вторичных квартир на рынке жилья за год (улучшение жилищных условий);

- пособия, компенсации и др. социальные выплаты на члена д/х (рост доходов населения).

Объем итогового набора данных для обучения модели составил 850 наблюдений по 9 показателям.

**Проектирование, обучение и тестирование модели.** Для анализа данных были рассмотрены такие модели машинного обучения как RandomForestRegressor и DecisionTreeRegressor из библиотеки sklearn языка Python. По опыту моделей, построенных экспертами из ФАНУ «Востокгосплан», наибольшую точность показывают именно RandomForestRegressor.

RandomForestRegressor (случайный лес для регрессии) – это алгоритм машинного обучения, который используется для решения задачи регрессии, то есть для предсказания непрерывных числовых значений. Этот алгоритм является частью семейства случайных лесов, которые используются для различных задач машинного обучения, включая классификацию и регрессию [4]. Основные характеристики RandomForestRegressor:

1. ансамбль деревьев решений: RandomForestRegressor создает несколько деревьев решений во время обучения и объединяет их результаты для получения окончательных прогнозов. Это позволяет снизить переобучение и улучшить обобщающую способность модели;

2. случайность: основная идея случайного леса заключается в том, чтобы вводить случайность при обучении каждого дерева. Это делается путем случайного выбора подмножества обучающих данных (bootstrap) и случайного выбора подмножества признаков для поиска наилучшего разделения в каждом узле дерева. Это помогает снизить корреляцию между деревьями и повысить стабильность и обобщающую способность модели;

3. бэггинг: RandomForestRegressor использует метод бэггинга (Bootstrap Aggregating), который заключается в обучении нескольких моделей на разных подмножествах данных и усреднении их прогнозов. Это помогает снизить дисперсию модели и уменьшить вероятность переобучения;

4. важность признаков: RandomForestRegressor предоставляет оценку важности каждого признака. Это позволяет определить, какие признаки наиболее сильно влияют на предсказания модели. Важность признаков вычисляется на основе того, как часто признак используется для разделения данных в деревьях ансамбля;

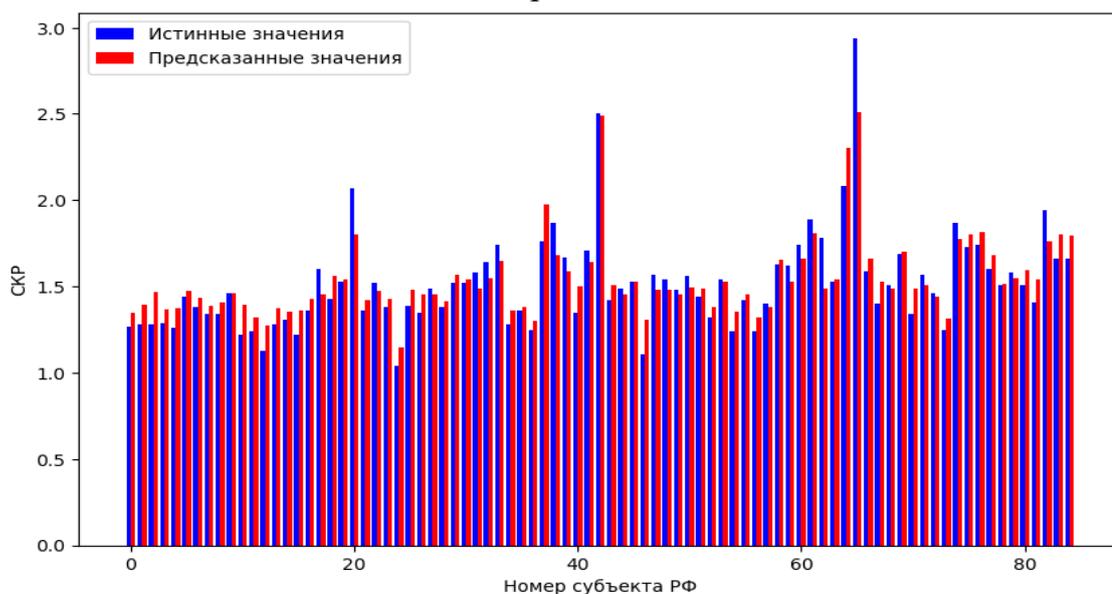
5. устойчивость к выбросам: RandomForestRegressor обычно хорошо справляется с выбросами и шумом в данных благодаря своей способности усреднять результаты нескольких деревьев;

6. параметры модели: RandomForestRegressor имеет несколько параметров, которые можно настраивать, включая количество деревьев, глубину деревьев, минимальное количество выборок для разделения узла и другие. Эти параметры позволяют более точно настроить модель под конкретную задачу.

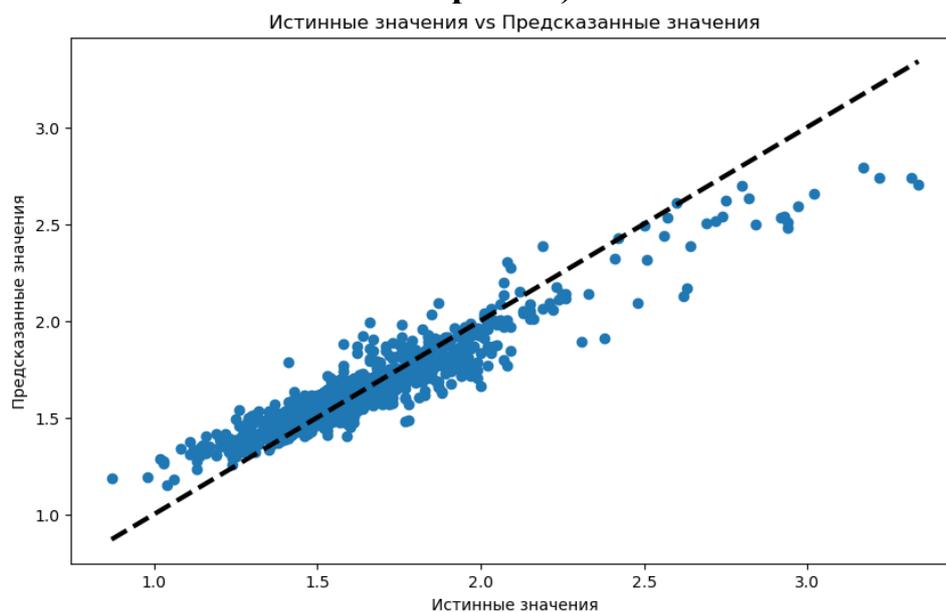
Для анализа влияния показателей нижнего уровня на показатели верхнего уровня производилось обучение модели на предоставленных входных

данных. То есть модель учится предсказывать значение показателя верхнего уровня (в данном случае СКР) на основе значений показателей нижнего уровня (например, возраст матери при рождении ребенка и т.д.).

На рисунках 2 и 3 представлены соответственно гистограмма, демонстрирующая разницу между истинными и предсказанными моделью значениями СКР, и график отношения истинных значений к предсказанным. Среднеквадратичная ошибка (RMSE): 0,12. Средняя абсолютная ошибка (MAE): 0,09. Коэффициент детерминации ( $R^2$ ): 0,86. На гистограмме отображено 85 тестовых примеров по данным за 2021 год. Из изображенных результатов можно сделать вывод об адекватной работе модели.



**Рисунок 2. Результат тестирования модели RandomForestRegressor (гистограмма)**



**Рисунок 3. Результат тестирования модели RandomForestRegressor (график отношения истинных значений к предсказанным)**

**Исследование предметной области.** Важности показателей нижнего уровня (признаков) отображают то, насколько каждый из них внёс вклад в

показатель верхнего уровня. Важности признаков представляют собой числовые значения, где более высокое значение означает более важный признак. В сумме важности дают 1, поэтому могут быть интерпретированы в оценку вклада факторов в рост рождаемости (рис. 4).



**Рисунок 4. Оценка вклада отдельных групп входных параметров на показатель верхнего уровня**

Наиболее значимыми факторами из проведенного анализа являются стимулирование раннего родительства и поддержка молодых семей (отметим, что в России сейчас наблюдается постарение рождаемости и в 2022 году интервал рождений первенца приходился на возраст от 23 до 28 лет. Под «ранним родительством» мы понимаем рождение ребенка в здоровом репродуктивном и социально-экономическом статусе женщины), развитие сельских территорий (исторически сложилось, что в сельских территориях рождаемость выше, соответственно нужно преломлять тренд избыточной урбанизации), укрепление института брака.

**Заключение.** В статье показано, как можно использовать методы машинного обучения, такие как случайные леса, для определения факторов роста рождаемости и дальнейшего их ранжирования по степени вклада в рост. Таким образом, использование алгоритмов машинного обучения для анализа и прогнозирования влияния мероприятий демографической политики на показатели рождаемости может быть эффективным инструментом для разработки и реализации новых национальных проектов, таких как национальный проект "Семья".

#### Библиографический список

1. Официальный сайт Правительства России – Михаил Мишустин дал поручения по итогам стратегической сессии, посвящённой новому национальному проекту «Семья». [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://government.ru/news/52327/>.
2. Официальный сайт Правительства России – Михаил Мишустин провёл стратегическую сессию по национальным проектам «Молодёжь и дети» и «Семья». [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://government.ru/news/52118/>

3. Официальный интернет-портал правовой информации – Указ Президента РФ от 07.05.2024 N 309 "О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года". [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://pravo.gov.ru>
4. Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. R news, 2(3), 18-22.

## **USING MACHINE LEARNING METHODS TO DETERMINE FACTORS INFLUENCING THE BIRTH RATE GROWTH RESULTING FROM THE IMPLEMENTATION OF THE "FAMILY" NATIONAL PROJECT**

*Tatiana A. Doroshenko*

Federal Autonomous Scientific Institution "Eastern Center for State Planning",  
127025, Russia, Moscow, Novy Arbat Street, Building 19  
t.doroshenko@vostokgosplan.ru

*Natalia A. Samsonova*

Federal Autonomous Scientific Institution "Eastern Center for State Planning",  
127025, Russia, Moscow, Novy Arbat Street, Building 19  
n.samsonova@vostokgosplan.ru

The article discusses a model that involves machine learning algorithms used to determine the factors affecting the total fertility rate in the context of the new national project "Family" and demographic policy measures. The research is based on socio-economic development data and includes the evaluation and ranking of factors influencing demographic indicators. Correlation analysis methods and machine learning models, including RandomForestRegressor, are presented for forecasting the impact of proposed measures on achieving national demographic goals.

**Keywords:** machine learning, RandomForestRegressor, fertility factors, total fertility rate

УДК 004.032.26

## **ДЕМОГРАФИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ОТКАЗА ОТ КУРЕНИЯ (НА ОСНОВЕ ДАННЫХ СОЦИАЛЬНЫХ МЕДИА И ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕЙ)**

*Калабихина Ирина Евгеньевна<sup>1</sup>, Казбекова Зарина Германовна<sup>1\*</sup>, Мошкин  
Вадим Сергеевич<sup>2</sup>, Колотуша Антон Васильевич<sup>1</sup>, Таипов Михаил  
Маратович<sup>1</sup>, Фаттахов Тимур Асфанович<sup>1</sup>, Полетаев Дмитрий  
Вячеславович<sup>1</sup>, Зайцев Илья Сергеевич<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,  
119991, Россия, г. Москва, ул. Ленинские горы, д. 1, стр. 46

<sup>2</sup>Ульяновский государственный технический университет,  
432027, Россия, г. Ульяновск, ул. Северный Венец, д. 32

\*Корреспондирующий автор. [kazbekova.zarina@bk.ru](mailto:kazbekova.zarina@bk.ru)

Задачами исследования являются: 1) разработка алгоритма автоматизации доводов пользователей социальных медиа по вопросам в области самосохрани-

тельного поведения (мотивация курения либо отказа от курения); 2) структуризация причин (не)отказа от табакокурения русскоязычных пользователей на основе апробации разработанного алгоритма автоматизации доводов (не) бросать курить для аргументации мер демографической политики в перспективе.

**Ключевые слова:** самосохранительное поведение; табакокурение; нейросетевые методы; цифровая демография; машинное обучение; социальные сети; Россия.

**Введение.** Исследования в области цифровой демографии – новый перспективный тренд в общественных и гуманитарных науках. Исследователи в разных странах только начинают разрабатывать алгоритмы извлечения, структурирования, обработки и интерпретации социально-демографических данных о населении по цифровым следам. Использование автоматического извлечения мнений в русскоязычном пространстве Интернета по вопросам изучения демографического поведения актуально в период проведения семейной и демографической политики (2007–2025 гг.), антитабачной политики (особенно активна с 2013 г.) на фоне замедлившегося снижения табакокурения в России (особенно у женщин).

В настоящем исследовании мы используем возможности больших данных и метод машинного обучения для анализа самосохранительного поведения россиян, а именно причин отказа от табакокурения. Основная цель исследования – оценить структуру причин отказа от табакокурения на основе данных социальных сетей с использованием нейросетей. Задачи исследования: 1) разработка алгоритма автоматизации доводов пользователей по вопросам в области самосохранительного поведения (мотивация курения либо отказа от курения) для проведения мониторинга отношения населения к табакокурению; 2) структуризация причин (не)отказа от табакокурения русскоязычных пользователей на основе апробации разработанного алгоритма автоматизации доводов (не) бросать курить для аргументации мер демографической политики в перспективе.

**Данные и методы.** Мы исследуем структуру доводов (и анти-доводов) отказа от табакокурения с использованием машинного обучения нейронной сети на основе данных платформы YouTube: текстов релевантных комментариев на русском языке. В рамках исследования мы выполняем задачу по разработке и апробации методологии мониторинга двух типов доводов россиян в области самосохранительного поведения. Первый тип – доводы бросить курить. В этой части мы определяем, почему, по мнению россиян, следует бросить курить. Второй тип доводов – доводы не бросать курить. В данном случае мы определяем, почему, по мнению россиян, не следует бросать курить. Применение методов тематического анализа текстов с использованием машинного обучения нейросети позволит выявить, какой фактор отказа от курения имеет больший вес среди пользователей YouTube – забота о собственном здоровье или финансовые издержки курения (дороговизна сигарет); насколько распространены мифы о курении, в частности страх набрать лишний вес из-за отказа от курения.

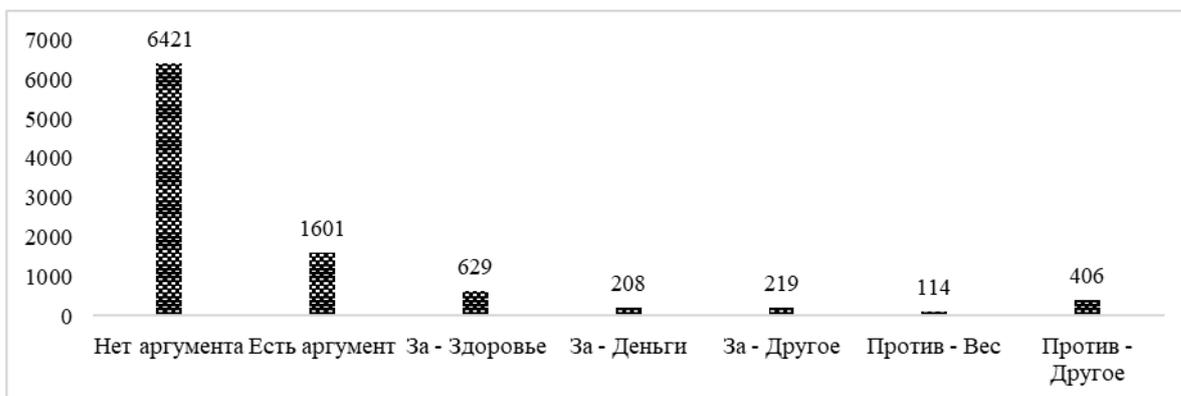
Среди доводов бросить курить в рамках данного проекта мы выделяем две наиболее распространенные, по нашему мнению, категории: связанные с вредом для здоровья и «вредом» для кошелька курильщика. При этом все остальные доводы мы также учитываем – собирая их в отдельную категорию «иное», что позволяет нам оценивать не только взаимное соотношение выбранных двух категорий, но и их вес в общем массиве доводов.

Наша цель заключалась в том, чтобы обучить нейронную сеть распределять комментарии по выбранным нами классам. Для этого было принято решение проводить классификацию по следующим принципам:

1. Наличие аргумента (любого).
2. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить ради сохранения здоровья?
3. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить ради экономии денег?
4. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по другой причине?
5. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить, чтобы не набрать вес?
6. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить по другой причине?

Для решение поставленной задачи было проведено шесть отдельных экспериментов. Для каждого были построены соответствующие модели бинарной классификации в среде Python с использованием PyTorch и библиотек Transformers и ScikitLearn. Обучение проводилось с использованием модели ConversationalRuBERT (<https://huggingface.co/DeepPavlov/rubert-base-cased-conversational>), которая является одной из версий русскоязычной языковой модели RuBERT. Особенность ConversationalRuBERT заключается в том, что она дополнительно обучена на текстах из социальных сетей и пользовательских диалогах.

**Результаты оценки доводов (и анти-доводов) отказа от табакокурения с использованием машинного обучения нейросети.** На Рисунке 1 представлено общее распределение 8000 аннотированных комментариев по всем классам: 1) «Нет аргумента»; 2) «Есть аргумент» (любой); 3) «За - Здоровье» – аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по соображениям, связанным с собственным здоровьем; 4) «За - Деньги» – аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по соображениям, связанным с деньгами; 5) «За - Другое» – аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по иным соображениям; 6) «Против - Вес» – аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить по соображениям, связанным с набором веса; 7) «Против - Другое» – аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить по иным соображениям.



**Рисунок 1. Распределение выборки комментариев по классам**

Из выбранного для машинного обучения массива комментариев по теме табакокурения нам удалось вычлениить 20% комментариев с доводами/аргументами – почему человек хочет бросить курить или почему он(а) не хочет этого делать. Как мы и предполагали, основные аргументы «за» отказ от курения – страх/забота о собственном здоровье и желание экономить бюджет семьи или личные деньги. Аргументы «против» отказа от курения содержат заметную часть, основанную на страхе о наборе веса. Гипотеза подтвердилась, такая причина встречается достаточно – около 22% анти-доводов.

**Заключение.** По нашим данным, в аргументированных комментариях против курения преобладает мотив отказа по соображениям здоровьесбережения, по сравнению с аргументом о сбережении денежных средств. Для людей, поддерживающих курение, борьба с лишним весом не является ведущим мотивом. Однако этот мотив существует и выделен четко. Точность предсказания классов в среднем превышает 85%, что свидетельствует о достаточной надёжности полученных результатов.

Разработанный нами автоматический алгоритм определения наличия довода по поводу отказа от курения и автоматической классификации доводов по указанным классам можно применять с целью мониторинга мнений пользователей русскоязычных социальных сетей по вопросам отказа от курения.

**Ограничения и перспективы исследования.** Наш подход к классификации доводов отказа от традиционного курения табака был основан на изучении комментариев в социальных сетях по аргументам отказа от курения на основе использования методов машинного обучения для автоматического распознавания классифицированных доводов и их наличия. Ограничения исследования связаны со спецификой используемых данных. Эмпирически мы выявили, что YouTube содержал большее количество релевантных нашей задаче комментариев, в связи с чем в качестве источника данных мы выбрали именно его. Однако среди минусов YouTube как источника данных для решения целей настоящего исследования, мы выделяем, во-первых, отсутствие данных о социально-демографических характеристиках индивида, что мешает нам на первой стадии исследования без дополнительных существенных усилий определить пол и возраст комментаторов, что важно для социально-

демографической политики. Во-вторых, при наборе даже больших массивов комментариев мы сталкиваемся с невозможностью получить репрезентативный срез всего общества таким методом. И структура пользователей социальной сети, и структура авторов набора комментариев по ключевым словам может не совпадать со структурой населения России. Тем не менее, такой источник данных служит богатым дополнением к имеющимся редким данным социологических опросов. Их можно получать постоянно, и цена вопроса не такая высокая. Выход в контексте улучшения интерпретации результатов подобных исследований состоит в комбинировании разных источников данных, во взаимной «помощи» разных источников данных (на стадии формулировки гипотез, верификации результатов и пр.).

Перспективы развития исследования о факторах отказа от табакокурения состоят из нескольких направлений. Во-первых, следующий шаг будет нацелен на исследование демографических характеристик людей с разными аргументами по этому вопросу с использованием лингвистических алгоритмов и больших языковых моделей. Научно обоснованная политика на основе доказательного подхода должна опираться на детализированные по демографическим критериям данные. Во-вторых, датасет, помимо самого комментария, содержит столбец с информацией о дате публикации комментария. На данном этапе эту информацию мы не использовали. Однако в дальнейшем она может послужить для оценки динамики структуры доводов. Как во времени менялась доля основных доводов и анти-доводов, как это связано с этапами антитабачной политики, которая проводится в России. В-третьих, мы планируем изучить способы отказа от традиционного курения (в том числе, переход на электронные сигареты и пр.) среди разных демографических групп. Такая работа позволит уточнить целевые группы для антитабачной политики и разработать дополнительные рекомендации. В-четвертых, мы планируем совершенствовать методологию – использовать и в этой теме гибридные нейросети в классификации высказываний пользователей социальных сетей, что должно повысить точность классификации высказываний.

**Поддержка исследования.** Исследование выполнено в рамках НИР «Воспроизводство населения в социально-экономическом развитии» 122041800047-9.

## **DEMOGRAPHIC ASPECTS OF SMOKING CESSATION (BASED ON SOCIAL MEDIA DATA AND THE USE OF NEURAL NETWORKS)**

*Irina E. Kalabikhina<sup>1</sup>, Zarina G. Kazbekova<sup>1\*</sup>, Vadim S. Moshkin, Anton V. Kolotusha<sup>1</sup>, Mikhail M. Taipov<sup>1</sup>, Timur A. Fattakhov<sup>1</sup>, Dmitriy V. Poletaev<sup>1</sup>, Ilya S. Zaitsev<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Lomonosov Moscow State University,

119991, Russia, Moscow, Leninskie Gory, 1/46

<sup>2</sup>Ulyanovsk State Technical University

432027, Russia, Ulyanovsk, st. Severny Venets, 32

\* Corresponding author. [kazbekova.zarina@bk.ru](mailto:kazbekova.zarina@bk.ru)

The objectives of the study are: 1) development of an algorithm for automating arguments of social media users on issues in the field of self-preservation behavior (motiva-

tion to smoke or quit smoking); 2) structuring the reasons for (not) quitting smoking of Russian-speaking users based on testing the developed algorithm for automating arguments (not) to quit smoking for arguing demographic policy measures in the future.

**Keywords:** self-preservation behavior; smoking; neural network methods; digital demography; machine learning; social networks; Russia.

УДК 004.032.26

## МЕТОД МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ НА ОСНОВЕ СГЕНЕРИРОВАННЫХ АСТРОФИЗИЧЕСКИХ ДАННЫХ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЛИЧЕСТВА СПИРАЛЕЙ ГАЛАКТИК

*Яваев Рамиль Рифатович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
ramilavaev14@gmail.com

*Поляков Максим Валентинович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
m.v.polyakov@volsu.ru

В данной работе представлена модель свёрточной нейронной сети для количественной оценки спиральных рукавов галактик, обученной на наборе данных, который включает в себя реальные и сгенерированные с помощью разработанного программного обеспечения изображения спиральных галактик.

**Ключевые слова:** спиральные галактики, синтетические данные, нейросетевые технологии, астрофизика, анализ данных.

**Введение.** Большая часть известных на данный момент галактик имеют спиральную структуру с выраженными спиральными рукавами [1]. Спиральные рукава характеризуются повышенной концентрацией газа и активным звездообразованием. Использование машинного обучения для классификации спиральных галактик по количеству рукавов может помочь в составлении данных для исследований, связанных с вопросом их формирования.

В одной из работ была предпринята попытка автоматизации количественной оценки спиральных рукавов галактик с помощью модели сверточной нейронной сети, обученной на данных, взятых с помощью открытого интернет-проекта Galaxy Zoo [2], но после обучения модель показала неудовлетворительный уровень точности предсказаний количества спиральных рукавов. Низкий показатель точности был вызван высоким уровнем шума исходных изображений, используемых для обучения модели. Исходя из вышеописанного, было принято решение обучить модель, опираясь на использование сгенерированных астрофизических данных.

**Постановка задачи и формирование набора данных.** Для формирования обучающей выборки использовались классифицированные данные, взятые из открытого интернет-проекта Galaxy Zoo 2 [2], который, в свою очередь, использует данные из SDSS Data Release [3]. Изображения отбирались по условиям, основанным на информации из статьи [4].

Сама выборка состоит из пяти классов, характеризующих определенное количество спиральных рукавов: 1, 2, 3, 4, 5+, при этом класс, к которому относится изображение галактики, определялся на основе ответа на вопрос о числе рукавов с преобладающим значением доли голосов.

Также были аугментированы изображения многорукавных галактик с целью увеличения обучающей выборки вышеупомянутых классов.

Кроме реальных данных, также использовались данные, полученные искусственным путем. Обуславливается это тем, что синтетические астрофизические данные можно использовать для повышения общего качества обучающей выборки, для поиска взаимосвязей между структурными особенностями галактик и параметрами их моделирования, а также для тестирования архитектур нейронных сетей на чистых данных, как, например, в статье [5].

Для генерации синтетических обучающих данных, была разработана программа на языке программирования Python с использованием библиотеки PyOpenGL для визуализации смоделированной галактики на 3D-сцене.

Генерация изображения галактики проходила в несколько этапов:

1. Рандомизация начальных параметров генерации;
2. Генерация центра галактики;
3. Генерация галактического диска;
4. Генерация балджа при удовлетворении условий его генерации;
5. Генерация спиральных рукавов, точки которых вычислялись по формуле логарифмической спирали в декартовой системе координат;
6. Сохранение полученной 3D-сцены в виде изображения, сглаженного с помощью размытия Гаусса.

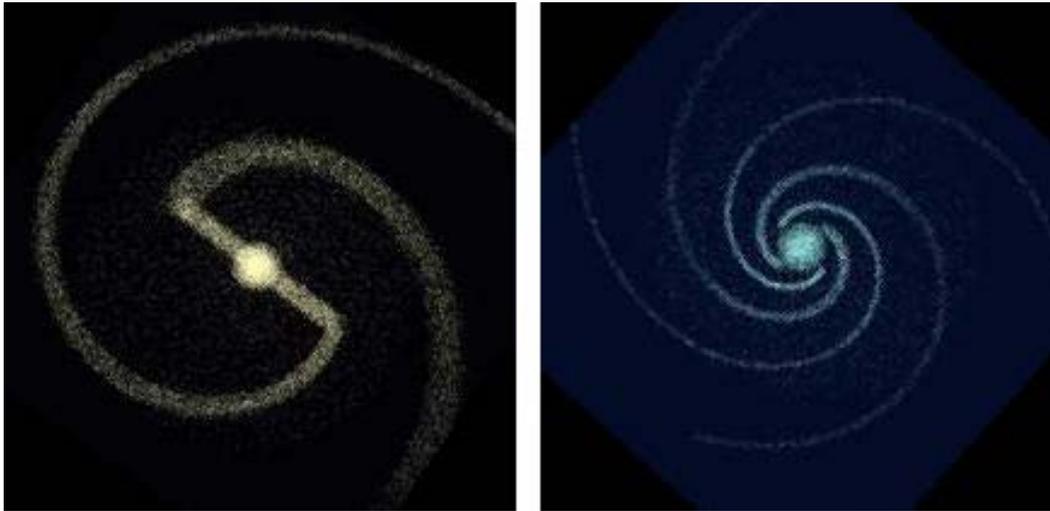
В ходе работы программы было получено 11091 изображение спиральных галактик размером 212×212 пикселей формата .jpg, сбалансированно разбитых на пять каталогов, каждый из которых соответствует классу количественной оценки спиральных рукавов: 1, 2, 3, 4 и 5+. На рисунке 1 представлены примеры изображений, сгенерированных программой.

**Проектирование, обучение и тестирование свёрточной нейронной сети.**

Программный код для обучения модели нейронной сети написан на языке программирования Python с использованием API TensorFlow и Keras. За основу архитектуры модели была взята архитектура VGG Net [6].

Архитектура модели включает в себя входной слой, получающего изображение галактики, нескольких свёрточных и полносвязных слоев для выделения и классификации признаков, субдискретизирующих слоев для уменьшения размерности изображения и вероятности переобучения, а также

выходного слоя, возвращающий предсказание количества спиральных рукавов.

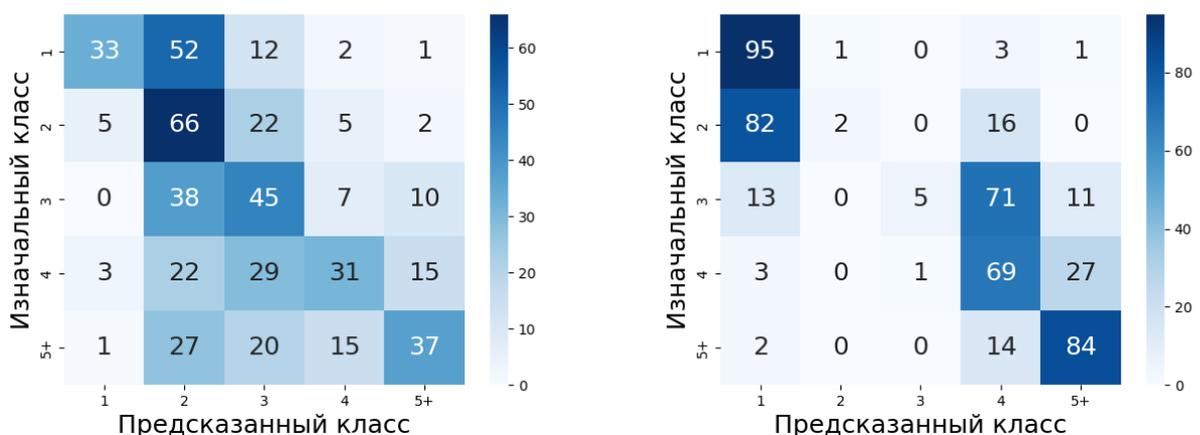


**Рисунок 1. Примеры изображений галактик, сгенерированных с помощью разработанной программы: слева двухрукавная галактика с балджем, справа четырехрукавная галактика без балджа**

Обучение производилось с использованием 17375 обучающих и 5792 тестовых изображений. Для проверки итоговой точности предсказания обученной модели использовалось 500 валидационных изображений.

После обучения модели в течении 20 эпох точность на обучающей и тестовой выборках составила 81.33% и 73.70% в соответственно. В сравнении с результатом предыдущей работы, в которой точность модели составляла 68.83% на обучающей и 63.27% на тестовой выборках соответственно, заметно улучшение качества предсказаний.

На рисунке 2 приведены две матрицы неточностей модели. Справа представлена матрица модели, обученной сугубо на реальных данных. Слева — обученная с использованием синтетических данных.



**Рисунок 2. Матрицы неточностей модели свёрточной нейронной сети, обученной на разных наборах данных.**

**Заключение.** В результате исследования обучена модель свёрточной нейронной сети для количественной оценки спиральных рукавов. Спроектирована и реализована программа для генерации данных, представляющих собой изображения спиральных галактик. Полученные изображения использовались в качестве обучающих данных.

Обученная модель способна выполнять количественную оценку спиральных рукавов галактик с удовлетворительным уровнем точности. Использование синтетических астрофизических данных в обучающей выборке оказало положительное воздействие на конечную точность количественной оценки.

Исходя из результатов исследования можно утверждать, что использование синтетических данных при обучении модели не оказывает негативное влияние на итоговую точность. Эту особенность можно использовать в тех случаях, когда реальных данных не хватает для формирования обучающей выборки.

### **Библиографический список**

1. Mihalas D., Binney J. Galactic Astronomy: Structure and Kinematics // W.H. Freeman. — 1981.
2. Galaxy Zoo. [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.zooniverse.org/projects/zookeeper/galaxy-zoo>
3. Galaxy Zoo 2: detailed morphological classifications for 304,122 galaxies from the Sloan Digital Sky Survey / K. Willett [и др.] // Monthly Notices of the Royal Astronomical Society. – 2013 – pp. 2835-2860.
4. R. E. Hart et al., Galaxy Zoo: comparing the demographics of spiral arm number and a new method for correcting redshift bias // Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, Vol. 461, № 4, pp. 3663-3682.
5. Bekki, Kenji. Quantifying the fine structures of disk galaxies with deep learning: Segmentation of spiral arms in different Hubble types // Astronomy and Astrophysics. — 2021. — Vol. 647. — P. 14.
6. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition // arXiv 1409.1556. — 2014.

## **MACHINE LEARNING METHOD BASED ON GENERATED ASTROPHYSICAL DATA TO DETERMINE THE NUMBER OF SPIRALS OF GALAXIES**

*Yavaev Ramil Rifatovich*

Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
ramilavaev14@gmail.com

*Polyakov Maxim Valentinovich*

Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
m.v.polyakov@volsu.ru

This article presents a convolutional neural network model for quantifying spiral arms of galaxies, trained on a dataset that includes real and spiral galaxy images generated with the developed software.

**Keywords:** spiral galaxies, synthetic data, neural network technologies, astrophysics, data analysis.

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АСТРОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ КОСМИЧЕСКОГО ТЕЛЕСКОПА GAIA

*Резанов Кирилл Владимирович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
prib-211\_349298@volsu.ru

*Поляков Максим Валентинович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
m.v.polyakov@volsu.ru

В работе рассмотрено применение астрометрических данных в науке, описан математический аппарат для обработки данных движения звезд кластеров Большого Магелланова Облака на основе математической статистики. Также приведены результаты экспериментов и выявлен звездный кластер, который потенциально может иметь внегалактическое происхождение.

**Ключевые слова:** интеллектуальный анализ данных, телескоп Gaia, кластеры Большого Магелланова Облака, отклонение движения.

**Введение.** Данные, полученные астрометрическими источниками, являются важными для понимания эволюции и истории космических структур, строения космических тел и изучения некоторых физических явлений. Эти данные также могут иметь большие объемы, из-за чего поиск нужных данных из всего массива может быть затруднен.

С помощью данных, полученных астрофизическими, астрометрическими и фотометрическими источниками была построена трехмерная карта нашей галактики, которая содержит более 1.8 миллиарда объектов [1]. С помощью анализа движения звезд возможно определение их внегалактического происхождения [2]. С помощью телескопа Джеймса Уэбба планируется изучение формирования первых галактик во Вселенной [3].

Одним из способов обработки астрометрических данных является интеллектуальный анализ. Интеллектуальный анализ данных – процесс обнаружения пригодных к использованию сведений в крупных наборах данных. Интеллектуальный анализ включает методы машинного обучения, математической статистики и запросы к базам данных. Для интеллектуального анализа данных необходимо выявить проблему (задачу), выбрать и подготовить данные, создать систему для их анализа.

Одним из источников астрометрических данных является космический телескоп Gaia. В третьем релизе данного телескопа появились данные о звездах за пределами нашей галактики, в частности, данные о движении звезд в Большом Магеллановом Облаке. Большое Магелланово Облако – галактика-спутник Млечного Пути, которая также имеет спутники, однако взаимо-

действие было замечено только с Малым Магеллановым Облаком. С помощью анализа движения звезд возможно определить вероятность внегалактического происхождения кластеров звезд в составе галактики.

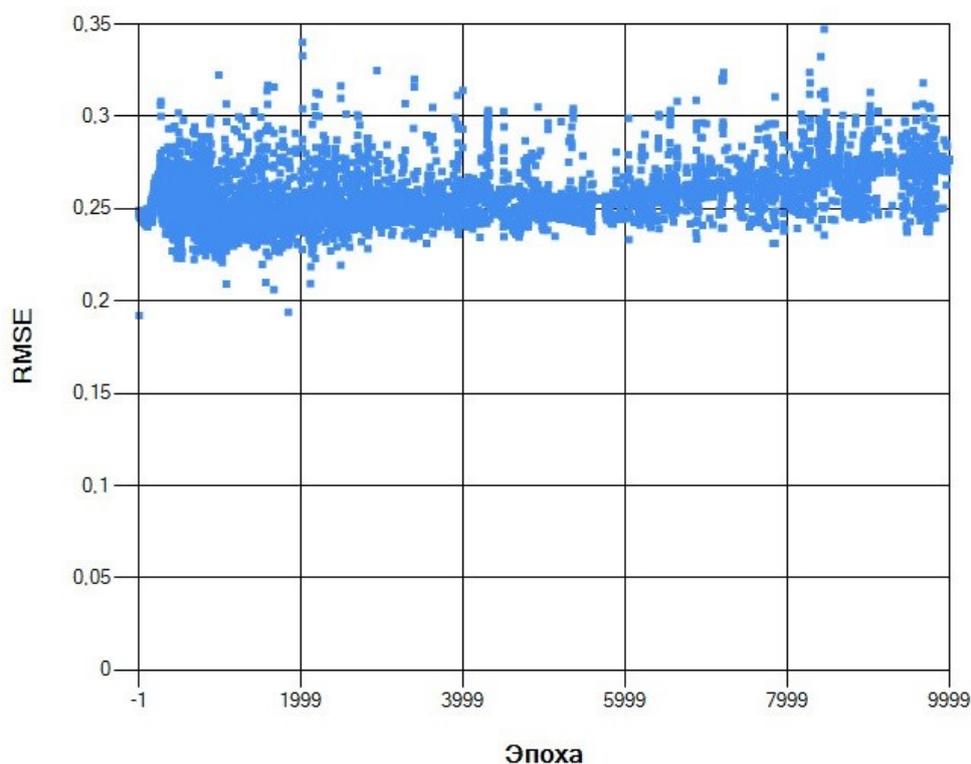
Поэтому для данной работы была поставлена следующая цель: создание программы, которая будет выявлять отклонение собственного движения звезд некоторых кластеров Большого Магелланова Облака от окружающих их звезд с использованием нейронной сети, а также будет визуализировать обработанные данные.

**Постановка задачи.** Для данной работы была выбрана нейронная сеть на основе перцептронов, которая включает входной слой, скрытый слой и выходной слой. Для входного и скрытого слоя было решено использовать по 100 нейронов. Нейроны входного слоя принимают значения движения 50 звезд некоторого кластера БМО и 50 окружающих их звезд. Это позволяет уменьшить влияние шумов из-за малого количества входных данных, а также позволяет разбить данные об одном кластере на несколько сетов данных для увеличения тестовой и обучающей выборки. В качестве активационной функции при выводе используется сигмоида, так как она позволяет обрабатывать данные в значениях от 0 до 1, что необходимо для бинарной классификации, которая происходит в данной работе. Также используется смещение (bias), которое позволяет более точно производить классификацию. В качестве выходного слоя имеется один нейрон, который выводит значения от 0 до 1, где число близкое к 0 значит, что кластер был сформирован в галактике, а число близкое к 1 сигнализирует о возможном внегалактическом происхождении кластера.

Данные были получены с помощью запросов к базе данных Gaia, также для получения центров звездных скоплений и центра БМО использовалась астрономическая база данных SIMBAD. На выборку звезд были наложены следующие фильтры:

- 1) для всех звезд галактики выбирались те, что лежат в радиусе 5 градусов от центра БМО. Центр галактики был получен с помощью SIMBAD и равен  $(RA, DEC) = (80.8942, -69.756)$  в международной небесной системе координат;
- 2) звезды без данных о собственном движении не использовались;
- 3) использовались только звезды синего спектра;
- 4) звезды с параллаксом больше 0.1 мс не использовались;
- 5) звезды со значением нормированной ошибки веса единицы измерения ( $ruwe$ ) больше 1.4 не использовались.

**Настройка параметров нейронной сети и обработка выборок данных.** Для нейронной сети необходимо было подобрать оптимальную скорость обучения. В ходе тестирования было выявлено, что значение для скорости обучения равное 0.1 не подходит (рис.1).



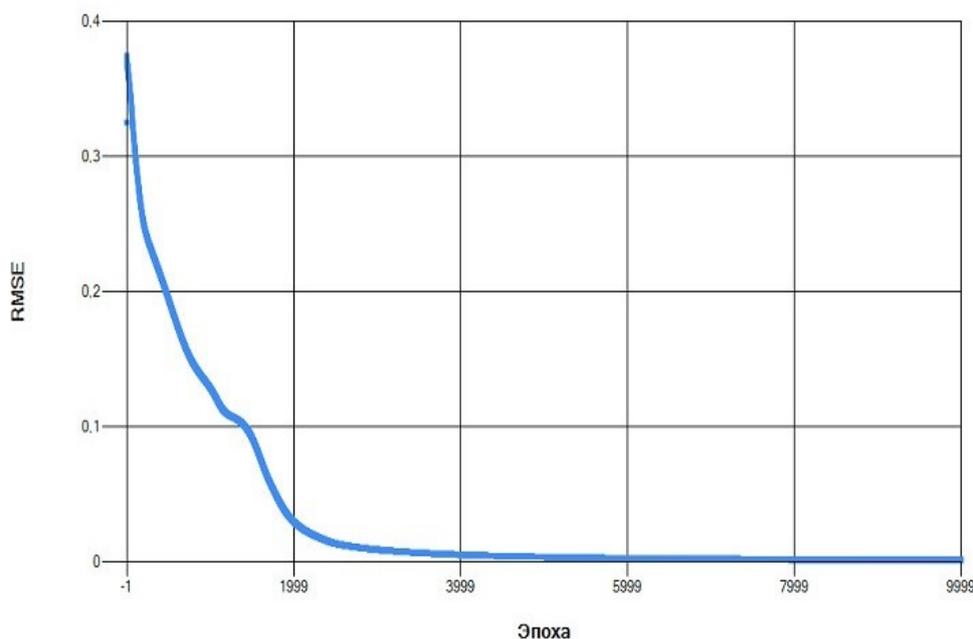
**Рисунок 1. График, показывающий корень среднеквадратичного отклонения вычисленных значений от ожидаемых значений обучающей выборки в зависимости от эпохи обучения нейронной сети при скорости обучения равной 0.1**

На графике видно, что ошибка с течением времени не уменьшалась, а даже наоборот увеличивалась. Для данного значения скорости обучения проводились тесты вплоть до миллиона эпох, однако результаты обучения оставались те же. Сходимости нейронной сети не происходило, поэтому было необходимо подбирать другие значения для скорости обучения. После этого проводились тесты для скорости обучения равной 0.01 и 0.001 значение ошибки для них были идентичными, однако скорость работы сети для 0.01 происходило быстрее, из-за чего было выбрано это значение. График для скорости обучения 0.01 представлен (рис. 2).

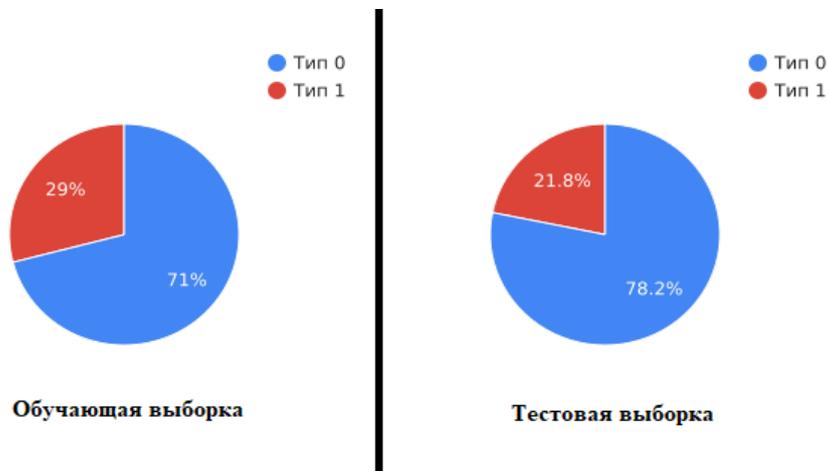
В ходе работы были созданы тестовая и обучающая выборки. Процентное распределение выборок представлено (Рис. 3).

Тип 0 на диаграмме – сетки данных кластеров, которые всегда являлись членами БМО, тип 1 – те кластеры, которые имеют потенциальное внегалактическое происхождение. Как видно из диаграмм сетов данных с кластерами типа 1 в разы меньше, чем данных с типом 0, это связано с тем, что большая часть кластеров является элементами БМО. В исходных данных количество кластеров типа 1 занимает примерно 5-10% от их общего числа. Было принято решение ограничить процент кластеров типа 0 в обучающей выборке, так как их большое содержание в ней может понизить точность определение кла-

стеров типа 1. В тестовой выборке кластеры типа 0 также были ограничены, но в меньшей степени для увеличения общей выборки.



**Рисунок 2. График, показывающий корень среднеквадратичного отклонения вычисленных значений от ожидаемых значений обучающей выборки в зависимости от эпохи обучения нейронной сети при скорости обучения равной 0.01**

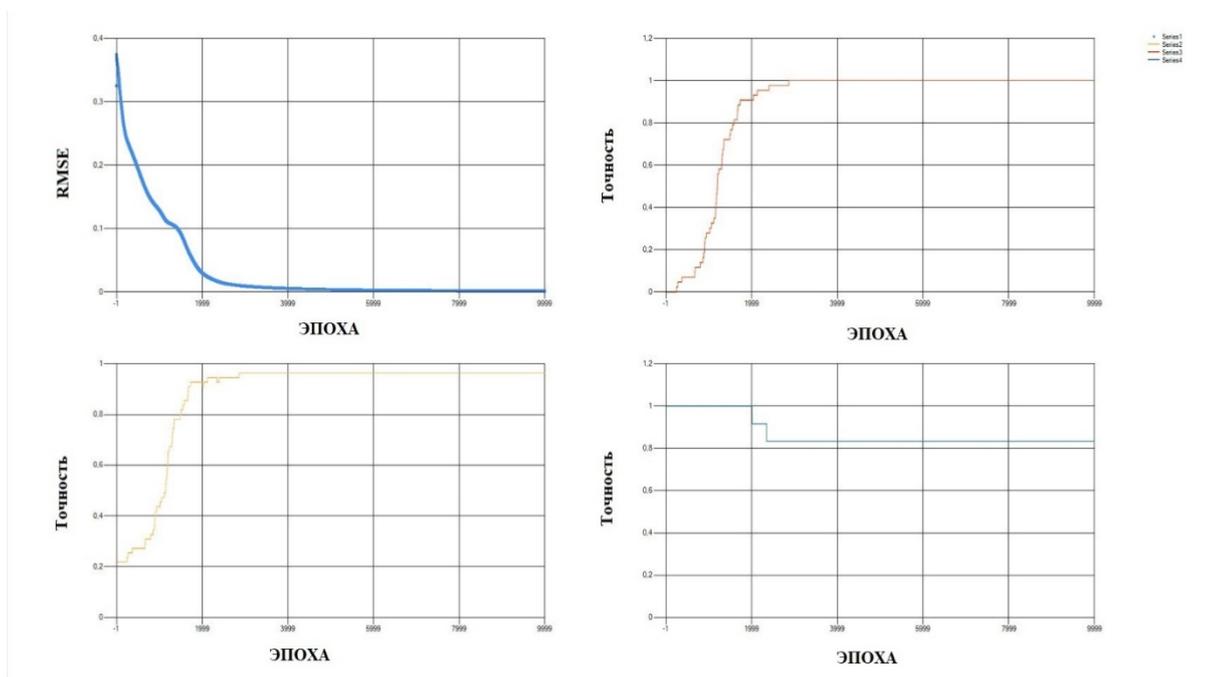


**Рисунок 3. Круговые диаграммы с процентным распределением сетов данных разных типов кластеров в обучающей и тестовой выборке**

**Результаты экспериментов.** В процессе обучения и использования нейронной сети были построены графики точности для тестовой выборки и мере ошибки для обучающей (рис. 4).

Графики показывают точность определения тестовых наборов данных на нейронной сети, обученной со скоростью обучения 0.01. На графиках видно, что нейронная сеть точно справляется со всем сетом данных для кластеров типа 0, однако с течением времени точность для кластеров типа 1 падает. Также мы видим сходимость нейронной сети на первом графике, где значе-

ние ошибки практически достигло 0. В качестве меры ошибки используется метрика корня среднеквадратичного отклонения (RMSE).



**Рисунок 4.** Слева сверху график меры ошибки для обучающей выборки, снизу общая точность определения выборки, справа сверху точность для кластеров-членов БМО, снизу точность для потенциально внегалактических кластеров, графики построены для скорости обучения 0.01

Уменьшение точности для кластеров типа 1 может происходить по нескольким причинам, например:

- 1) малое число кластеров типа 1 в обучающей выборке;
- 2) малая выборка в целом;
- 3) различия полученных данных в ходе запросов к БД Gaia с исследованиями, на которые опираются выборки.

**Заключение.** В результате выполнения данной работы была спроектирована нейронная сеть, которая анализирует движение звезд некоторых кластеров БМО. Работа нейронной сети была проверена в ходе экспериментов на данных из других исследований. Была достигнута относительно большая точность определения типов кластеров, несмотря на малую обучающую выборку данных.

В ходе проведения экспериментов было выявлено отклонение звезд кластеров от окружающих их звезд, которые соответствовали результатам в похожих исследованиях практически для всех данных.

#### Библиографический список

1. Gaia Data Release 3. Summary of the content and survey properties / A. Vallenari, T. Prusti, C. Babusiaux [et al.]. – Текст : непосредственный // *Astronomy & Astrophysics*. – 2023, – Vol. 674. – A1.
2. The merger that led to the formation of the Milky Way’s inner stellar halo and thick disk. / A. Helmi, C. Babusiaux, H. N. Koppelman [et al.]. – Текст : непосредственный // *Nature*. – 2018. – Vol. 563, №2. – P. 85-88.

3. The James Webb space telescope mission / P. Jonathan, C. John, A. Randy [et al.] – 2023. – arXiv: 2304.04869 [astro-ph.IM] URL: <https://arxiv.org/abs/2304.04869> (дата обращения: 09.04.2024). – Режим доступа: свободный.
4. Metallicities and ages for star clusters and their surrounding fields in the Large Magellanic Cloud / W. Narloch, G. Pietrzyński, W. Gieren [et al.]. – Текст : непосредственный // Astronomy & Astrophysics. – 2022. – Vol. 666. – A80.

## INTELLIGENT ANALYSIS OF ASTROMETRIC DATA FROM THE GAIA SPACE TELESCOPE

*Rezanov Kirill Vladimirovich*

Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
[prib-211\\_349298@volsu.ru](mailto:prib-211_349298@volsu.ru)

*Polyakov Maxim Valentinovich*

Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
[m.v.polyakov@volsu.ru](mailto:m.v.polyakov@volsu.ru)

The article considers the application of astrometric data in science, describes the mathematical apparatus for processing the data on the motion of stars of the clusters of the Large Magellanic Cloud on the basis of mathematical statistics. The results of experiments are also given and a star cluster is identified that could potentially have an extragalactic origin.

**Keywords:** intelligent data analysis, Gaia telescope, clusters of the Large Magellanic Cloud, motion deviation.

УДК 532.5, 004.032.26

## ВЛИЯНИЕ РАЗМЕРА ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ НЕЙРОСЕТИ НА ТОЧНОСТЬ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ГИДРАВЛИЧЕСКОГО СОПРОТИВЛЕНИЯ В МОДЕЛИ МЕЛКОЙ ВОДЫ

*Кликунова Анна Юрьевна*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, просп. Университетский, 100  
[klikunova@volsu.ru](mailto:klikunova@volsu.ru)

*Хоперсков Александр Валентинович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, просп. Университетский, 100  
[khoperskov@volsu.ru](mailto:khoperskov@volsu.ru)

Работа посвящена разработке метода нахождения параметров гидравлического сопротивления потоку воды в модели мелкой воды с использованием интеграции методов гидродинамического моделирования и машинного обучения. Численная гидродинамическая модель речной системы содержит четыре свободных параметра, определение которых основано на сравнении результатов

моделирования с данными измерений на трех гидрологических станциях. Расчет этих величин проводится с использованием нейронной сети с архитектурой LSTM.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, LSTM, модель мелкой воды, объем обучающей выборки, гидравлическое сопротивление.

**Введение.** Решение широкого круга прикладных задач требует численного моделирования гидрологического режима речных систем с учетом конкретных условий состояния природной системы [1–6]. В связи с необходимостью проводить многочисленные расчеты для больших территорий на длительных интервалах времени (порядка года и больше), как правило, используются гидродинамические модели в приближении мелкой воды [7]. Важным компонентом таких моделей является гидравлическое сопротивление, которое в большинстве исследований описывается коэффициентом Маннинга. Мы предлагаем рассматривать гидравлическое сопротивление в виде суммы двух факторов, учитывающих как шероховатость подстилающей поверхности (стандартный коэффициент Маннинга) [7], так и турбулентную вязкость, влияние которой доминирует на больших глубинах [8, 9]. Отдельное выделение влияния турбулентной вязкости на поток обеспечивает лучшее согласие с данными измерений на гидрологических станциях.

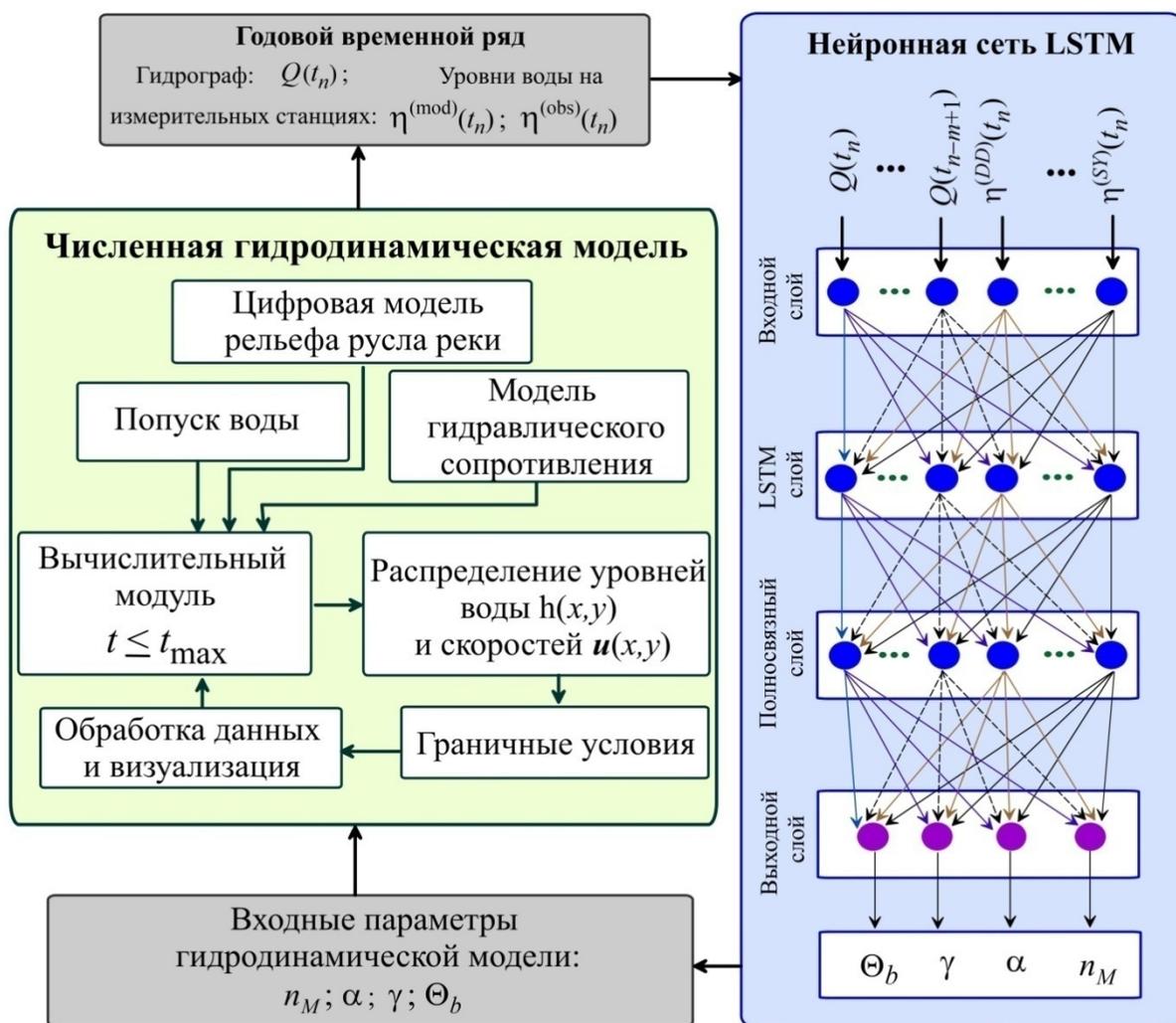
Целью работы является решение обратной задачи, которая подразумевает нахождение входных параметров для моделирования. В качестве полигона исследования рассматривается северный участок Нижней Волги. Согласование временных рядов гидрологических данных с соответствующими рядами, полученными по результатам гидродинамического моделирования, позволяет вычислять свободные параметры численной модели. Использование нейросетевого моделирования оказывается эффективным методом решения такой задачи.

**Постановка задачи и результаты.** Исследуемый нами участок реки Волга имеет длину около 100 км и расположен ниже плотины Волжской ГЭС. Гидрологический режим реки, а также Волго-Ахтубинской поймы, расположенной в междуречье Волги и Ахтубы, полностью определяется попуском воды через плотину. На данном участке Волги расположено три измерительные станции, на которых ежедневно фиксируется уровень воды. При моделировании динамики поверхностных вод в рамках модели мелкой воды (Сен-Венана) стандартно учитывается только вклад в сопротивление из-за эффективной шероховатости дна [7, 10]:

$$\vec{f}^{(M)} = g \frac{n_M^2 |\vec{u}|}{H^{4/3}} \vec{u}, \quad (1)$$

где  $H(x, y, t)$  – глубина слоя воды,  $\vec{u}(x, y, t)$  – скорость,  $n_M$  – коэффициент Маннинга. Мы обобщаем модель (1) дополнительным учетом турбулентной вязкости, так что удельная сила гидравлического сопротивления определяется двумя слагаемыми:

$$\vec{f}^{(HR)} = \vec{f}^{(M)} + \vec{f}^{(turb)} = g \frac{n_M^2 |\vec{u}|}{H^{4/3}} \vec{u} + \alpha H^\gamma |\vec{u}|^{1-\gamma} \vec{u}. \quad (2)$$



**Рисунок 1. Общая структура программного модуля для определения параметров гидравлического сопротивления реки на основе сочетания гидродинамического моделирования и машинного обучения**

Величина  $\vec{f}^{(HR)}$  зависит от глубины  $H(x, y, t)$ , скорости  $\vec{u}(x, y, t)$  и трех свободных параметров  $n_M, \alpha, \gamma$ , которые подлежат определению. Четвертый свободный параметр  $\Theta_b$  задает граничные условия на выходе воды из вычислительной области.

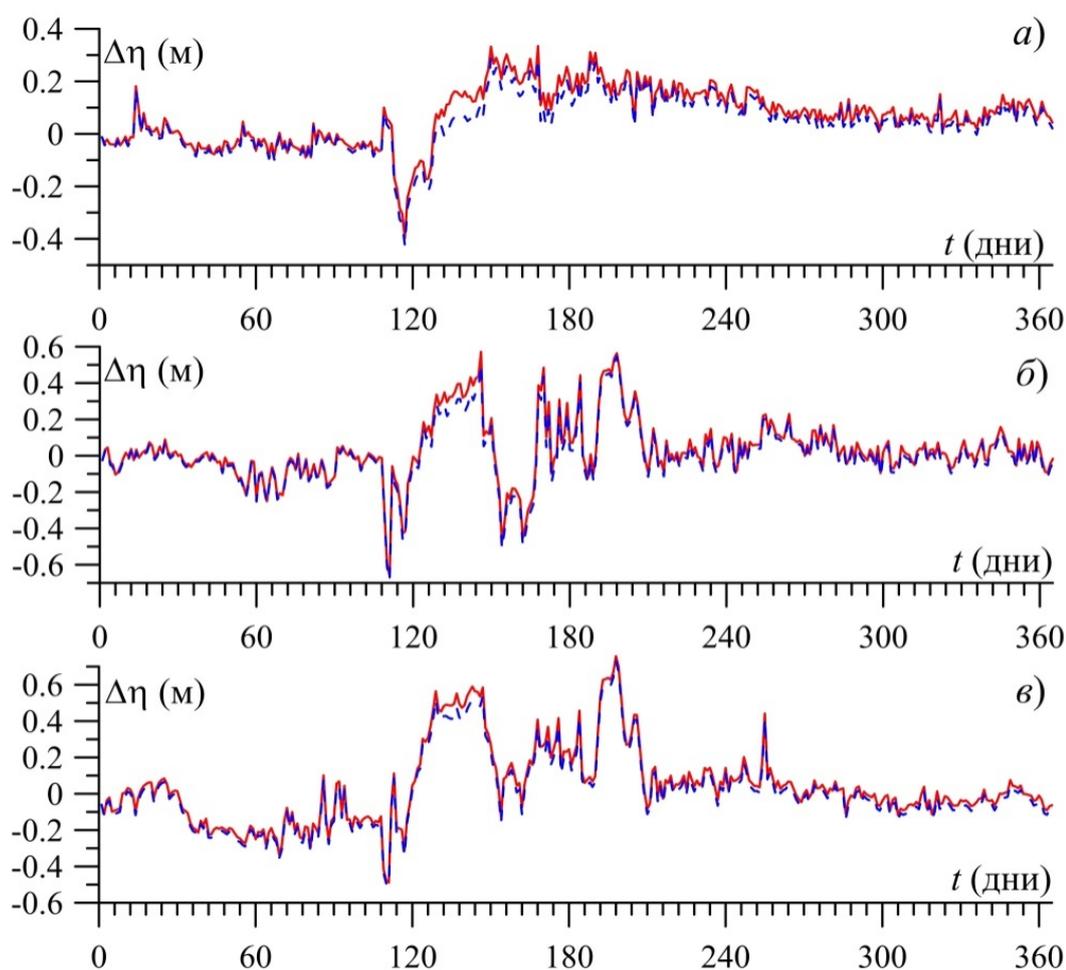
Рисунок 1 показывает общую структуру программного обеспечения, которое разделено на три основных модуля. Первый модуль подготавливает все необходимые входные пространственные и временные характеристики. Вычислительный гидродинамический модуль EcoGIS-Simulation [7, 11] основан на численном алгоритме CSPH-TVD [12, 13]. Все высокопроизводительные вычисления выполнялись на графических процессорах с использованием NVIDIA CUDA [14]. Для вычисления значений  $n_M, \alpha, \gamma, \Theta_b$  используется нейронная сеть Long short-term memory. Такой выбор связан с наличием запаздывания физических процессов в реальной системе, что учитывается заданием длины памяти в NN LSTM.

Численное моделирование дает наборы временных рядов уровней воды  $\eta^{(mod)}(t)$ , которые должны быть согласованы с измеренными  $\eta^{(obs)}(t)$  на всех трех гидропостах.

Мы строим две серии расчетов, содержащих 16 и 32 вычислительных эксперимента с различными наборами входных параметров. Для двух размеров обучающей и тестовой выборок получены наборы четырех параметров гидравлического сопротивления, которые были использованы для валидации численной модели (таблица 1).

**Таблица 1. Результаты оценки свободных параметров**

Количество гидродинамических экспериментов	$n_M$	$\alpha$	$\gamma$	$\theta$
16	0.01530	$1.535 \cdot 10^{-4}$	0.5281	$0.624 \cdot 10^{-5}$
32	0.01531	$1.535 \cdot 10^{-4}$	0.5245	$0.623 \cdot 10^{-5}$



**Рисунок 2. Разность между рядами измеренными на гидропостах и модельными уровнями воды в течение 2022 года (красные сплошные линии для 16 численных гидродинамических экспериментов, синие пунктирные – для 32): а) гидропост нижний бьеф Волжской ГЭС, б) гидропост речной порт г. Волгоград, в) гидропост пгт. Светлый Яр**

**Заключение.** Предлагаемый метод валидации численных гидродинамических моделей обеспечивает удовлетворительное воспроизведение гидрологических данных, измеряемых на гидропостах для реки Волга ниже дамбы Волжской ГЭС. Нейронная сеть с памятью позволяет восстановить входные свободные параметры гидродинамической модели по небольшому набору вычислительных экспериментов, что существенно снижает вычислительные затраты по сравнению с традиционными методами типа градиентного спуска. Планируется провести тестирование метода для других водных объектов.

Работа выполнена по гранту РНФ №23-71-00016 (<https://rscf.ru/project/23-71-00016/>) с использованием оборудования Центра коллективного пользования сверхвысокопроизводительными вычислительными ресурсами МГУ имени М.В. Ломоносова.

### Библиографический список

1. Isaeva I.I., Voronin A.A., Khoperskov A.V., Kharitonov M.A. Modeling the Territorial Structure Dynamics of the Northern Part of the Volga-Akhtuba Floodplain // *Computation*. – 2022. – Vol. 10(4). – id.62. <https://doi.org/10.3390/computation10040062>
2. Voronin A.A., Vasilchenko A.A., Klikunova A.Yu., Vatyukova O.Yu., Khoperskov A.V. The problem of safe evacuation of large floodplains population during flooding // *Advances in Systems Science and Applications*. – 2022. – Vol. 22(4). – P. 65–78. <https://doi.org/10.25728/assa.2022.22.4.1310>
3. Agafonnikova E.O., Klikunova A.Yu., Khoperskov A.V. A computer simulation of the Volga river hydrological regime: a problem of water-retaining dam optimal location // *Bulletin of the South Ural State University, Series: Mathematical Modelling, Programming and Computer Software*. – 2017. – Vol. 10(3). – P. 148–155. <https://doi.org/10.14529/mmp170313>
4. Кликунова А.Ю., Дьяконова Т.А., Агафонникова Е.О., Маковеев И.С., Корнаухова М.А., Радченко В.П. Моделирование затоплений населенных пунктов в период весеннего паводка // *Математическая физика и компьютерное моделирование*. – 2021. – Т.24, №3. – С. 63–72.
5. Сухинов А.И., Чистяков А.Е., Сидорякина В.В., Кузнецова И.Ю. Численное моделирование последствий дампинга при проведении дноуглубительных работ в прибрежных морских системах // *Математическая физика и компьютерное моделирование*. – 2023. – Том 26, № 3. – С. 37-52
6. Белоконь А.Ю., Фомин В.В. Характеристики штормового волнения в бухте Ласпи (Черное море) по результатам численного моделирования // *Экологическая безопасность прибрежной и шельфовой зон моря*. – 2024. – № 2. – С. 60-75.
7. Khrapov, S.S.; Khoperskov, A.V. Application of Graphics Processing Units for Self-Consistent Modelling of Shallow Water Dynamics and Sediment Transport // *Lobachevskii Journal of Mathematics*. – 2020. – Vol. 41(8). – P. 1475–1484. <https://doi.org/10.1134/S1995080220080089>
8. Khoperskov A.V., Khrapov S.S., Klikunova A.Yu., Popov I.E. Efficiency of Using GPUs for Reconstructing the Hydraulic Resistance in River Systems Based on Combination of High Performance Hydrodynamic Simulation and Machine Learning // *Lobachevskii Journal of Mathematics*. – 2024. – Vol.45, No.7. – P.3094–3105.
9. Klikunova A.Yu., Polyakov M.V., Khrapov S.S. Khoperskov A.V. Problem of building high-quality predictive model of river hydrology: the combined use of hydrodynamic simulations and intelligent computing // *Communications in Computer and Information Science*. – 2023. – Vol. 1909. – P. 191–205. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-44615-3\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-031-44615-3_13)
10. de Paiva, R.C.D., Buarque, D.C., Collischonn, W., Bonnet, M.-P., Frappart, F., Calmant, S., Mendes, C.A.B. Large-scale hydrologic and hydrodynamic modeling of the Amazon River basin // *Water Resources Research*. – 2013. Vol. 49(3). – P. 1226–1243. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20067>
11. Khrapov S., Agafonnikova E., Potaptseva P., Makoveev I., Klikunova A. EcoGIS-Simulation Software for riverbed sediments modeling // *E3S Web of Conferences*. – 2023. – Vol. 411, id.02005. – P. 1–6. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202341102005>

12. Khrapov S.S. Numerical modeling of self-consistent dynamics of shallow waters, traction and suspended sediments: II. Study of the transverse deformations of the channel and the redistribution of water discharges along the branches of the Volga River during industrial sand mining. *Mathematical Physics and Computer Simulation*. – 2022. – Vol. 25(4). – P. 52–65. <https://doi.org/10.15688/mpcm.volsu.2022.4.5>
13. Arkhipov B., Rychkov S., Shatrov A. High-Performance Calculations for River Floodplain Model and Its Implementations // *Communications in Computer and Information Science*. – 2019. – P. 211–224. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-28163-2\\_15](https://doi.org/10.1007/978-3-030-28163-2_15)
14. Dyakonova T., Khoperskov A., Khrapov S. Numerical Model of Shallow Water: The Use of NVIDIA CUDA Graphics Processors // *Communications in Computer and Information Science*. – 2016. – Vol. 687. – P. 132–145. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-55669-7\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-319-55669-7_11)

## **NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE VALUE OF REAL ESTATE IN THE PRIMARY HOUSING MARKET**

*Anna Yu. Klikunova*

Volgograd State University,  
Prospect Universitetsky 100, Volgograd, Russia, 400062  
[klikunova@volsu.ru](mailto:klikunova@volsu.ru)

*Alexander V. Khoperskov*

Volgograd State University,  
Prospect Universitetsky 100, Volgograd, Russia, 400062  
[khoperskov@volsu.ru](mailto:khoperskov@volsu.ru)

The work is aimed at developing a method for calculating the parameters of hydraulic resistance to water flow in a shallow water model using the integration of hydrodynamic modeling and machine learning methods. The numerical hydrodynamic model of the river system contains four free parameters, the determination of which is based on a comparison of the modeling results with measurement data at three hydrological stations (gauging stations). The calculation of these values is carried out using a neural network with LSTM architecture.

**Keywords:** neural network, LSTM, shallow water model, training sample size, hydraulic resistance.

УДК 004.032.26

## **КЛАССИФИКАЦИЯ ГАЛАКТИК ПО МОРФОЛОГИЧЕСКИМ ТИПАМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

*Панафидин Михаил Николаевич, Бутенко Мария Анатольевна*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
istb-211\_496181@volsu.ru, [maria\\_butenko@volsu.ru](mailto:maria_butenko@volsu.ru)

В статье представлено решение задачи автоматизации процесса классификации галактик по их морфологическим типам с применением нейросетевых

технологий. Проведен анализ влияния состава обучающей выборки на результаты распознавания. Представлены результаты классификации для сбалансированной и несбалансированной выборки, а также дальнейшие пути улучшения качества модели.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, морфологический тип галактики, задача классификации, Sloan Digital Sky Survey (SDSS).

**Введение.** В астрономии, как и во многих областях науки и техники, наблюдаются высокие темпы роста количества данных, получаемых с различных приборов. В указанной сфере науки это данные наблюдений различных наземных и космических аппаратов. В таких условиях применение «ручной» обработки данных становится крайне неэффективным. Необходимо применение методов, автоматизирующих решение задач, возникающих перед астрономами. Одной из таких задач является классификация объектов по их изображениям. В текущее время для решения задач этого класса эффективно используются искусственные нейронные сети [1-6]. Мы в своей работе также рассмотрели решение с применением нейросетевых технологий задачи морфологической классификации галактик. Классификация галактик по морфологическим типам является первым и обязательным этапом для дальнейшего более глубокого изучения процессов, происходящих внутри галактик. Также такая первичная классификация в автоматизированном режиме дает астрономам возможность быстро получать большие объемы информации, которую можно использовать для статистической обработки.

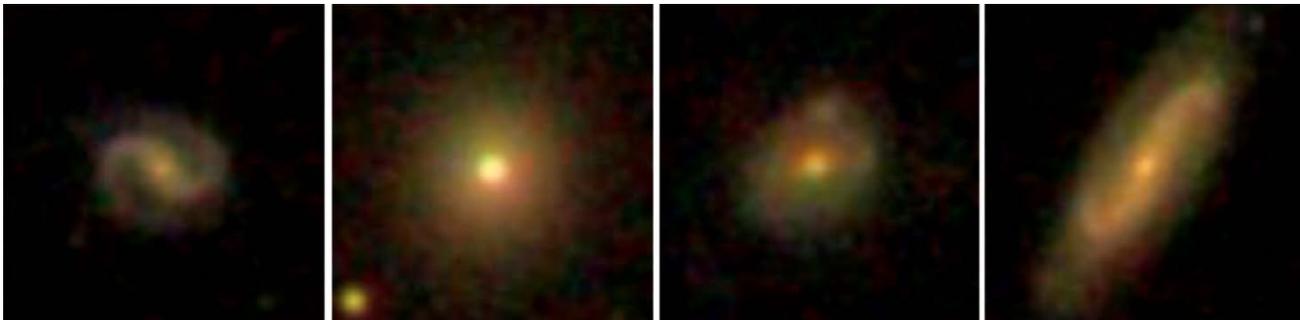
С ростом объемов доступных данных и совершенствованием технологий анализа информации возникают новые возможности для более точного и полного изучения структуры и свойств галактик. Выявление таких морфологических особенностей как галактические бары и различия в спиральной структуре дисковых галактик также становится возможным [7].

**Постановка задачи и формирование набора данных для обучения.** В представленной работе для решения задачи классификации были использованы данные, полученные из проекта GalaxyZoo [8] – самого масштабного проекта гражданской науки по морфологической классификации галактик. Этот проект использовал для своей работы изображения SDSS (Sloan Digital Sky Survey) [9]. Данные, полученные от участников проекта, прошли многоэтапную обработку. В результате был сформирован набор данных, который можно использовать для обучения нейросетевых систем различной архитектуры.

Для создания нейросетевой системы были выделены три класса галактик: спиральные, эллиптические и неправильные. В файле, содержащем данные из каталога GalaxyZoo, эти классы соответствуют столбцам SPIRAL, ELLIPTICAL и UNCERTAIN, соответственно. Для обучения было выбрано 30000 объектов, находившихся в каталоге GalaxyZoo первыми.

Для проведения классификации галактик были загружены изображения с сервера SDSS по API в формате JPEG размером 128 на 128 пикселей, используя известные координаты. Каждому изображению была присвоена мет-

ка класса в соответствии с типом галактики. Примеры таких изображений представлены на рисунке 1. Каждому изображению был присвоен тип галактики, в соответствии с исходными данными, отметка о морфологическом типе объекта была добавлена в конец имени соответствующего файла с изображением.



**Рисунок 1. Примеры загруженных изображений**

Для повышения точности модели нами также произведена балансировка данных. Для построения сбалансированного классификатора были загружены изображения 10000 спиральных галактик, 10000 эллиптических галактик и 10000 неправильных галактик. Ниже будут приведены результаты классификации, полученные для сбалансированного и несбалансированного набора данных.

**Построение классификатора морфологических типов галактик.** Используя изображения, описанные выше, был разработан классификатор морфологических признаков галактик. Изображения для обучения нейронной сети были загружены с помощью функции `cv2.imread()` библиотеки `OpenCV` для чтения изображений из файлов, из имен файлов с изображениями были извлечены метки морфологических классов. Была построена свёрточная нейронная сеть с использованием библиотеки `TensorFlow`, включающая два слоя свертки и пулинга, слой `Flatten` для преобразования данных, а также два полносвязных слоя. Для повышения стабильности обучения был добавлен слой `BatchNormalization`. Данные были разделены на обучающий и тестовый наборы в соотношении 80% к 20%. Обучение проводилось в течение 20 эпох.

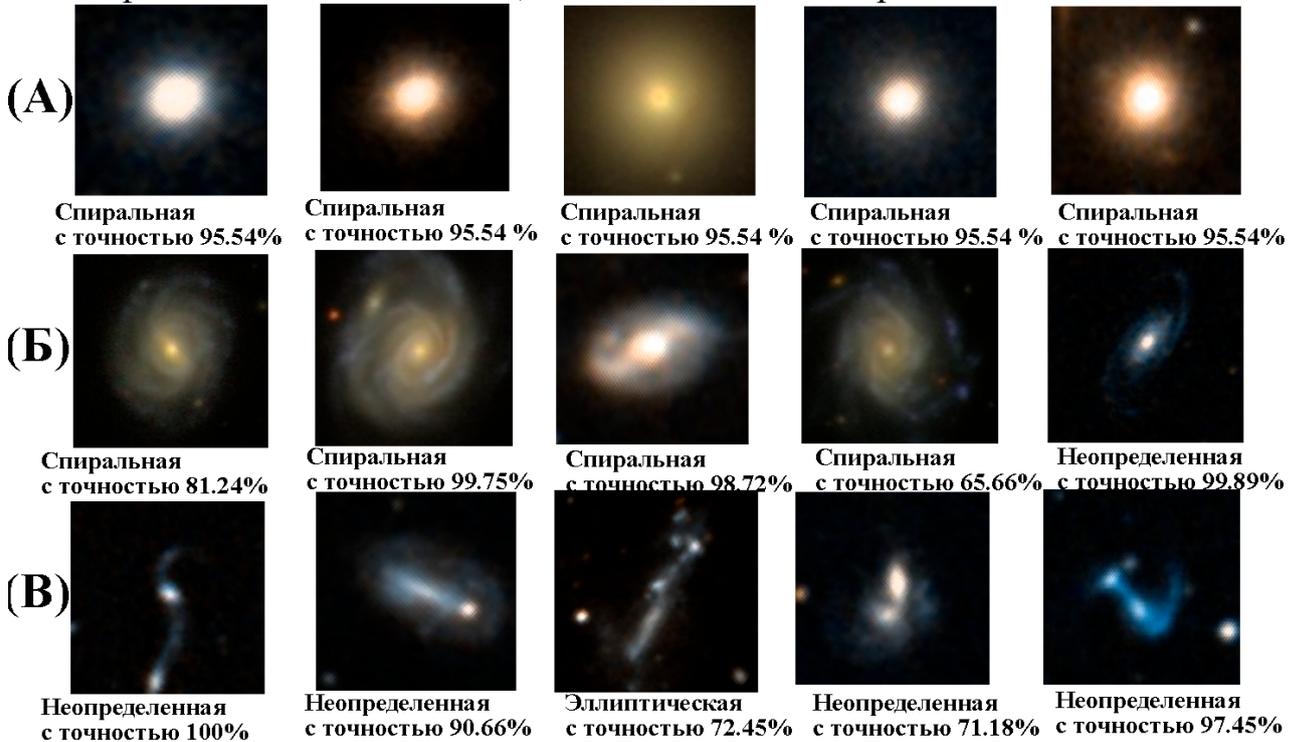
**Тестирование нейросетевых моделей классификатора.** Для несбалансированной выборки после обучения были получены следующие результаты классификации. Точность для правильно классифицированных изображений составила 67%. Для спиральных галактик (`SPIRAL`): точность - 72%, полнота - 77%, F1-мера - 75%. Для эллиптических галактик (`ELLIPTICAL`): точность - 60%, полнота - 58%, F1-мера - 59%. Для определения неправильных галактик (`UNCERTAIN`): точность - 48%, полнота - 31%, F1-мера - 37%.

Полученная модель классификатора также была протестирована на изображениях, полученных из астрономической базы данных `HYPERLEDA` [10]. Результаты классификации изображений представлены на рисунке 2. На рисунке под буквой (А) приведены примеры эллиптических галактик, под буквой (Б) - спиральных галактик, под буквой (В) показаны примеры результатов распознавания неправильных галактик.

Модель показала довольно плохие результаты классификации для эллиптических галактик и средние результаты для спиральных и неправильных галактик. Для некоторых изображений присутствует низкая точность распознавания. Мы предположили высокую вероятность того, что полученные результаты классификации связаны с дисбалансом в наборе данных, на котором производилось обучение модели.

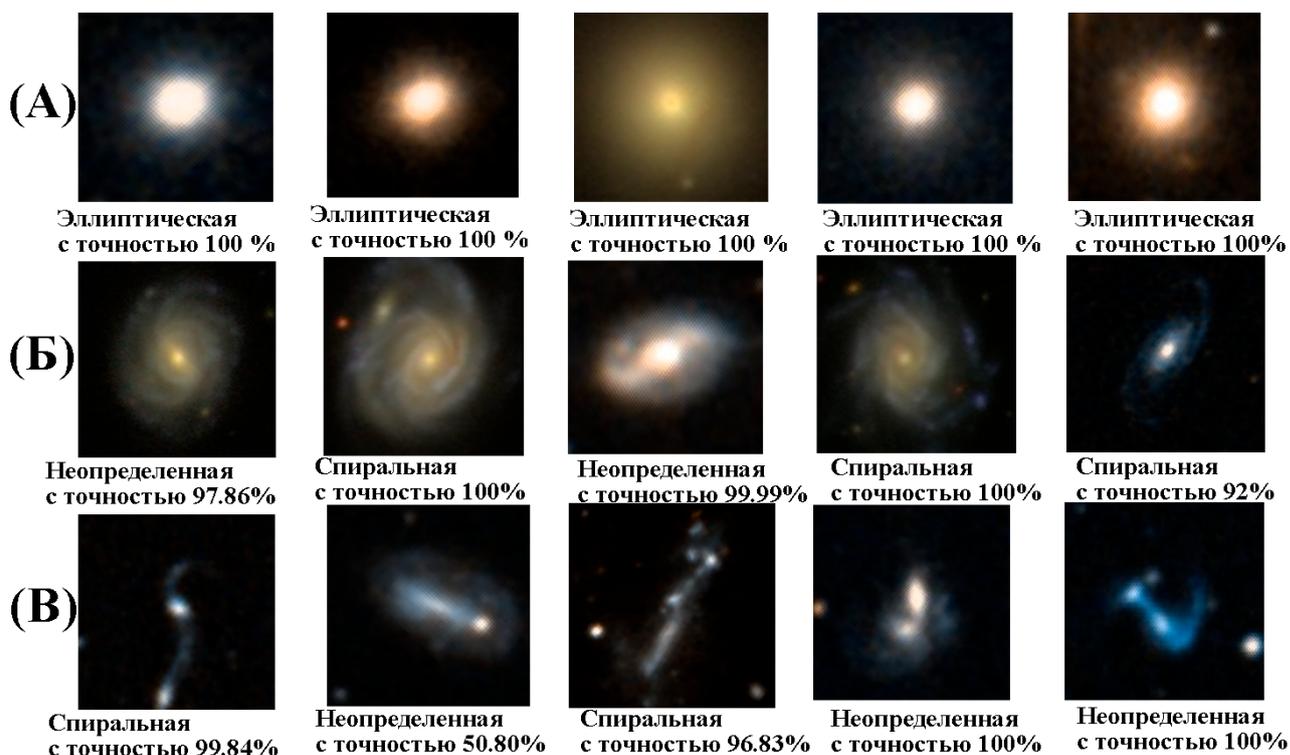
Для проверки выдвинутой гипотезы нейросетевая модель описанной выше архитектуры была также обучена на сбалансированной выборке, в которой присутствовали изображения трех выделенных классов галактик в равных пропорциях.

При обучении и тестировании указанной модели были получены следующие результаты. Усредненная точность правильно классифицированных изображений увеличилась и составила 75%. Для спиральных галактик (SPIRAL): точность - 88%, полнота - 76%, F1-мера - 82%. Для эллиптических галактик (ELLIPTICAL): точность - 72%, полнота - 89%, F1-мера - 80%. Неправильные галактики (UNCERTAIN) показали следующие характеристики классификации: точность - 66%, полнота - 60%, F1-мера - 63%.



**Рисунок 2. Результаты классификации изображений галактик, полученных с сайта HyperLeda для модели, обученной на несбалансированных данных**

Для модели нейросети, обученной на сбалансированной выборке галактик также было проведено тестирование на объектах, не входивших в исходный набор данных. Изображения были выгружены из базы данных HYPERLEDA. На рисунке 3 приведены примеры объектов, использованных для тестирования. Обозначения на рисунке 3 соответствуют описанию рисунка 2.



**Рисунок 3. Результаты классификации изображений галактик, полученных с сайта HyperLeda для модели, обученной на сбалансированных данных**

Отметим, что для одних и тех же изображений новая модель показывает более точные результаты распознавания для каждого из выделенных классов объектов. Хотя для некоторых неправильных галактик точность классификации осталась низкой, пример такого объекта находится на второй позиции слева в нижнем ряду на рисунке 3. Это может быть связано с тем, что такие объекты сильно отличаются друг от друга визуально и по этой причине проведенной балансировки обучающей выборки оказалось недостаточно для данного класса галактик.

**Заключение.** В результате проведенного исследования построена модель классификатора галактик по их морфологическим типам. Модель распознает три основных типа галактик, обучение нейросетевой модели производилось на двух наборах данных. Проведение балансировки выборки объектов различных типов показало увеличение точности определения класса галактики. Система показала адекватность своей работы для автоматизации классификации объектов в условиях постоянно растущего объема данных наблюдений.

Отметим, возникающие сбои при определении неправильных галактик. Для таких объектов модель показывает невысокие проценты правильного распознавания даже после проведения балансировки обучающей выборки. Эта проблема требует дальнейшего рассмотрения, в частности, планируются расширить выборку синтетическими данными.

Рассмотренный нами в этой работе метод построения морфологических классификатор будет расширен на анализ крупномасштабных галактических

структур, таких как перемиčky (бары) и различные особенности спиральной структуры дисковых галактик.

### Библиографический список

1. Gharat S., Dandawate Y. Galaxy classification: a deep learning approach for classifying Sloan Digital Sky Survey images // Monthly Notices of the Royal Astronomical Society. — 2022. — Feb. — Vol. 511, no. 4. — P. 5120–5124.
2. Morphological classification of Radio Galaxies using Semi-Supervised Group Equivariant CNNs / M. S. Hossain [et al.] // Procedia Computer Science. — 2023. — Vol. 222. — P. 601–612.
3. Reza M. Galaxy morphology classification using automated machine learning // Astronomy and Computing. — 2021. — Vol. 37. — P. 100492.
4. Practical galaxy morphology tools from deep supervised representation learning / M. Walmsley [et al.] // Monthly Notices of the Royal Astronomical Society. — 2022. — Feb. — Vol. 513, no. 2. — P. 1581–1599.
5. Fielding E., Nyirenda C. N., Vaccari M. A Comparison of Deep Learning Architectures for Optical Galaxy Morphology Classification // 2021 International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET). — IEEE, 12/2021.
6. Martinazzo A., Espadoto M., Hirata N. S. T. Self-supervised Learning for Astronomical Image Classification. — 2020. — arXiv: 2004.11336
7. [Galaxy Zoo: 3D – crowdsourced bar, spiral, and foreground star masks for MaNGA target galaxies / K. L. Masters \[et al.\] // Monthly Notices of the Royal Astronomical Society. — 2021. — Aug. — Vol. 507, no. 3. — P. 3923–3935.](#)
8. GalaxyZoo – [Электронный ресурс]. Режим доступа: URL: <https://www.zooniverse.org/projects/zookeeper/galaxy-zoo/>
9. Sloan Digital Sky Survey – [Электронный ресурс]. Режим доступа: URL: <https://www.sdss.org/>
10. HyperLeda – [Электронный ресурс]. Режим доступа: URL: <http://atlas.obs-hp.fr/hyperleda>

## CLASSIFICATION OF GALAXIES BY MORPHOLOGICAL TYPES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

*Panafidin Mikhail Nikolaevich, Butenko Maria Anatolievna*

Volgograd State University,

Universitetsky Ave., 100, Volgograd, Russia, 400062

istb-211\_496181@volsu.ru, maria\_butenko@volsu.ru

The paper presents a solution to the problem of automating the classification of galaxies by their morphological types using neural network technologies. A convolutional neural network model was designed using the TensorFlow library. Galaxy image data obtained by the SDSS project were used to train the model. The training sample was balanced for three selected classes of galaxies. Testing the model showed an increase in the average percentage of correctly recognized objects from 67% to 75% after balancing the data set. Note that the neural network model does a poor job of recognizing irregular galaxies. In general, the designed model adequately copes with its task and can be used for automated classification of observational data.

**Keywords:** neural network technologies, galaxy morphological type, classification problem, Sloan Digital Sky Survey (SDSS)

УДК 004.89

**О ПРИЧИНАХ ПОСЛЕДСТВИЙ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ШКОЛЕ**

*Домбрин Игорь Михайлович*

Южный федеральный университет,  
347922, Россия, г. Таганрог, ул.Шевченко, 2

[dombrin@yandex.ru](mailto:dombrin@yandex.ru)

В статье представлены возможные последствия применения технологий искусственного интеллекта в школе. Применение постнеклассической методологии для анализа проблемы позволяет выявить механизмы и причины влияния цифровых технологий на развитие личности.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект в образовании, ИКТ в школе, цифровое образование, робот-учитель, последствия технологий.

**Введение.** В образовательную практику внедряются технологии ИИ. Демонстрируются выгоды от этого, но мало высвечиваются действительные угрозы развитию личности и общества. Применение интеллектуальных технологий вместо проявления собственных способностей приводит к деградации своих способностей, в том числе творческих. А способность творить необходима людям для решения личных жизненных и глобальных планетарных проблем.

Образование – это передача образов мира, культуры, и оно должно быть интегральным, целостным, что возможно только в непосредственном контакте «учитель-ученик». Интегральные образы необходимы для понимания основ мироздания. Понимание невозможно без баланса знаний и опыта, причём всех видов: от телесно-чувственного и эмоционального до интеллектуального и интуитивного. Отсутствие в образовательном процессе носителя живого опыта и непосредственного, а не дистанционного взаимодействия, лишает детей интегрального понимания мира. Если уровень массового образования будет падать, то и государство будет деградировать, потому что не будут рождаться лидеры и одаренные администраторы.

**Исследования последствий применения ИИ.**

Создание искусственного интеллекта влечет за собой немалое количество «вызовов» человечеству, его самоидентичности и перспектив дальнейшего развития [1, 5, 19, 20, 21, 22]. Исследования проблем применения ИИ начались ещё до создания ИИ. Писатели-фантасты (например, Станислав Лем) и ученые-кибернетики видели не только возможности, но и опасности

от ИИ. Норберт Винер, один из создателей кибернетики, писал, что ни в какой мере не позволительно ставить на одну доску живые существа и машины. «Машины действуют по правилам, и правила эти, в корне отличные от норм доброжелательности, просты и безжалостны. Люди осуществляют свои желания с помощью процесса обратной связи. Если же этот механизм обратной связи встроен в машину, действие которой не может быть проконтролировано до тех пор, пока не достигнута конечная цель, вероятность катастрофы резко возрастает... Будущее оставляет мало надежд для тех, кто ожидает, что наши новые механические рабы создадут для нас мир, в котором мы будем освобождены от необходимости мыслить» [3].

Технологии позволяют человеку использовать внешние инструменты как продолжение самого себя. Это искусственные конечности, усилители ума, фантоматика. Человек перестает ощущать свое физическое тело, «непосредственные ощущения заменяются показаниями стрелок, мельканием лампочек и гудением приборов, которыми человек оснащается подобно тому, как автомобиль спидометром. Последний акт этой драмы - окончательное всеобщее истребление, которое заодно покончит и с жизнью вообще» [2].

В основном, угрозы и риски, связанные с развитием и массовым внедрением технологий ИИ, одинаковы для взрослых и детей. Однако для детей они усугубляются особенностями развития и восприятия окружающего мира [6]. Дети не в полной мере осознают опасность. Одна из угроз связана с использованием детьми генеративных моделей ИИ, которые не обеспечивают полноту и достоверность предоставляемой информации и могут способствовать приобретению детьми ложных или частично ложных сведений. К этому же риску присоединяется попадание в «информационный пузырь». Возрастает вероятность утечки личной информации. Никто не может гарантировать, что ИИ не будет применять эти личные данные при ответах на запросы других пользователей. Происходит привыкание детей к использованию ИИ-технологий в развлекательных или образовательных целях и возникновения цифровой зависимости, что может привести к отвлечению от реальной жизни и проблемам с социализацией. «Злоумышленники способны использовать ИИ-инструменты для кибербуллинга, отслеживания или манипуляций детьми» [8].

Приучение использовать искусственный интеллект вместо своего, естественного, ведёт к деградации [12]. Профессор лингвистики Наоми С. Бэрон полагает, что активное использование подобных технологий может негативно повлиять и на творческое, и на критическое мышление. По ее мнению, «соблазн положиться на инструменты редактирования и генерации текста... позволяет слишком легко отказаться от возможности думать и учиться в пользу технологий» [23].

Интеллектуальные образовательные платформы [4]:  
– не могут обеспечивать такой же уровень социального взаимодействия, который можно найти в классных комнатах;

– не дают физического опыта. Наука, искусство и спорт, требуют практического опыта, который невозможно воссоздать на виртуальных платформах. Отсутствие прямого доступа к реальным лабораториям, студиям и спортивным объектам ограничивает опыт обучения в этих областях.

Цифровым обучением закрепляется так называемое «клиповое мышление» у ребенка. Одна из серьезных проблем даже не в том, что дети мало читают, а в том, что они не понимают смысла прочитанного, плохо понимают чужие мысли. «Тот, кто в юные годы много времени проводит за общением в Facebook, реже проявляет социальную активность в реальности. Это неизбежно приводит к социальной фрустрации, и именно поэтому виртуальное сообщество часто вызывает у подростков отрицательные эмоции», – пишет доктор Шпитцер [18]. Еще одна серьезнейшая проблема, связанная с цифровизацией – аутизм. Как заключает Кулебякина, «замещение цифровыми технологиями естественной передачи знаний от старшего поколения младшему неизбежно приведет к утрате навыков самостоятельного мышления» [7].

**Причины последствий применения ИИ.** Технологии искусственного интеллекта связаны с развитием пост-неклассической науки, поэтому, согласно теореме К. Геделя «О неполноте» [15], ответы на связанные с ее применением вопросы не могут быть логически обоснованы с использованием парадигм и средств более ранних стадий развития науки – классической и неклассической. Отсюда и «невидение» всех проблем со стороны разработчиков ИИ и экспертов, стоящих на классических позициях. Необходимо смотреть на проблему с вышестоящих позиций метасистемы. Современная пост-неклассическая интегральная антропология показывает более полную картину раскрытия такой сущности как человек. В человеке, согласно более адекватной физической действительности модели [11], мы видим процессы переработки и обмена веществом, энергией, информацией, пространства и времени ( $m, E, I, P, T$ ). Школьник и учитель обмениваются не только информацией. Интегральная телесно-душевно-духовная модель проясняет, что кроме телесно-сенсорного, существует и душевно-энергетическое взаимодействие с окружающим миром. Интегральная теория показывает, что сознание личности – часть наиболее общего интегрального сознания [14]. Можно условно разделить сознание на четыре квадранта, каждый из которых в любом мгновении находится в человеке: объективно-индивидуальное (опыт, действия, поведение), объективно-коллективное (функциональные системы семьи, организации, общества), субъективно-индивидуальное (психологические качества личности) и субъективно-коллективное (принципы, ценности, культура). Все пространства сознания важны для взаимодействия и развития. Развитие происходит от уровня к уровню [9]. На интегральном уровне человек ценит все уровни бытия, реальности сознания и большой спектр человеческого опыта. Происходит поиск своего места в большем целом, будучи при этом отдельным существом, и сознательной подстройке к универсальному порядку. Осуществляется сбор и синтез различных систем ценностей в целостное и значимое целое. Интегральная школа – это интегральный учитель,

интегральные ученики, интегральный класс. Это взаимодействие во всех пространствах и состояниях сознания, по всем линиям развития и в разных ролях. Развитие сочувствия и управления своим телом, воображение и эмоциональные переживания.

Непосредственное общение необходимо человеку всю жизнь. Известно, для развития речи у ребёнка, ему недостаточно слышать её, он должен видеть мимику и артикуляцию матери. Никакие аудиоигрушки не научат ребёнка говорить, если он не видит лица разговаривающего человека. В нейробиологии открыты возможности «зеркальных» нейронов, действующих на основе законов квантовой физики, нелокального взаимодействия. «Зеркальные» нейроны передают навыки речи, мыслительных операций от взрослого человека ребёнку. Именно так: «зеркальные» нейроны взрослого передают информацию «зеркальным» нейронам ребёнка, которые, в свою очередь, запускают работу нужных зон коры мозга. Если информация будет подаваться ребёнку с другого источника, «зеркальные» нейроны не включатся. То же самое происходит во время учебного процесса: если при подаче учебного материала не участвовали «зеркальные» нейроны педагога, то не включатся мозги учеников» [7]

Искусственный интеллект – это модель интеллекта естественного, входящего в структуру человеческого сознания и служащего для обеспечения рационального мышления в системе языка. Метод ориентирующих обобщений показывает, что любые технические системы создаются для достижения одной из трех целей: 1) оказание человеку помощи в процессе выполнения им своих функций путем создания технических средств вспоможения и его органопроекций (микроскопы, телескопы, поисковые системы, подъемные устройства, средства передвижения...); 2) замещение отдельных функций человека средствами автоматизированных устройств и систем; 3) замещение человека, в целом, робототехническими системами [10].

К чему привели эти процессы в образовании? Они привели к замене непосредственного опыта взаимодействия «учитель-ученик», «мир-ученик» к использованию технических средств, лишаящих обучающихся именно интегрального опыта, а если последний отсутствует, понимание не может возникнуть. Цифровизация тех или иных аспектов образования унижает учеников до состояния объекта и товара [17]. В цифровых представлениях души и духа, сознания человека с его структурой и бесконечными возможностями уже не существует, поскольку их невозможно оцифровать. «Одна из целей робототехники – замещение человека в целом. И этот процесс также набрал огромную силу и скорость, инициируемый «благими намерениями», которыми, как известно вымощена дорога в ад. И этот ад будет концом этой человеческой цивилизации, что уже было на этой Земле, судя по культурным остаткам, и не один раз. Это один из способов сокращения населения Земли, потому что космосу биороботы не нужны. Космосу для сохранения и эволюции творческой иерархии нужны сотворцы, для чего человек на земле и создавал-

ся и воспитывался. Если существующая цивилизация этой надежды не оправдает, она также уйдет в небытие» [9, 10].

Только пользуясь моральной интуицией, слушая своё сердце, человек может принять решение. Основная моральная интуиция — это «защищать и поддерживать самую большую глубину для самого большого пространства» [14]. «В попытке поддерживать наибольшую глубину для наибольшего пространства мы должны научиться делать прагматические суждения о различиях во внутренней ценности, о степени глубины, которую мы разрушаем в попытке удовлетворить наши жизненные потребности». Конечно, у ИИ нет интуиции и морали [13]. Изменив внешнюю ценность ИИ, перенеся свою задачу саморазвития на ИИ, получив своего интеллектуального слугу, человеку незачем развивать своё тело, ум, душу. А переложив ответственность, человек перестаёт быть тем, кем он является по предназначению – Творцом жизни [16].

**Заключение.** Пост-неклассическая методология показывает глубинные причины негативного влияния ИИ на учебный процесс. Что должно быть поводом для пересмотра отношений к ИИ со стороны разработчиков, законодателей и управленцев от образования. Разрабатывая и используя технологии, каждому человеку даётся шанс для выбора своей эволюции в течении жизни на планете Земля. Этот вызов – возможность для развития человека. Дж. Мур предлагал ограничить круг задач, решаемых компьютером таким образом, чтобы компьютер не мог решать, каковы должны быть базисные цели и ценности (и приоритеты среди них) человека, считая, в то же время этически неправомерным запрещение компьютеров там, где они могут способствовать сохранению человеческой жизни, например, в областях медицины.

Большинство детей сегодня не готовы работать с ИИ в соответствии со всеми требованиями информационно-психологической безопасности. Наряду с новыми возможностями высокие технологии таят и новые опасности, они значительно упрощают манипулирование сознанием, делают мнимой свободу человека в принятии тех или иных решений, приводят к утрате чувства реальности окружающего мира, способствуют индивидуализации общества и росту одиночества, создают угрозу существования человеческой телесности и подрывают представление о человеческой уникальности и неповторимости. Учителю же необходимо «жить» потребностями и интересами ребёнка, находиться рядом, чувствовать его (эмпатическое общение), что, конечно, невозможно сделать, перекладывая образование на системы ИИ.

#### **Библиографический список**

1. Бостром Н. Искусственный интеллект. Этапы. Угрозы. Стратегии / Ник Бостром ; пер. с англ. С. Филина.— М. : Манн, Иванов и Фербер, 2016.
2. Вейценбаум Дж. Возможности вычислительных машин и человеческий разум. От суждений к вычислениям//Joseph Weizenbaum. Computer Power And Human Reason. From Judgment to Calculation The Massachusetts Institute of Technology (c) 1976 by W.H. Freeman and Company(c) Перевод на русский язык, предисловие и примечания, издательство "Радио и связь", 1982
3. Винер Н. Творец и робот: обсуждение некоторых проблем, в которых кибернетика сталкивается с религией //Изд-во Прогресс, М. – 1966, - 102с.
4. Дорошев Д.В. Искусственный интеллект в персонализированном обучении // "Мировая наука" №11(80) 2023, с.36-39

5. Дрейфус Х. Чего не могут вычислительные машины. Критика искусственного разума. М., 1978. С. 260
6. Коровникова Н.А. Искусственный интеллект в современном образовательном пространстве: проблемы и перспективы / Н.А. Коровникова // Социальные новации и социальные науки. – 2021. – № 2 (4). – С. 98-113.
7. Кулебякина Е. Риски цифровизации. – Режим доступа: <http://interunity.org/board/viewtopic.php?p=4938#4938>
8. Лаштун Е. Детки в ИИ-клетке. Что нужно знать родителям о влиянии искусственного интеллекта на детей // <https://rspectr.com/articles/detki-v-ii-kletke>
9. Непомнящий А. В., Домбрин И. М. Определить бытие или уйти в небытие: перспективы технокультуры // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Познание. -2018. -№10. -С. 34-40 <http://www.nauteh-journal.ru/files/b2e50026-bf6d-498e-b4a5-27a0a17a939d>
10. Непомнящий А.В., Нецадим И.О. Коллаборативная робототехника в образовании: цели и возможности. Мир университетской науки: культура, образование. 2023;(9): с.105-112. <https://woa.elpub.ru/jour/article/view/322>
11. Непомнящий А. В. Роль цифровых моделей жизненного контекста в процессе социализации личности. Научно-образовательный и прикладной журнал «Культура. Наука. Интеграция». — Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2017. — № 1(37). — С. 9–29.
12. Сафонов В.Н. Интеллектуальная деградация человечества – глобальная проблема // Вестник Ульяновского государственного технического университета. 2022. №4. – с.7-13
13. Синица А.С. Морально-этические аспекты теории искусственного интеллекта // «Молодой учёный» . № 18 (98) . Сентябрь, 2015 г., - с.419-422
14. Уилбер К. Краткая история всего// Кен Уилбер; пер. с англ. С. В. Зубкова – М.: АСТ, Астрель - 2006, - 476с.
15. Успенский В.А. Теорема Геделя о неполноте. М.: Наука. 1982. 112 с.
16. Успенский П.Д. Психология возможной эволюции человека; Космология возможной эволюции человека. СПб.: ИД «ВЕСЬ», 2001. 192 с.
17. Четверикова О.Н. Трансгуманизм в российском образовании. Наши дети как товар // Изво: Книжный мир, 2021 г. - 416с.
18. Шпитцер М. Антиmozг. Цифровые технологии и мозг. М., Издательство АСТ, 2014 – Режим доступа: <https://www.litmir.me/br/?b=189102&p=1>
19. Юлковский Э. Искусственный интеллект как фактор глобального риска (отрывок, перевод А. Турчина, иллюстрации А. Костюкевича), журнал «Если 2015'3» 2015 г. (октябрь), стр. 236-247
20. Васильева: Цифровизация обучения приводит к атрофии мышления <https://www.nakanune.ru/news/2020/11/23/22588893/>
21. Известные ученые и инвесторы предупредили об угрозах искусственного интеллекта // URL: <http://www.vedomosti.ru/technology/articles/2015/01/13/ugrozy-iskusstvennogo-razuma> 13 января 2015
22. Илон Маск: Разработка ИИ сродни призыву демонов URL: <https://hi-ews.ru/technology/elon-mask-razrabotka-ii-srodni-prizyvu-demonov.html> 27 Октября 2014
23. Naomi S. Baron How ChatGPT robs students of motivation to write and think for themselves // <https://theconversation.com/how-chatgpt-robs-students-of-motivation-to-write-and-think-for-themselves-197875>

## **ABOUT THE CAUSES OF THE CONSEQUENCES OF THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN SCHOOL**

**Dombrin Igor**

Southern Federal University ,  
2 Shevchenko str., Taganrog, 347922, Russia

[dombrin@yandex.ru](mailto:dombrin@yandex.ru)

The article presents the possible consequences of the use of artificial intelligence technologies in school. The application of post-non-classical methodology to analyze the problem allows us to identify the mechanisms and causes of the influence of digital technologies on personal development.

**Keywords:** artificial intelligence in education, ICT in school, digital education, robot teacher, consequences of technology.

УДК 374, 373.6

## СОВРЕМЕННЫЕ ПРОБЛЕМЫ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РФ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

*Кузнецов Андрей Геннадьевич*

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет  
614990, г. Пермь, ул. Сибирская, 24

*Черепанов Федор Михайлович*

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет  
614990, г. Пермь, ул. Сибирская, 24

*Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»

614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38

[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

Актуальная тема развития и внедрения в практику технологий искусственного интеллекта (ИИ) явственно обнаружила дефицит специалистов как со стороны разработчиков информационных система с использованием технологий ИИ, так и собственно специалистов, способных развивать эти технологии. В настоящей работе рассмотрена тема подготовки кадров высшей квалификации как, в общем, в системе высшего образования РФ, так и применительно к подготовке специалистов для ИТ-отрасли. В работе приводятся конкретные примеры элементов образовательной программы в области искусственного интеллекта, основанных на многолетней практике внедрения технологий искусственного интеллекта в различных отраслях и опыта обучения многих поколений студентов. В частности, выделены основные факторы, обеспечивающие эффективность применения искусственного интеллекта при решении реальных задач науки, экономики и производства.

**Ключевые слова:** цифровая трансформация, развитие системы образования, технологии искусственного интеллекта.

**Введение.** Система высшего образования в Российской Федерации вошла в системный кризис, который формально был закреплен официальным отказом от болонской системы. В реальности кризис отражает разрыв между сложившейся в стране системой высшего образования и актуальными потребностями общества в результатах работы системы высшего образования. В тоже время, общество находится на этапе глобального цивилизационного

вызова, обусловленного целым рядом кризисов (демографический, экологический, истощение природных ресурсов, климатический, ценностный и т.д.). А одним из очевидных выходов из сложившейся ситуации является переход к новому технологическому укладу, ключевым лозунгом которого является "Цифровая трансформация". Как и всякая глобальная компания, этот процесс сопровождается "хайпом" вокруг некоторых "модных" технологий. Несколько лет назад такой темой была технология блокчейнов или распределенных реестров. Сейчас это технологии искусственного интеллекта. Но, как нам известно, "кадры решают все!"

И, следовательно, возрастает актуальность подготовки кадров в области компьютерных наук, информационных технологий и искусственного интеллекта, в частности.

**Блеск и нищета современного ИИ.** Возвращаясь к теме статьи, а конкретно к развитию технологий искусственного интеллекта и роли преподавания этой дисциплины, отметим, что цифровая трансформация производства, а в более широком смысле, промышленности и экономики, является актуальнейшим направлением развития научно-технического прогресса, основой нового технологического уклада. В числе наиболее перспективных технологий современного информационного общества – технологии искусственного интеллекта. Развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) обеспечило возможность создания систем автоматизации принципиально нового уровня, обеспечивающих высокий уровень эффективности производства и повышение качества продукции.

Используемые в настоящий момент автоматизированные системы управления опираются на логику и точные расчеты, применяя упрощенную «модель производственных процессов», выбранную заранее. ИИ позволяет создавать модели без введения упрощающих гипотез, учитывая неограниченное количество факторов, оказывающих влияние на производственный процесс и качество получаемых изделий. Кроме того, ИИ позволяет анализировать обстановку в реальном времени и сохранять работоспособность при смене целей управления, непредвиденных изменениях свойств управляемого объекта или параметров окружающей среды. Такая система способна менять алгоритм управления и искать оптимальные и эффективные решения. Можно забежать вперед и обозначить ИИ как область знания, занимающуюся автоматизацией разумного поведения технических и социальных систем.

Вместе с тем, как и любые технологии, технологии ИИ, наряду с очевидными достоинствами, объективно имеют недостатки, которые необходимо учитывать, принимая решение о применении решений, основанных на технологиях ИИ. И тем более необходимо минимизировать субъективные ошибки в организации процесса разработки и внедрения систем, основанных на технологиях ИИ.

Ученые механико-математического факультета Пермского классического университета (ПГНИУ) имеют многолетний опыт развития и применения методов искусственного интеллекта (ИИ) в самых различных предмет-

ных областях [1, 2], включая промышленность, экономику, социологию, политологию, медицину, психологию, педагогику, криминалистику, спорт и др. Обобщая этот опыт, в соевм докладе на Восьмой всероссийской научно-практической конференции «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века» [3], мы сформулировали несколько правил, которые могут помочь избежать типичных ошибок, связанных с реализацией и внедрением технологий ИИ, и получить ожидаемый эффект. Приведем их здесь:

1. Не следует ждать чуда от ИИ. Методы машинного обучения действительно позволяют многое. Они способны извлекать знания из статистической информации и на их основе делать прогнозы, помогать принимать правильные решения. Но, если в предоставленных для обучения датасетах знаний нет, то методы машинного обучения бессильны.

2. Предприятия должны иметь возможность предоставить разработчикам ИИ достаточно полные датасеты, желательно, с минимумом ошибочной информации. На предприятиях должны быть определены сотрудники, заинтересованные в результатах проекта, способные собирать и предоставлять данные, активно участвовать в формулировке задачи и ходе выполнения проекта, иметь достаточную квалификацию для интерпретации промежуточных и финальных результатов.

3. Необходимо привлечение специалистов предприятия для подготовки необходимых датасетов с квалификацией, достаточной не только для формального переформатирования исходных данных, но и выявления недостоверной информации.

4. Успех машинного обучения напрямую зависит от объема обучающей выборки. Поэтому для применения методов машинного обучения хорошо подходят серийные предприятия, выпускающие существенные партии изделий, например, когда требуется снизить процент брака, улучшить качество продукции и др.

5. Методы машинного обучения позволяют создавать модели, учитывающие неограниченное количество факторов, влияющих на результат. Этим свойством полезно пользоваться, включая в датасеты сведения о как можно большем количестве параметров. Опыт показывает, что иногда факторы, казалось бы, не имеющие отношения к моделируемому явлению, оказываются важными для получения положительного результата.

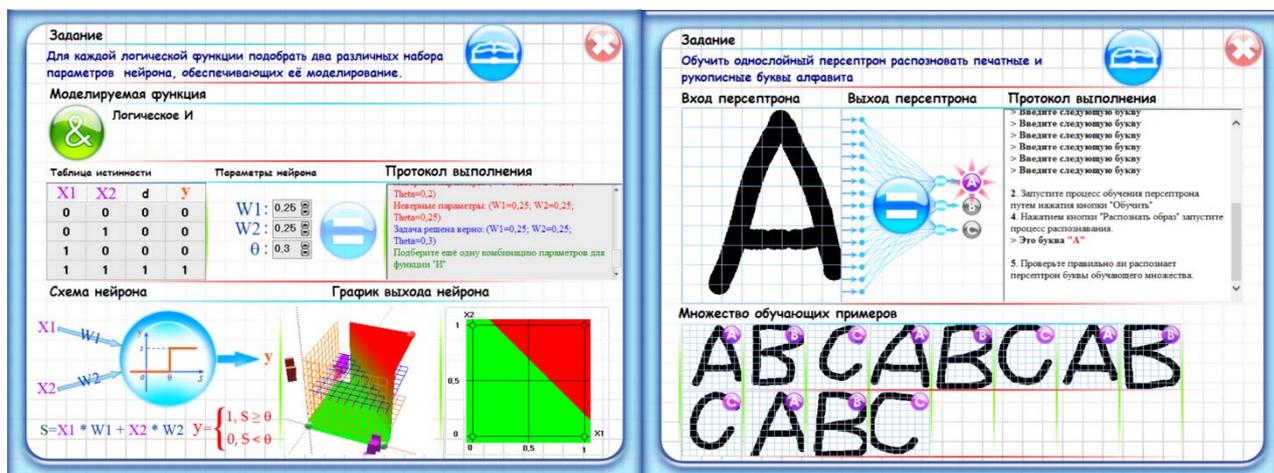
6. Нейронные сети унаследовали от своего прототипа мозга множество положительных качеств. Но наряду с положительными, унаследовали и отрицательные. Например, способность обманывать человека, в частности, разработчика ИИ. Успешно пройдя все этапы тестирования, уже после передачи систем искусственного интеллекта заказчику, они могут выдать такой прогноз, который введет в ступор не только заказчика, но и разработчика. Поэтому руководителям предприятий не следует выбирать себе в исполнители недостаточно опытных разработчиков ИИ.

В последнее время, в связи необычайно возросшей популярностью ИИ, появилось много так называемых «продавцов ИИ». Как справедливо замечено в статье [3], «Освоив зарубежные программные инструменты на пользовательском уровне, очарованные рекламой, поверив в безграничные возможности ИИ, они смело берутся за выполнение грандиозных проектов. А руководители предприятий под воздействием все той же рекламы не скупятся на их финансирование. Участились случаи, когда такие проекты заканчиваются ничем, а иногда и требованиями вернуть аванс».

**Положительный опыт пермской научной и педагогической школы искусственного интеллекта.** Возникновению таких неприятных ситуаций во многом способствует и несовершенство современных учебных программ преподавания ИИ. Отдавая должное глубокому освоению возможностей современных Python-библиотек, не следует забывать о необходимости изучения самих идей и принципов, заложенных в их основу. В качестве положительного примера, позволим себе рекомендовать учебники и методические пособия пермских ученых и преподавателей [4, 5, 6], в которых изучение материала ведется с соблюдением хронологической последовательности развития технологий ИИ так, что каждая новая идея, каждый новый метод появляются не случайно, а являются закономерным ответом на возникшие проблемы и парадоксы. В ходе более чем 30-ти летнего опыта преподавания этого курса в российских вузах, его удалось выстроить так, что несмотря на изначальную сложность, материал с легкостью усваивался студентами с совершенно разными уровнями подготовки. Изучение курса сопровождается выполнением лабораторных работ (скачиваются с сайта [www.LbAi.ru](http://www.LbAi.ru)), в основу которых заложена идея азартной компьютерной игры так, что их выполнение обходится практически без вмешательства преподавателя или лаборанта. Между учащимися и компьютерами завязывается активный диалог, в ходе которого учащиеся последовательно осваивают одну идею искусственного интеллекта за другой, иногда наталкиваясь на подводные камни и попадая в «ловушки», в которых порой оказывались ученые-создатели науки «Искусственный интеллект». Такой способ освоения материала, по нашему мнению, способствует глубокому проникновению в суть проблем, и не позволит в будущем повторять вошедшие в историю заблуждения и ошибки.

В ходе выполнения лабораторных работ, учащиеся осваивают специально созданный для них программный инструмент – «Нейросимулятор 5.0» (скачивается с сайта [www.LbAi.ru](http://www.LbAi.ru)). С помощью этого инструмента они создают структуры нейронных сетей персептронного типа, подбирают их параметры, оптимизируют, обучают решению конкретных практических задач. Некоторые задачи из области моделирования в промышленности, медицине, политологии, социологии, экономике, криминалистике, спорте и др. учащимся предлагается решить самостоятельно с помощью освоенного ими инструмента. Часто студенты придумывают темы сами, исходя из своих интересов и увлечений. Результаты успешно выполненных проектов ежегодно докладываются на ежегодной конференции, упомянутой выше. Так, в сборник мате-

риалов последней восьмой конференции 2022 года вошли научные статьи, написанные студентами по более чем 40 таким проектам. Бывали случаи, когда из таких экспериментальных студенческих работ вырастали вполне реальные инновационные проекты, ставшие основой для открытия новых успешных бизнесов, темой для защиты кандидатских и докторских диссертаций.



**Рисунок 1. Примеры графических иллюстраций к лабораторным работам**

В настоящее время в Пермском крае сложилась уникальная ситуация, когда одновременно несколько коллективов ученых и разработчиков занимаются фундаментальными и прикладными исследованиями в области искусственного интеллекта применительно к различным областям науки и производства. Пермь заслуженно является одним из ведущих центров по разработке и внедрению систем ИИ. Примеры на слуху: это и всемирно раскрученный «Promobot», успешная реализация систем видеонаблюдения от компании «Macrosop», «ВИПАКС», «НЬЮВИЖИН-ЭМОЦИИ». Это интеллектуальные системы информационного противоборства от компании «СЕУС-ЛАБ», инженерные программные комплексы для оптимизации добычи нефти, разработанные компанией «НЕЙРОСОФТ ГЛОБАЛ», интеллектуальные системы прогнозирования и управления браком серийных промышленных предприятия, созданные компанией «Интеллект софт», и многие другие. Есть в этом заслуга и пермских преподавателей ИИ.

**Закключение.** Подводя итоги вышесказанного, отметим, что никакая, самая современная и остроумная технология не имеет шансов на успешное внедрение, если система образования не в состоянии обеспечить общество достаточным количеством квалифицированных специалистов. Никакая формальная система образования не способна выпускать необходимые обществу кадры, если основные стекхолдеры процесса (обучающиеся, работодатели, государственные институты образования и гражданское общество) не будут способны выработать консенсус по отношению к среднему и высшему профессиональному образованию.

## Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Развитие научной школы искусственного интеллекта в пермских университетах: история и научный приоритет (обзорная статья) // Прикладная математика и вопросы управления. 2018. № 4. С. 99-130. <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=36727550>
2. Ясницкий Л.Н. О научном приоритете пермских ученых в области искусственного интеллекта // В сборнике: Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века. Часть I. Сборник статей по материалам Четвертой всероссийской научно-практической конференции, проводимой в рамках Пермского естественнонаучного форума «Математика и глобальные вызовы XXI века». 2019. С. 7-25. <https://cloud.mail.ru/public/qzQE/3CTntPDdo>
3. Ясницкий Л.Н., Кузнецов А.Г. Как получить эффект от внедрения технологий искусственного интеллекта // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века : сборник статей по материалам Восьмой всероссийской научно-практической конференции с международным участием (г. Пермь, 25–26 октября 2022 г.) / под редакцией Л. Н. Ясницкого ; Пермский государственный национальный исследовательский университет. – Пермь, 2022. – С. 9-11. [https://www.permai.ru/files/sbornik\\_trudov\\_10\\_2022.pdf](https://www.permai.ru/files/sbornik_trudov_10_2022.pdf)
4. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы : учебник. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с. (Рекомендовано УМО по классическому университетскому образованию в качестве учебника для студентов вузов направления «Фундаментальная информатика и информационные технологии»). <https://cloud.mail.ru/public/5H3z/4LxCpIsxw>
5. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект. Элективный курс: Учебное пособие. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. – 240с. (Свободно скачивается с сайта [www.LbAi.ru](http://www.LbAi.ru))
6. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М. Искусственный интеллект. Элективный курс: Методическое пособие по преподаванию. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012. – 216с. (Свободно скачивается с сайта [www.LbAi.ru](http://www.LbAi.ru))

## CONTEMPORARY PROBLEMS OF HIGHER EDUCATION IN THE RUSSIAN FEDERATION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

*Andrey G. Kuznetsov*

Perm State Humanitarian-Pedagogical University  
614990, Perm, Sibirskaya St., 24

*Fedor M. Cherepanov*

Perm State Humanitarian-Pedagogical University  
614990, Perm, Sibirskaya St., 24

*Leonid N. Yasnitsky*

Perm State National Research University,  
614990, Russia, Perm, Bukireva St., 15

National Research University  
Higher School of Economics  
614070, Russia, Perm, Studencheskaya, 38  
[yasn@psu.ru](mailto:yasn@psu.ru)

The current topic of development and implementation of artificial intelligence (AI) technologies has clearly revealed a shortage of specialists both on the part of developers of information systems using AI technologies and specialists capable of developing these technologies. This paper examines the topic of training highly qualified personnel both in the higher education system of the Russian Federation in general and in relation to the training of specialists for the IT industry. The paper provides specific examples of elements of the educational program in the field of artificial intelligence, based on many years of practice in implementing artificial intelligence technologies in various industries and the experience of teaching many generations of students. In particular, the main factors that ensure the effectiveness of using artificial intelligence in solving real problems of science, economics and production are highlighted.

**Keywords:** digital transformation, development of the education system, artificial intelligence technologies.

УДК 004.032.26

## **ФОРМИРОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКОГО РЕЙТИНГА УЧАЩИХСЯ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ**

*Горелик Самуил Лейбович*

Институт интеграции и профессиональной адаптации (Израиль), Уни-  
верситет ИТМО

[samgor46@gmail.com](mailto:samgor46@gmail.com)

*Грудинин Владимир Алексеевич*

Университет ИТМО

[grudinin@itmo.ru](mailto:grudinin@itmo.ru)

В статье представлено описание технологии формирования динамического рейтинга учащегося с использованием методов кросс-тестирования.

**Ключевые слова:** кросс-тестирование, рейтинг учащихся, образовательные технологии.

**Введение.** В современной системе образования прочно устоялась система обучения с помощью типовых задач и тестов, которая, к сожалению, плохо стимулирует самостоятельное осмысление вопроса учащимися, не стимулируют навыки структурирования информации, построения информационных связей, способности выделять главное и второстепенное

Важнейший вопрос, который стоит перед современной системой образования - проблема сознательного усвоения знаний, в основе которого лежит умения осмыслять и критически оценивать материал, которое невозможно проверить с помощью шаблонного группового тестирования.

Предлагаемая нами система кросс-тестирования основана на материалах исследований [1,2] может стать системным мета предметным инструментом, который позволит существенно продвинуться в этом направлении

Система базируется на уникальной цифровой образовательной платформе индивидуально-группового обучения, объединяющей в себе доступ к теоретическому материалу с проверочными вопросами, инструмент для создания тестов и математические алгоритмы случайного распределения задач и метода дифференцированного оценивания. В основе системы дидактические приемы - тестирование по системе multiple choice и самостоятельное составления вопросов и задач. Оба эти приема используется в разном объеме и вариантах в системе традиционного обучения и знакомы ученикам и преподавателям. Система кросс-тестирования объединяет эти приемы в единый комплекс и совмещает с современными цифровыми технологиями, что позволяет каждому ученику глубже и прочнее усвоить полученные знания по теме,

проявить индивидуальные способности, а также развить критическое мышление. Важной особенностью предлагаемой системы является включение специального бота, основанного на принципах ИИ с обучением в процессе тестирования в состав тестируемой группы анонимно. Такое решение позволяет объективно сравнивать индивидуальные и групповые показатели различных групп учащихся.

Алгоритм работы системы состоит из пяти этапов.

1) Первый этап включает в себя:

а) установочный модуль, который может быть представлен в традиционной форме урока (лекции) или изложение теории в цифровом виде в программе QWiz (или совмещение обоих вариантов), при необходимости дополненные ссылками на дополнительные источники;

б) контрольные установочные вопросы (тест) от преподавателя, для оценки текущего состояния знаний учащегося и служащих образцами вопросов по данной теме.

Теоретический материал прорабатывается каждым учеником в группе или индивидуально, ответы на установочные вопросы теста от преподавателя поступают в систему QWiz.

2) На втором этапе учащимся необходимо самостоятельно составить задачи (или вопросы) для других учеников по пройденной теме, подобрать возможные ответы и подробно объяснить свой вариант решения (с указанием ссылки на теоретический материал, объясняющий правильность представленного варианта решения, если это необходимо). Все самостоятельно составленные задачи поступают в систему QWiz без предварительного мониторинга преподавателем.

3) На третьем этапе учащиеся получают задачи, составленные их коллегами по обучению, проводят их анализ и выбирают правильные, на их взгляд, варианты ответов, получая обратную связь от системы (верность-неверность ответа и правильный вариант решения). Ответы учащихся поступают в систему QWiz.

4) Задача четвертого этапа – программная дифференцированная оценка результатов, включающих в себя оценку правильности ответов на контрольные вопросы от преподавателей и других учеников, и оценку за самостоятельное составление задач (критерии оценки будут рассмотрены ниже).

5) На заключительном этапе подсчитываются баллы по комплексу заданий по данной теме и формируются рейтинги учащихся, показывающие не только не только уровень и качество приобретенных навыков и знаний, но и динамику их изменения во времени, дают возможность не только сравнивать разных учащихся (соревновательный элемент).

**Применяемые технологии и алгоритмы.** Основа системы кросс-тестирования является самостоятельное составление учащимися задач, которые должны решить другие учащиеся. Для начала нужно определить, «постановка вопроса» предполагают связь между тем, что спрашивается (предикат вопроса), и теми знаниями, которыми располагает спрашивающий (они

заложены в самом вопросе), а также связь вопроса с возникновением проблемной ситуации и ее творческого переживания.

Вопросы, задаваемые самими учениками, задействуют важнейшие функции, которые являются залогом успешного процесса обучения.

Решение задач - метод, совмещения процессов конкретизации и обобщения. Процесс решения конкретных задач - это продолжение и углубление усвоения теоретического материала и наполнение теории в сознании учащихся конкретным содержанием, раскрывающим жизненное значение понятий, формул или правил. Но, решая задачи или отвечая на вопросы, составленные авторами учебника или рабочей тетради, учащиеся не всегда глубоко проникают в суть этой взаимосвязи, так как примеры и явления, иллюстрирующие теоретический материал не всегда им близки или даже понятны. В процессе самостоятельного составления задачи и подбора материала эта связь выявляется и закрепляется самим учениками на тех примерах, которые наполнены смыслом именно для них. Благодаря этому, знания актуализируются, наполняются личностной значимостью, приобретают более глубокий смысл и системность. [4]

На этапе формулирования вопроса результаты мыслительной деятельности фиксируются в словесном, математическом, буквенном, графическом и т.д. выражении, в тексте вопроса/ задачи или при составлении примера/формулы, тем самым развивая логическое мышление, коммуникативные навыки и культуру речи.

Другим важным элементов заданий данного типа (составления задачи и вариантов ответа по типу multiple choice) является необходимость подбора нескольких возможных вариантов ответа (одного правильного и заведомо неверных). Правильный ответ должен быть подтвержден и проиллюстрирован теоретическим материалом, примером или вариантом решения. Если работа идет с несколькими источниками, то должны быть даны соответствующие ссылки для подтверждения правильности ответа.

Особая роль отводится подбору вариантов неправильных ответов. Для успешного выполнения этой части задания, ученику нужно продумать возможные типичные ошибки и подобрать те варианты ответов, которые могут быть получены при неверном решении. Таким образом, составление одной задачи или вопроса - это процесс, который требует вдумчивой работы с теоретическим материалом для выявления проблемы, обдумывания формулировки вопроса, творческой работы для подбора релевантных данных и глубокого анализа для определения возможных вариантов ответа.

**Система оценки.** Необходимым условиям для выполнения всех этих шагов является мотивация учащихся к созданию не шаблонных задач по образцу, а оригинальных задач с достаточно высоким уровнем сложности. Как этого добиться? Ведущая роль отводится дифференцированной системе оценки и соревновательному компоненту системы.

Алгоритм системы кросс-тестирования распределяет задачи в случайном порядке, что сводит к минимуму возможность списать правильный ответ таким

образом, что одна и та же задача попадает к нескольким ученикам. В зависимости от процента правильных ответов, задача классифицируется как «простая» (81-100% правильных ответов) с присвоением минимального количества баллов или «решаемая» (30-80% правильных ответов) с присвоением повышенного количества баллов в системе. Важно обратить внимание ученика, что предложенные варианты неправильных ответов, могут как усложнить, так и упростить решение (например, возможность выбрать верный ответ методом исключения) и поэтому, их подбор требует вдумчивого отношения. Отдельно обговариваются ситуации, когда задача имеет, несколько возможных вариантов решения.

Если количество правильных ответов составляет менее 30 процентов, существует вероятность, что задача/варианты ответов составлены неверно или задача относится к категории повышенной сложности. В этом случае, система присваивает данной задаче «тревожный приоритет» и направляет на рассмотрение преподавателю, который признает ее либо «ошибочной», либо «сложной», с соответствующим выставлением баллов.

В зависимости от целей, которые ставит преподаватель, «сложные» задачи могут оцениваться выше «решаемых» или нет. Правильно составленная задача с верно подобранными вариантами ответа и четкой аргументацией правильного решения – оптимальна соответствует задаче группового обучения в системе.

«Тревожный приоритет» может быть также выставлен самим учеником на всех этапах решения задач (как преподавателя, так и других учеников), в случаях неправильной (по мнению ученика) формулировки задачи, несогласия с решением, представленным автором, отсутствия логики, перегруженности/недостатком информации и т.д. Выставление «тревожного приоритета» должно быть объяснено и/или подкреплено отличным от авторского вариантом решения и ответа. Задачи с «тревожным приоритетом» от учеников, поступают на арбитраж преподавателю, который либо начисляет повышенное количество баллов за «критичность», либо снимает баллы за «необоснованность претензий».

Таким образом, ученики не только выступают в роли учителей друг для друга, что в большинстве случаев уже является мощным мотивационным стимулом для создания нестандартных задач, но приходят к пониманию, что для получения максимального количества баллов важно выбрать правильную тактику при составлении задачи, учитывая все возможные сценарии оценки.

Анализ ошибок в самостоятельно составленных задачах помогает выявить индивидуальные пробелы в знаниях каждого ученика и определить, что именно вызывает затруднение (непонимание теории, отсутствие логических связей, ошибки в расчетах, невнимательность и т.д.)

В результате автоматизированной обработки данных преподаватель и ученик могут объективно оценить результат усвоения конкретной темы, наличие навыков использования знаний, и уровень креативных и аналитических способностей. Располагая этими данными, преподаватель сможет выработать

индивидуальные рекомендации, что практически невозможно при традиционном подходе.

Система формирует рейтинги учащихся, которые показывают не только уровень и качество приобретенных навыков и знаний, но и динамику их изменения во времени, дают возможность сравнивать результаты разных учащихся или группы учащихся (личные и командные соревнования) и отражают динамику процесса обучения. Рейтинги формируются на основе принципов робастной статистики и являются устойчивыми в математическом смысле оценками исследуемых процессов. Прогресс или регресс в процессе обучения каждого ученика определяется на основе оценки статистически значимых увеличений или уменьшений рейтингов за период мониторинга.

Учитывая тот факт, что новая программа развития образования нацелена на цифровую трансформацию, система кросс-тестирования может быть использована на всех этапах обучения, начиная с начальной школы, заканчивая высшим и профессиональным образованием.

### **Выводы.**

1. Использование цифрового инструмента обучения поколения 4.0, сочетающего в себе индивидуальный и групповой формат выполнения заданий с персонифицированным подходом к оценке знаний и анализом ошибок, позволит каждому ученику лучше усвоить знания и развить навыки, необходимые в современном мире.
2. Разработанная система в течение нескольких лет в специальном курсе «Мобильные технологии в системах государственного управления» (Университет ИТМО для магистрантов. Настоящее время начинается внедрение в регулярную учебную программу одного из факультетов.
3. Мы приглашаем к сотрудничеству другие учебные заведения.

### **Библиографический список**

1. Управление в образовательных системах, АСЫКО Т.Н., ГОРЕЛИК С.Л., ЧЕРНЫШКОВА М.А., Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, Сборник трудов конференции «ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В УПРАВЛЕНИИ» (ИТУ-2014), Страницы: 826-829
2. Образование в цифровую эпоху. С.Л.Горелик. Электронный научно-технический журнал «Magellan» 2019 г. вып.1. <https://magellan.pro/2019/03/04/obrazovanie-v-cifrovuju-jepohu/>. Дата последнего обращения: 23 октября 2019 г.
3. Обучение самостоятельной постановке проблемных вопросов и составлению задач как условие развития творческих возможностей учащихся. Диссертация кандидата педагогических наук / Т.В. Певчева : Москва, 1994. - 243 с. <https://search.rsl.ru/ru/record/01000179037> . Дата последнего обращения: 23 августа 2024 г.
4. Самостоятельное составление учащимися задач как средство повышения сознательности знаний: Автореферат диссертации. на соискание ученой степени кандидата педагогических наук / Ю. И. Хайдуков ; Ленингр. гос. пед. ин-т им. А. И. Герцена. - Ленинград, 1951.- 13 с. [http://www.mathedu.ru/lib/aref/haydukov\\_yu\\_i\\_1951/](http://www.mathedu.ru/lib/aref/haydukov_yu_i_1951/) Дата последнего обращения: 23 сентября 2024 г.

# FORMATION OF DYNAMIC RATING OF STUDENTS IN THE EDUCATIONAL PROCESS

*Gorelik Samuil Leibovich*

НИИра (Israel), ITMO University (SPb)

samgor46@gmail.com

*Grudinin Vladimir Alekseevich*

ITMO University (SPb)

grudinin@itmo.ru

A human being, as an individual object, is the most important part of a social ecosystem (which in turn consists of communities) and is itself a biological ecosystem managed based on the general laws of nature. A mathematical model of a human being includes its biological and social characteristics. For example, factors that determine its knowledge and skills in the process of continuous education, as well as other factors that affect performance, related to health and other tangible and intangible assets. The results of research and development of a methodology and software and technology solutions for forming a digital image in the process of continuous learning throughout the entire life cycle are the subject of this work.

**Key words:** cross-testing, student rating, educational technologies.

УДК 004.8, 378.1

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РЕШЕНИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ И ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ: ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЙ ПОДХОД

*Рыжкова Марина Вячеславовна, Былкова Татьяна Васильевна,*

*Непомнящая Юлия Александровна,*

*Беляк Данил Кириллович*

Национальный исследовательский Томский государственный университет,  
634050, Россия, г. Томск, пр. Ленина, 36

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,  
634050, Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30

marybox@inbox.ru, [ftv8282@mail.ru](mailto:ftv8282@mail.ru)

Исследование нацелено на оценку результативности применения ИИ в образовательном процессе и при решении кейсов. В качестве метода оценки был использован образовательный эксперимент со студентами вуза, которые использовали чат-боты для подготовки ответов на поставленную учебную задачу. Было проверено три гипотезы: 1. Могут ли студенты познавать с помощью чат-бота? 2. Могут ли студенты заменить поисковик чат-ботом? 3. Могут ли студенты найти информацию под конкретную задачу, используя только чат-бот? Полученные результаты помогли развеять ряд опасений, связанных с негативным влиянием генеративного искусственного интеллекта на образовательную среду.

**Ключевые слова:** образовательный эксперимент, нейросети, чат-бот, обучение студентов

**Введение.** Чуть больше года прошло с момента появления ChatGPT – первого чат-бота с генеративным искусственным интеллектом (ИИ) в основе, способного вести диалог на естественном языке. Многие формы образовательных заданий после этого потеряли актуальность. В настоящее время не ясна степень и глубина образовательных трансформаций, которые вследствие этого могут произойти. Если невозможно отменить инновацию, то нужно ее включить в образовательный процесс. В своем исследовании мы разработали вариант такой практики. Она позволит определить потенциальные эффекты использования генеративного ИИ.

Сейчас в педагогическом сообществе сложилось два подхода к использованию ИИ: отрицание (запрет) и попытка принятия (изменение методик). Система «Антиплагиат» дополнена модулем выявления сгенерированного текста. Напрямую выдавать сгенерированный текст за свой нельзя. Перед преподавателями стоит задача, как сделать нейросеть удобным инструментом получения новых знаний [1]. Опасность пользования нейросетями заключается в безусловном доверии студента результатам поиска: в модели отсутствует система логического вывода, поэтому она может ошибаться в рассуждениях, и делать неверные выводы, хотя текст выглядит согласованным и убедительным [2]. Результаты, полученные коллегами ранее [3], позволяют разработать критерии для измерения потенциальных эффектов использования генеративного искусственного интеллекта.

Целью представленного исследования мы видим определение путей и результативности использования студентами разной степени осведомленности генеративного ИИ для выполнения учебных задач.

Гипотеза: использование чат-бота позволит студентам подготовить конкретный ответ на поставленную учебную задачу.

**Методология исследования.** Для достижения цели и проверки гипотезы нами был спланирован и проведен образовательный эксперимент [4]. Перед тремя группами студентов были поставлены три разные задания, предполагающие последовательность запросов у чат-ботов на выбор студента из предложенного списка. По окончании процесса поиска производилась самооценка результативности и оценка результата преподавателем.

Эксперимент состоял из трех частей.

Часть 1. «Новички готовятся к экзамену с помощью чат-бота».

Выборка. 97 студентов НИ ТГУ 1-го курса (направление Экономика). Студенты без предварительной подготовки формулировали «промт» бесплатным чат-ботам (без vpn) для подготовки ответа на экзамен по 1-му слайду презентации. Проверялось, подходит ли этот инструмент для самостоятельной проработки лекционного материала, и может ли студент формулировать задачу по незнакомому материалу. В выборке было крайне мало студентов, которые пользовались чат-ботами до этого.

Задание. Студенты заранее получили презентацию лекции по дисциплине «Микроэкономика» по теме «Олигополия. Монополистическая конкуренция». На самой лекции мы предложили три чат-бота («Perplexity», «You.com», «Monica») и план работы (9 пунктов). Студенты фиксировали ответы в электронном курсе на базе LMS Moodle.

Часть 2. «Чат-бот против поисковика»

Выборка. 19 студентов НИ ТПУ 3-го курса (направление Экономика). Студенты без предварительной подготовки использовали бесплатные чат-боты (без vpn) по предложенному списку или привычные для них. В выборке были люди, которые уже пользовались чат-ботами на регулярной основе для разных задач.

Задание. Студентам раздали названия разнообразных компании г. Томска и нужно было разработать «легенду» для задания: принять на работу сотрудника, расписать критерии, особенности и другие ситуации, произвести поиск сотрудника. Студенты описывали деятельность компании, придумывали легенду по искомой вакансии и имеющейся проблемы и составляли подробный отчет о своем пути поиска и его результативности. Из двух студентов в паре один искал информацию с помощью чат-бота, другой с помощью поисковой системы. В конце производилось коллективное обсуждение результатов поиска.

Часть 3. «Чат-бот в руках мастера».

Выборка. 2 студента, подрабатывающих на вакансиях, требующих использование чат-ботов. Чат-боты использовались современных версий с платным доступом.

Задание. Совпадает с заданием второй части. Их целью является получение результата, аналогичного результату второй части. Производится сравнение результатов 2 и 3 этапов с целью выявления зависимости результата от квалификации пользователя и качества чат-бота.

**Результаты образовательного эксперимента.** В процессе выполнения заданий студентами выявлено, что чат-боты ошибаются в рассуждениях, несмотря на то, что сгенерированный текст выглядит на первый взгляд согласованным и убедительным.

2. Подготовка студента перед выполнением задания, его общая эрудированность и знания по теме – важный фактор корректности составления «промпта» и оценки сгенерированного им результата.

3. Пользование чат-ботом требует от студента владения основами методологии научного познания: формулировки цели и задач поиска, декомпозиции задачи, понимания структуры предметной области поиска.

В целом, три части проведенного образовательного эксперимента показали. Во-первых, опасения, что чат-бот заменит думающего студента, беспочвенные. Во-вторых, проведенная эмпирическая проверка указывает, что решение учебной слабоструктурированной задачи с помощью чат-бота не дает конкретный, гарантированно правильный результат. Требуется его верификация с помощью традиционных методов поиска. В-третьих, использовать

чат-бот для решения практической задачи возможно, но как дополнительный инструмент при формировании алгоритма и его реализации на отдельных этапах. Для учебной задачи вполне подходит, для организации проверки образовательного результата.

**Заключение.** Важно отметить новизну проведенного исследования. Во-первых, многие исследования отражают результаты испытаний чат-ботов как инструмента преподавателя. Наш фокус на исследовании чат-ботов как инструмента студента для организации процесса познания и решения конкретной учебной задачи. Мы задействовали разные уровни владения нейросетями (от студентов-неофитов до профи).

Во-вторых, включенное наблюдение позволило нам избежать результата, основанного на опросе студентов. Он ограничивает результат, который основан только на единичном наблюдении, описанного в публицистической литературе («vc.ru», «dzen» и др.),

**Благодарности.** Авторы выражают признательность студентам Томского государственного университета (ТГУ) и Томского политехнического университета (ТПУ) за работу в нейросетях.

#### **Библиографический список**

1. Корякова, К. А. Нейросети как новые инструменты в образовании / К. А. Корякова, О. В. Судакова // Информационные технологии в образовании. – 2023. – № 6. – С. 180-186. – EDN CZWHJQ.
2. Карлов И.А. Генеративный искусственный интеллект в образовании / Карлов И.А. [Электронный ресурс] // ioe.hse.ru : [сайт]. — URL: [https://ioe.hse.ru/data/2023/03/29/2022591510/ChatGPT\\_Karlov.pdf](https://ioe.hse.ru/data/2023/03/29/2022591510/ChatGPT_Karlov.pdf) (дата обращения: 10.09.2024).
3. Константинова Л. В., Ворожихин В. В., Петров А. М., Титова Е. С., Штыхно Д. А. Генеративный искусственный интеллект в образовании: дискуссии и прогнозы // Открытое образование. 2023. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/generativnyy-iskusstvennyy-intellekt-v-obrazovanii-diskussii-i-prognozu> (дата обращения: 10.09.2024).
4. Соснин Э.А., Пойзнер Б.Н. Методология эксперимента: учебное пособие. М.: «Информ–М», 2017 162 с.

## **THE USE OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SOLVING EDUCATIONAL AND APPLIED PROBLEMS: AN EXPERIMENTAL APPROACH**

*Ryzhkova Marina Vyacheslavovna, Bylkova Tatyana Vasilyevna, Nepomnyashchaya Yulia Alexandrovna, Belyak Danil Kirillovich*

National Research Tomsk State University,  
634050, Russia, Tomsk, Lenin Ave., 36

National Research Tomsk Polytechnic University,  
634050, Russia, Tomsk, Lenin Ave., 30

[ftv8282@mail.ru](mailto:ftv8282@mail.ru)

The study aims to evaluate the effectiveness of using AI in the educational process and in solving cases. An educational experiment with university students who used chatbots to prepare answers to a set educational task was used as an evaluation method. Three hypotheses were tested: 1. Is it possible for students to learn using a chat-bot? 2. Can students replace a search engine with a chat-bot? 3. Can students find information for a specific task using only a chatbot? The results obtained

helped to dispel a number of concerns associated with the negative impact of generative artificial intelligence on the educational environment.

**Keywords:** educational experiment, neural networks, chat-bot, student learning

УДК 004.93'12

## НЕЙРОСЕТЕВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЦ В ВИДЕОПОТОКЕ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ ПРИСУТСТВИЯ СТУДЕНТОВ НА ЗАНЯТИИ

*Федяев Олег Иванович*

ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет»,  
283001, Россия, ДНР, г. Донецк, ул. Артёма, 58  
olegfedyayev@mail.ru

*Суханов Антон Алексеевич*

ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет»,  
283001, Россия, ДНР, г. Донецк, ул. Артёма, 58  
studysukhanov@mail.ru

Рассматривается задача видеорегистрации присутствия студентов на учебном занятии. Распознавание лиц студентов осуществляется в режиме реального времени с помощью свёрточной нейронной сети модели VGGFace. Система видеоконтроля фиксирует лица студентов на видеокамеру при входе в комнату, сравнивает лица с базой данных студентов, отмечает присутствие на лекции (или опоздание) и в случае успешной идентификации сохраняет данные в электронном журнале. При проведении лекций с большим количеством студентов данная система позволит автоматизировать учёт присутствия студентов в учебных классах и накапливать статистические данные об учебной дисциплине каждого студента в течение семестра.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение, свёрточная нейронная сеть, распознавание лиц, видеопоток, регистрация студентов в аудитории.

**Введение.** В статье приводится постановка и решение конкретной задачи оперативного визуального контроля присутствия студентов на учебных занятиях с помощью компьютерного зрения. Актуальность данной задачи обусловлена, во-первых, потерями времени преподавателя, которые возникают при ручной регистрации присутствия большого количества учащихся в аудитории (в потоке из 70 человек потери на «переключку» составляют в среднем 85 мин в семестре и даже больше); во-вторых, «переключка» проходит шумно и не всегда достоверно.

Основные трудности компьютерного распознавания лиц в реальном времени связаны с быстрой изменчивостью изображений объектов в видеопотоке: положение, размер и ракурс лица в кадре, освещение и т. д. [1]. В настоящее время большие перспективы в преодолении перечисленных проблем

связывают с применением глубоких нейронных сетей. К этому классу относится многослойная свёрточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network) [1, 2], которая является развитием идей таких архитектур нейронных сетей, как многослойные сети типа когнитрон и неокогнитрон [3].

На данный момент свёрточная нейронная сеть и её модификации считаются лучшими по точности и скорости распознавания объектов на изображении. Более того, распознавание лиц из видеопотока с камеры показывает, что нейронные сети с такой архитектурой способны работать в режиме реального времени даже на устройствах с ограниченными ресурсами.

В последнее время известными фирмами предложены мощные библиотеки, в которых реализованы различные модели глубоких нейронных сетей, позволяющие решать сложные задачи распознавания. Поэтому целью данной работы является оценка возможности реализации нейросетевого распознавания лиц из видеопотока на базе существующих инструментальных средств [4, 5] и создание системы оперативного визуального контроля присутствия студентов на учебных занятиях.

**Постановка задачи компьютерного распознавания лиц.** Введём следующие обозначения:  $L$  – множество фамилий распознаваемых людей по лицам (например, список студентов в группе);  $\bar{X}$  – множество подготовленных фотографий распознаваемых лиц, т.е. эталоны изображений распознаваемых лиц;  $l$  – фамилия человека ( $l \in L$ ), фотография которого изображена на снимке  $\bar{x}$  ( $\bar{x} \in \bar{X}$ ).

Предположим, что есть функция  $f$ , которая способна выявлять признаки лица по его изображению. С её помощью можно сформировать множество  $\bar{Y}$  из векторов признаков, выявленных на фотографиях  $\bar{X}$ :

$$f: \bar{X} \rightarrow \bar{Y}.$$

Тогда элемент этого множества  $\bar{y}$  – это вектор признаков одной из фотографий  $\bar{x}$  лица человека с фамилией  $l$  ( $l \in L$ ). В результате получаем базу данных для распознавания людей по лицам в виде множества  $V$ :

$$V = \{(\bar{y}, l) \mid \bar{y} = f(\bar{x}), \bar{x} \in \bar{X}, l \in L\}.$$

Соотношения между мощностями множеств можно представить в виде следующих неравенств:

$$|\bar{X}| \geq |L|, \quad |\bar{X}| = |\bar{Y}|.$$

Система компьютерного зрения в режиме распознавания человека по изображению его лица  $x$  должна, во-первых, применить к  $x$  свой функционал  $f$  для формирования вектора признаков  $y$  ( $f: x \rightarrow y$ ) и, во-вторых, для него найти в базе данных лиц  $V$  наиболее похожий вектор  $\bar{y}$  и из найденной пары  $(\bar{y}, l)$  взять соответствующую ему фамилию  $l$ :

$l = \min_{(\bar{y} \in \bar{Y}) \& ((\bar{y}, l) \in V)} \|\bar{y} - y\|$  где  $l$  – фамилия распознанного человека по фотографии  $x$  ( $l \in L$ );  $\|\cdot\|$  – вычисление косинусного сходства векторов.

Таким образом, задача состоит в том, чтобы построить функционал  $f$ , на котором основана рассмотренная идея распознавания образов.

**Процесс распознавания лиц на кадрах из видеопотока.** Функциональная схема видеорегистрации студентов при входе в аудиторию с помощью компьютерного зрения показана на рисунке 1.



**Рисунок 1. Основные процессы компьютерного распознавания лиц**

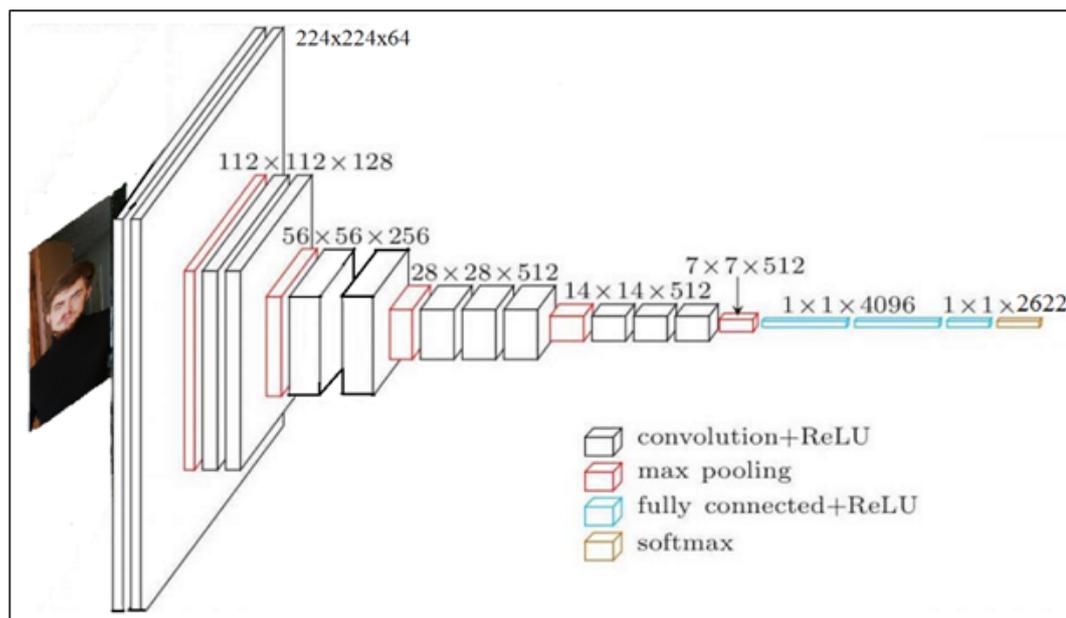
Блок обнаружения лиц принимает изображения с веб-камеры в режиме реального времени, выделяет и локализует на них лица. Эту функцию выполняет алгоритм детектирования лиц на текущем кадре видеопотока. В результате формируется последовательность изображений лиц, захватываемых видеокамерой, для последующего их распознавания.

Каждое выделенное изображение лица передаётся в блок формирования вектора признаков, который реализует распознавательную функцию  $f: X \rightarrow Y$ , где  $X$  - множество входных изображений лиц;  $Y$  - множество векторов признаков для лиц из  $X$ . Таким образом, нейросетевая функция  $f$  каждому выделенному лицу  $x \in X$  ставит в соответствие вектор признаков  $y \in Y$  ( $y=f(x)$ ), которыми характеризуется данное лицо. Для выработки признаков лица применялась свёрточная нейронная сеть, которая предварительно была обучена на примерах фотографий 2622-х человек [2, 4, 5].

При настройке системы необходимо предварительно сформировать базу данных лиц  $V$  для всех распознаваемых людей, представленных конечным множеством соответствующих фамилий  $L$ . С этой целью для  $\forall \bar{x} \in \bar{X}$  с помощью нейросетевой распознавательной функции  $f$  определяется множество правильных пар  $V = \{(\bar{y}, l) \mid \bar{y} = f(\bar{x}), l \in L\}$ . Всё множество пар  $\{(\bar{y}, l)\}$  заносится в базу данных векторов признаков лиц (рис. 1).

В штатном режиме работы системы, т.е. при распознавании, в блоке сравнения вектор признаков  $y$  распознаваемого лица  $x$ , полученный с выхода свёрточной нейронной сети, сравнивается со всеми векторами  $\bar{y}$  базы данных  $V$ . Процедура сравнения основывается на методе вычисления косинусного сходства вектора распознаваемого лица с каждым вектором-эталонem из базы данных лиц. Распознаваемое лицо считается соответствующим эталону, если полученный коэффициент сходства выше определённого значения (в работе использовалось значение 0.7).

**Архитектура сверточной нейронной сети.** Многослойная архитектура сверточной нейронной сети состоит из сверточных слоёв (convolution layers) и субдискретизирующих слоёв (subsampling layers или pooling layers, слоёв подвыборки), которые чередуются друг с другом (рис. 2). В каждом слое имеется набор из нескольких плоскостей признаков. Изображение предыдущего слоя как бы сканируется небольшим окном, т.е. пропускается сквозь набор весов (ядро свёртки), и результат сканирования отображается на соответствующем нейроне текущего слоя. Ядро свёртки интерпретируют как графическое кодирование какого-либо признака. Таким образом, набор плоскостей представляет собой карты признаков (feature map), что позволяет каждой плоскости находить «свои» участки изображения в любом месте предыдущего слоя.



**Рисунок 2. Архитектура модели многослойной сверточной нейронной сети VGGFace**

Операция подвыборки (объединения), выполняет уменьшение размерности сформированных карт признаков. Чередование слоёв позволяет из предыдущих «карт признаков» составлять следующие «карты признаков», содержащие более общие характеристики, меньше зависящие от искажений изображения. На каждом следующем слое карта уменьшается в размере, но увеличивается их количество. На выходе сверточных слоёв сети дополнительно устанавливается многослойный персептрон. Обучается сеть стандартным методом обратного распространения ошибки.

В системе видеоконтроля студентов в качестве модели сверточной нейронной сети использовалась нейросеть VGGFace (рис. 2) [4, 5]. Сеть VGGFace принимает на входе RGB изображение лица размером 224x224 (фрагмент изображения, вырезанный по координатам, полученным методом Виолы-Джонса, расширяется или сжимается до этого размера). Далее изображения проходят через стек сверточных слоёв, в которых используются фильтры с очень маленьким рецептивным полем размера 3x3.

Сеть предварительно обучена на множестве из 2,6 миллионов фотографий (2622 человека, 1000 фотографий каждого). Координаты каждого измерения вектора представляют собой вероятность того, что исходное лицо принадлежит одному из людей из обучающего множества.

Были проведены исследования качества распознавания и производительности системы. Для условий дневного света в помещении университета определены такие граничные значения способности распознавания, как углы поворота головы, уровень освещённости и расстояние до камеры. Распознавание с помощью указанной видеокамеры было устойчивым на расстоянии до 6 м от камеры. Эксперименты показали, что нейросеть распознавала изображения лиц даже размером 22x22 пикселя.

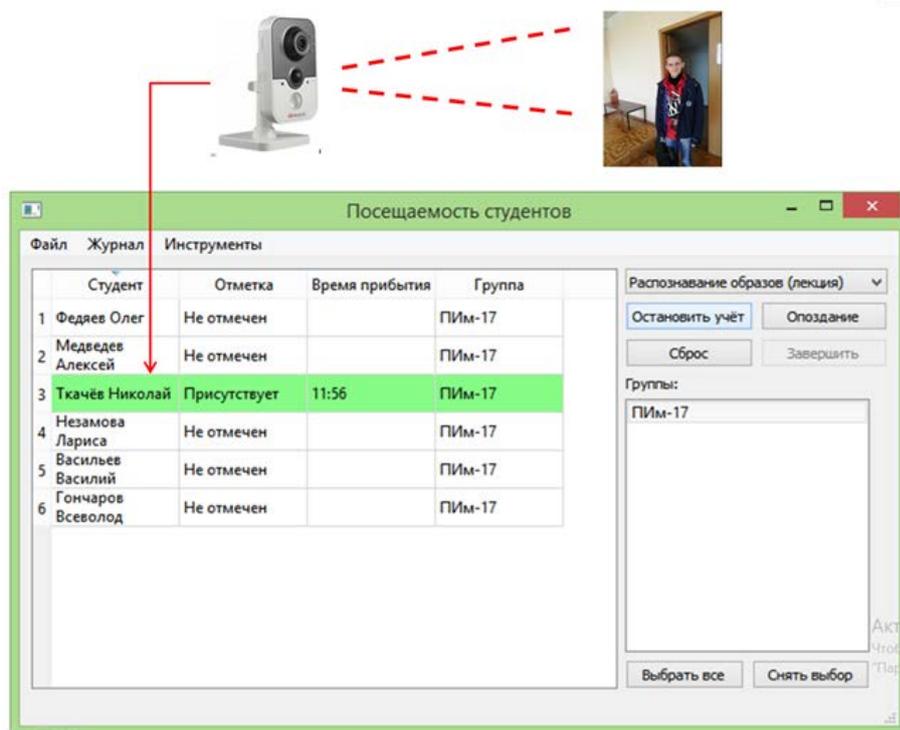
**Видеоконтроль присутствия студентов в аудитории.** При разработке системы использовались: язык программирования Python, фреймворк Qt5, СУБД SQLite, библиотеки NumPy, OpenCV, Keras, Hickle.

Задача автоматического учёта присутствия студентов на учебных занятиях включает следующие подзадачи:

- съёмка входящих в аудиторию студентов на видеокамеру;
- анализ кадров видеопотока на наличие лиц и их локализация;
- сравнение выделенных лиц с базой данных учащихся;
- отметка о присутствии на занятии (или опоздании) в случае успешной идентификации;
- сохранение данных в электронном журнале посещений.

В системе предусмотрен режим ручного редактирования электронного журнала. С помощью главного окна системы преподаватель может визуально наблюдать за процессом видеорегистрации и управлять информацией о студентах (рис. 3). В левой части окна высвечивается таблица со списком студентов группы, в которой преподаватель проводит занятие. Во время входа студента в аудиторию в таблице фиксируется время прибытия и его состояние (не отмечен, прибыл, опоздал, отсутствует).

В окне справа находятся элемент выбора дисциплины, кнопки остановить/продолжить распознавание, перехода в режим опоздания, сброса занятия и его завершения. По умолчанию все студенты в списке имеют статус «Не отмечен», а при распознавании обозначаются как «Присутствует». При переходе в режим опоздания (кнопка «Опоздание») статус всех неотмеченных студентов изменяется на «Отсутствует», а те, кто будет распознан в этом режиме, помечаются статусом «Опоздание».



**Рисунок 3. Главное окно системы регистрации студентов**

Пункты главного меню предоставляют преподавателю дополнительный сервис управления студентами: добавление (изменение) имён студентов и удаление групп; отображение студентов по группам, добавление, редактирование и удаление студентов; изменение группы студентов; добавление и изменение фотографии (фотография может быть выбрана из файла либо с камеры).

При нажатии кнопки «Завершить» прекращается визуальная регистрация студентов и данные записываются в общий электронный журнал. Электронный журнал представляет собой реляционную таблицу, содержащую фамилии студентов, дату проведения занятия, предмет, группу, отметки о присутствии.

**Заключение.** В работе реализован подход к решению задачи распознавания лица человека на основе свёрточной нейронной сети, позволивший с помощью компьютерного зрения устранить потери времени преподавателя, которые возникают при ручной регистрации присутствия большого количества учащихся в аудитории. Локализация лиц на кадрах с видеокamеры выполнена методом Виола-Джонса. Свёрточная нейронная сеть формирует признаки лица человека. Идентификация личности происходит вычислением косинусного коэффициента сходства векторов признаков лиц. Процесс распознавания реализован в режиме реального времени.

Компьютерная система может быть установлена на ноутбуке преподавателя и выполнять не только оперативный учёт присутствия студентов на занятиях, но и стать платформой для реализации других функций контроля проведения учебных занятий.

## Библиографический список

1. Deep Learning – Wikipedia [Электронный ресурс] – Режим доступа: [https://en.wikipedia.org/wiki/Deep\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning)
2. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение / пер. с англ. А.А.Слинкина. – 2-е изд., испр. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.
3. Федяев О.И., Махно Ю.С. Система распознавания зашумлённых и искажённых графических образов на основе нейронной сети типа неокогнитрон // Одиннадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2008: Труды конференции. Т. 3. – М.: ЛЕНАНД, 2008. – С. 75-83.
4. Антонио Джулли, Суджит Пал. Библиотека Keras – инструмент глубокого обучения. Реализация нейронных сетей с помощью библиотек Theano и TensorFlow / пер. с англ. Слинкин А.А. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 294 с.
5. VGG Face Descriptor [Электронный ресурс] // [robots.ox.ac.uk](http://robots.ox.ac.uk) . – Режим доступа: [http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/vgg\\_face/](http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/vgg_face/)

## NEURAL NETWORK FACE RECOGNITION IN THE VIDEO STREAM OF THE AUTOMATIC CONTROL SYSTEM FOR THE PRESENCE OF STUDENTS IN THE CLASSROOM

*Oleg I. Fedyaev*

Donetsk National Technical University,  
Str. Artema, 58, Donetsk, DPR, Russia, 283001  
[olegfedyayev@mail.ru](mailto:olegfedyayev@mail.ru)

*Anton A. Sukhanov*

Donetsk National Technical University,  
Str. Artema, 58, Donetsk, DPR, Russia, 283001  
[studysukhanov@mail.ru](mailto:studysukhanov@mail.ru)

The problem of video recording the presence of students in the classroom is considered. Face recognition of students is carried out in real time using the convolutional neural network of the VGGFace model. The video monitoring system captures the faces of students on a video camera at the entrance to the room, compares the faces with the database of students, notes their presence at the lecture (or lateness) and, in case of successful identification, saves the data in an electronic journal. When conducting lectures with a large number of students, this system will allow you to automate the accounting of the presence of students in classrooms and accumulate statistical data on the academic discipline of each student during the semester.

**Keywords:** computer vision, convolutional neural network, face recognition, video stream, registration of students in the classroom.

*Попов Богдан Сергеевич*

Донецкий национальный технический университет,  
283001, Россия, ДНР, г. Донецк, ул. Артёма, 58  
[Popov.Bogdan.97@yandex.ru](mailto:Popov.Bogdan.97@yandex.ru)

В статье исследуются методы развития ИИ-грамотности и критического мышления у студентов. Рассматриваются современные подходы к обучению и анализируется эффективность использования искусственного интеллекта в образовательном процессе. Приводятся примеры успешной интеграции ИИ в образование, демонстрирующие его влияние на подготовку студентов к работе в цифровом обществе.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект (ИИ), ИИ-грамотность, критическое мышление, образовательные технологии, методы обучения, внедрение ИИ.

**Введение.** В современном мире, где технологии развиваются с невероятной скоростью, искусственный интеллект (ИИ) становится неотъемлемой частью нашей повседневной жизни. В связи с этим, образовательные учреждения сталкиваются с новой задачей – подготовкой студентов к жизни и работе в условиях, где ИИ играет ключевую роль. Развитие ИИ-грамотности и критического мышления становится важным аспектом образовательного процесса, способствующим формированию компетенций, необходимых для успешной адаптации в цифровом обществе.

ИИ-грамотность включает в себя понимание основ ИИ, его возможностей и ограничений, а также умение использовать ИИ-технологии для решения различных задач. В свою очередь, критическое мышление позволяет студентам анализировать информацию, оценивать её достоверность и принимать обоснованные решения. Эти навыки взаимосвязаны и дополняют друг друга, создавая прочную основу для успешного обучения и профессиональной деятельности.

Цель данного исследования – определить ключевые аспекты и методы развития ИИ-грамотности и критического мышления у студентов. В рамках исследования будут рассмотрены современные подходы к обучению ИИ, а также методы, способствующие развитию критического мышления. Особое внимание будет уделено анализу эффективности внедрения ИИ в образовательный процесс и его влиянию на качество обучения.

Задачи исследования включают:

1. Анализ текущего состояния ИИ-грамотности в образовательных учреждениях.
2. Изучение методов и инструментов для развития критического мышления.
3. Оценка эффективности внедрения ИИ в образовательный процесс.

4. Разработка практических рекомендаций для образовательных учреждений и преподавателей по интеграции ИИ-грамотности и критического мышления в учебные программы.

Актуальность данной темы обусловлена растущей ролью ИИ в различных сферах жизни и необходимости подготовки студентов к работе в условиях цифровой экономики. Развитие ИИ-грамотности и критического мышления позволит не только повысить качество образования, но и подготовить студентов к успешной профессиональной деятельности в будущем.

**Анализ литературы.** В рамках анализа были изучены статьи по теме ИИ-грамотности и критического мышления, опубликованные в ведущих научных журналах, таких как “Research in Science Education” и “TechTrends”. Особое внимание уделялось исследованиям, опубликованным в последние годы, чтобы обеспечить актуальность и современность полученных данных. Анализ литературы позволил выявить основные тенденции и подходы к развитию ИИ-грамотности и критического мышления, а также определить пробелы в существующих исследованиях.

**Определение ИИ-грамотности.** ИИ-грамотность представляет собой совокупность знаний и навыков, необходимых для понимания и эффективного использования технологий искусственного интеллекта. Включает в себя базовые понятия ИИ, такие как машинное обучение, нейронные сети, алгоритмы и их применение в различных сферах. Важно, чтобы студенты не только знали, как работают эти технологии, но и понимали их потенциал и ограничения. Это позволяет им критически оценивать информацию, получаемую с помощью ИИ, и принимать обоснованные решения. ИИ-алгоритмы играют ключевую роль в персонализации образовательного процесса и улучшении академических результатов [1].

**Критическое мышление.** Критическое мышление – это способность анализировать, оценивать и синтезировать информацию для принятия обоснованных решений. В контексте ИИ критическое мышление помогает студентам не только понимать, как работают алгоритмы, но и оценивать их результаты с точки зрения достоверности и этичности. Развитие критического мышления способствует формированию у студентов навыков, необходимых для решения сложных задач и адаптации к быстро меняющемуся миру. Для успешного использования ИИ в образовательных учреждениях важно развитие критического мышления [2].

**Связь между ИИ-грамотностью и критическим мышлением.** ИИ-грамотность и критическое мышление тесно связаны между собой, развитие одного способствует развитию другого. Например, изучение основ ИИ требует от студентов критического подхода к анализу данных и алгоритмов. В свою очередь, критическое мышление помогает студентам лучше понимать и использовать ИИ-технологии. Таким образом, интеграция ИИ-грамотности и критического мышления в образовательный процесс позволяет создать более комплексное и эффективное обучение.

**Современные подходы к обучению.** Современные подходы к обучению ИИ-грамотности включают использование различных образовательных платформ и онлайн-курсов, которые предоставляют студентам доступ к актуальной информации и инструментам. Важную роль играют также практические занятия, где студенты могут применять полученные знания на практике. Например, создание собственных проектов с использованием ИИ помогает студентам лучше понять, как работают технологии и как их можно применять для решения реальных задач [3].

**Анализ текущего состояния ИИ-грамотности.** Анализ текущего состояния ИИ-грамотности показывает, что это становится все более важным аспектом современного образования, особенно в свете быстрого развития технологий искусственного интеллекта и их проникновения в различные сферы жизни. Важно понимать, как современные подходы к развитию ИИ-грамотности влияют на студентов и преподавателей, а также как они могут быть использованы для повышения качества образования.

Исследование [9], предоставило ценные данные о представлениях студентов университета об ИИ-грамотности. С использованием анкетного метода и последующего тематического анализа было выявлено, что студенты рассматривают этические принципы как ключевой компонент ИИ-грамотности. Это подчёркивает необходимость пересмотра традиционных подходов к обучению искусственному интеллекту, направляя их в сторону более комплексного понимания, включающего этические и социальные аспекты использования ИИ.

Кроме того, исследования показывают, что применение генеративных ИИ-инструментов и кибер-социальных методов обучения значительно способствует развитию ИИ-грамотности у студентов высших учебных заведений. Важной задачей педагогов становится обучение студентов самостоятельной работе с ИИ, включая его применение в профессиональной деятельности. Такой подход не только усиливает технические навыки, но и способствует формированию у студентов способности к критическому анализу и оценке информации, получаемой с использованием ИИ [11].

Результаты исследований ясно указывают на важность интеграции искусственного интеллекта в образовательный процесс. Подготовка студентов к жизни и работе в условиях цифровой экономики требует не только обучения техническим навыкам, но и развития критического мышления, понимания этических аспектов и способности анализировать информацию. Текущий анализ состояния ИИ-грамотности свидетельствует о наличии множества подходов и инструментов для её эффективного развития [9].

Таким образом, интеграция ИИ в образовательный процесс является ключевым фактором в подготовке студентов к современным условиям работы и жизни.

**Методы и инструменты развития ИИ-грамотности.** Развитие ИИ-грамотности у студентов требует использования разнообразных методов и инструментов, которые позволяют интегрировать ИИ в образовательный

процесс. Одним из эффективных методов является использование образовательных платформ и онлайн-курсов, таких как Coursera, edX и Khan Academy, которые предлагают курсы по основам ИИ и машинного обучения. Эти платформы предоставляют студентам доступ к актуальной информации и позволяют изучать ИИ в удобном для них темпе.

**Методы развития критического мышления.** Для развития критического мышления используются различные методы, такие как дискуссии, дебаты, анализ и решение проблемных ситуаций. Важно, чтобы студенты имели возможность высказывать свои мнения, аргументировать их и критически оценивать точки зрения других. Использование ИИ для создания интерактивных заданий и симуляций также способствует развитию критического мышления, так как позволяет студентам анализировать и оценивать результаты своей работы [4].

**Примеры успешного внедрения.** Во всем мире образовательные учреждения активно внедряют искусственный интеллект (ИИ) в свои программы, достигая при этом впечатляющих результатов.

Например, ещё в 2018 году Walden University в партнёрстве с Google Cloud разработал онлайн-репетитора на основе ИИ, известного как Julian. Этот инструмент предоставляет круглосуточную персонализированную поддержку студентам, помогая им закреплять изученные материалы и выявлять пробелы в обучении. Julian создаёт новый набор заданий при каждом взаимодействии студента и сохраняет заметки, к которым можно обратиться на протяжении всей учебной программы [6].

Другой пример – чат-бот Khanmigo, разработанный для системы персонализированного обучения. Используя адаптивные методы, он предоставляет студентам доступ к репетитору на базе ИИ, а преподавателям – к ассистенту для оптимизации процесса обучения. Кроме того, Khanmigo позволяет студентам вести диалог с историческими личностями и литературными персонажами, созданными искусственным интеллектом, такими как Джордж Вашингтон и Гамлет [6].

Университет штата Джорджия внедрил чат-бот Rounce, первоначально предназначенный для помощи студентам при поступлении в колледж в вопросах финансирования и регистрации. Однако Rounce также продемонстрировал эффективность в повышении академической успеваемости. Студенты, получавшие сообщения о заданиях, академической поддержке и содержании курса через Rounce, чаще получали оценки B и выше. Особенно заметен этот эффект был среди студентов первого поколения иммигрантов, чьи итоговые оценки улучшились на 11 баллов по сравнению со сверстниками [6].

В Политехническом университете штата Калифорния, Помона, с помощью ИИ-платформы Raskback преподаватели смогли повысить качество письменных работ и уровень вовлеченности студентов. Ранее студенты зачастую просто повторяли материал из учебников в своих вопросах и ответах. Теперь же они пишут от 5 до 7 абзацев продуманных вопросов и ответов, анализируя первоисточники и создавая новые идеи. Raskback также предла-

гает функцию Writing Lab для интерактивного обучения письму, что способствует развитию грамотности в использовании ИИ [6].

Ещё один пример успешного использования ИИ – Университет Мурсии в Испании, где внедрили чат-бот Lola для помощи студентам в вопросах о кампусе и академических программах. Lola продемонстрировал высокий уровень эффективности, ответив на 38 708 вопросов правильно более чем в 91% случаев. Использование такого чат-бота позволило университету не только предоставлять круглосуточную поддержку студентам, но и высвободить время сотрудников для других задач [7].

Университет Nova Southeastern во Флориде применил технологию Aible, основанную на ИИ, для анализа имеющихся данных и повышения уровня удержания студентов. Программное обеспечение помогло выявить студентов, которые с наибольшей вероятностью покинут университет, чтобы направить усилия на их поддержку и снизить процент отсева. В результате использования Aible университет за 15 дней добился снижения отсева студентов на 17% [6].

Эти примеры демонстрируют, как использование искусственного интеллекта в образовании может не только повысить эффективность обучения, но и способствовать развитию ключевых навыков у студентов.

**Практические рекомендации.** Образовательным учреждениям рекомендуется включить основы ИИ и его применение в учебные программы. Это позволит студентам не только ознакомиться с техническими аспектами, но и понять этические и социальные последствия использования ИИ. Программы могут быть интегрированы в уже существующие курсы или представлены в виде отдельных модулей.

Важно также включить в учебный процесс элементы дискуссий и дебатов на тему использования ИИ. Это поможет студентам развить навыки критического мышления, необходимые для анализа и оценки информации, полученной с использованием ИИ. Такие методы стимулируют студентов к рассмотрению этических аспектов и потенциальных рисков, связанных с ИИ.

Для эффективного внедрения ИИ в образовательный процесс необходимо проводить обучение преподавателей. Они должны обладать необходимыми знаниями и навыками для использования и интеграции ИИ-технологий в своих курсах. Проведение семинаров и мастер-классов поможет педагогам освоить современные инструменты и методы обучения с использованием ИИ.

Наконец, рекомендуется внедрять системы мониторинга и оценки эффективности использования ИИ в образовательном процессе. Это позволит выявить сильные и слабые стороны текущих методов обучения и своевременно корректировать подходы, чтобы обеспечить максимальное качество образования.

**Заключение.** В условиях стремительного развития технологий искусственного интеллекта (ИИ) образовательные учреждения сталкиваются с необходимостью подготовки студентов к жизни и работе в цифровом обществе.

Развитие ИИ-грамотности и критического мышления становится ключевым аспектом образовательного процесса, способствующим формированию компетенций, необходимых для успешной адаптации к новым условиям.

В ходе данного исследования были рассмотрены основные аспекты ИИ-грамотности и критического мышления, их взаимосвязь и современные подходы к их развитию в образовательных учреждениях. Анализ литературы позволил получить картину текущего состояния ИИ-грамотности, а также оценить эффективность различных методов их развития.

Результаты исследования показали, что использование образовательных платформ и онлайн-курсов, способствует развитию ИИ-грамотности у студентов. Методы развития критического мышления, такие как дискуссии, дебаты и анализ проблемных ситуаций, показали свою эффективность в формировании у студентов способности к анализу и оценке информации.

Примеры успешного внедрения ИИ-технологий в образовательных учреждениях, рассмотренные в исследовании, показали значительное улучшение учебных результатов и повышение уровня вовлеченности студентов. Использование чат-ботов, онлайн-репетиторов и адаптивных систем обучения на основе ИИ способствует индивидуализации учебного процесса и обеспечивает постоянную поддержку студентов.

Таким образом, развитие ИИ-грамотности и критического мышления является важным аспектом современного образования, способствующим подготовке студентов к работе в условиях цифровой экономики. Результаты исследования могут быть использованы для разработки рекомендаций по улучшению образовательного процесса и подготовки студентов к будущей профессиональной деятельности.

### Библиографический список

1. Gligorea I, Cioca M, Oancea R, Gorski A-T, Gorski H, Tudorache P. Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*. 2023; 13(12):1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>
2. Walter, Y. Embracing the future of Artificial Intelligence in the classroom: the relevance of AI literacy, prompt engineering, and critical thinking in modern education. *Int J Educ Technol High Educ* **21**, 15 (2024). <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00448-3>
3. Yim, I.H.Y., Su, J. Artificial intelligence (AI) learning tools in K-12 education: A scoping review. *J. Comput. Educ.* (2024). <https://doi.org/10.1007/s40692-023-00304-9>
4. Memarian, B., Doleck, T. Teaching and learning artificial intelligence: Insights from the literature. *Educ Inf Technol* (2024). <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12679-y>
5. Almasri, F. Exploring the Impact of Artificial Intelligence in Teaching and Learning of Science: A Systematic Review of Empirical Research. *Res Sci Educ* **54**, 977–997 (2024). <https://doi.org/10.1007/s11165-024-10176-3>
6. 8 Universities Leveraging AI to Drive Student Success | Digital Marketing Institute. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://digitalmarketinginstitute.com/blog/8-universities-leveraging-ai-to-drive-student-success>
7. How Effective is AI in Education? 10 Case Studies and Examples. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://axonpark.com/how-effective-is-ai-in-education-10-case-studies-and-examples/>
8. Lintner, T. A systematic review of AI literacy scales. *npj Sci. Learn.* **9**, 50 (2024). <https://doi.org/10.1038/s41539-024-00264-4>
9. Černý M. University Students' Conceptualisation of AI Literacy: Theory and Empirical Evidence. *Social Sciences*. 2024; 13(3):129. <https://doi.org/10.3390/socsci13030129>
10. Černý, M. (2024). AI Literacy in Higher Education: Theory and Design. In: Tomczyk, Ł. (eds) *New Media Pedagogy: Research Trends, Methodological Challenges, and Successful Implementations*.

NMP 2023. Communications in Computer and Information Science, vol 2130. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-63235-8\\_24](https://doi.org/10.1007/978-3-031-63235-8_24)

11. Tzirides, A. O., Zapata, G., Kastania, N. P., Saini, A. K., Castro, V., Ismael, S. A., You, Y., Santos, T. A. D., Searsmith, D., O'Brien, C., Cope, B., & Kalantzis, M. (2024). Combining human and artificial intelligence for enhanced AI literacy in higher education. *Computers and Education Open*, 6, Article 100184. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100184>

## DEVELOPMENT OF AI-GRAMMATISM AND CRITICAL THINKING

*Bogdan S. Popov*

Donetsk National Technical University,  
Str. Artyoma, 58, Donetsk, Russia, DPR, 283001  
[Popov.Bogdan.97@yandex.ru](mailto:Popov.Bogdan.97@yandex.ru)

The article explores methods of developing AI-literacy and critical thinking in students. The article considers modern approaches to teaching and analyses the effectiveness of using artificial intelligence in the educational process. Examples of successful integration of AI in education are given, demonstrating its influence on students' preparation for work in the digital society.

**Keywords:** artificial intelligence (AI), AI-literacy, critical thinking, educational technologies, teaching methods, AI implementation.

УДК 004.032.26

## ГЕНЕРАТИВНЫЕ И АДАПТИВНЫЕ МОДЕЛИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РЕШЕНИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ЗАДАЧ

*Орлова Татьяна Сергеевна*

Санкт-Петербургская государственная художественно-промышленная академия им. А. Л. Штиглица,  
191028, Россия, г. Санкт-Петербург, Соляной пер., 13  
[ots\\_prof@mail.ru](mailto:ots_prof@mail.ru)

Рассматриваются актуальные вопросы использования искусственного интеллекта (ИИ) в образовательной сфере, с особым акцентом на языковые модели, такие как ChatGPT и аналогичные платформы. Анализируется влияние этих технологий на академическую честность и навыки работы с текстом. Обсуждаются возможности и риски, связанные с использованием ИИ для создания учебных материалов и поддержки образовательного процесса. Освещаются проблемы, такие как плагиат, ухудшение навыков текстовой работы, защита персональных данных и возможные алгоритмические предвзятости. Статья также предлагает пути интеграции ИИ в образовательные процессы для повышения эффективности и доступности обучения.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, образовательные технологии, языковые модели, ChatGPT, академическая честность, защита данных, плагиат, алгоритмическая предвзятость, интеграция ИИ в образование, автоматизированные образовательные системы.

**Введение.** Прогресс в области искусственного интеллекта стимулировал ускоренное распространение языковых моделей. В ноябре 2022 года компания OpenAI представила ChatGPT — чат-бота, способного создавать тексты и изображения, отвечать на вопросы, а также помогать с идеями для текстов. После этого на рынке появились другие аналогичные продукты, включая российские разработки YandexGPT и GigaChat, а также китайский Ernie. В 2024 году AI встроены не только в браузеры, но и в ПО смартфонов, а также в веб-сервисы электронной почты.

**Постановка проблемы.** В контексте быстрого прогресса и активного внедрения генеративных моделей ИИ, система высшего образования столкнулась с необходимостью адаптировать эти технологии. Одновременно возникли сложности, такие как борьба с плагиатом, ухудшение навыков работы с текстом и литературой, а также вопросы, связанные с защитой персональных данных, нарушением авторских прав и рисками алгоритмической или политической предвзятости в нейросетевых моделях.

**Исследование проблемного поля.** Создание текстов студентами с помощью ИИ представляет потенциальный риск для академической честности и формирования навыков, особенно когда речь идет о языковых курсах, требующих интенсивного письма, в том числе в сфере международных исследований и гуманитарных дисциплин в целом. Кроме того, интеграция текста, созданного искусственным интеллектом, в текст написанный самостоятельно может привести к академическим неточностям и погрешностям, поскольку чат-бот нередко допускает ошибки.

**Описание проблемного поля.** Существует несколько основных типов запросов, при написании которых искусственный интеллект чаще всего ошибается. Искусственный интеллект часто ошибается по причине того, что его ответы строятся на уже заложенной информации, но запрограммированные тексты не всегда могут быть полными или точными. ChatGPT не имеет доступа к интернету в реальном времени, поэтому он не может обновлять свои знания или отслеживать актуальные изменения и события, так что некоторая информация может быть устаревшей или вообще придуманной. Ещё одной причиной ошибок является то, что языковая модель иногда "недопонимает" контекст запроса, особенно если он сложный или двусмысленный. Помимо этого, модель может генерировать ответы, которые кажутся логичными, но фактически содержат выдуманные или искажённые данные. Поэтому всегда написанный текст следует перепроверять и сопоставлять с фактами из литературы, Интернета, а также с собственными расчетами, если дело касается их. При этом генеративные и адаптивные модели искусственного интеллекта (кроме ChatGPT) обладают огромным потенциалом в сфере образования и нельзя недооценить их полезность и эффективность. Рассмотрим некоторые из возможных путей использования искусственного интеллекта.

Системы-наставники особенно актуальны для школьников и студентов, стремящихся углубить и проверить свои знания в определённых дисциплинах. Такие системы позволяют задавать вопросы по интересующим темам,

получать разъяснения сложных моментов в доступной форме, участвовать в научных дискуссиях и обращаться за помощью при решении сложных задач, что делает их незаменимым инструментом в образовательном процессе.

На платформе Character AI представлен широкий спектр тьюторов, удовлетворяющий самые разнообразные запросы пользователей. Изначально созданная для текстовых ролевых игр и взаимодействия с фиктивными персонажами из видеоигр, комиксов и сериалов, сегодня платформа также включает в себя специализированных ботов из различных профессиональных сфер, включая ученых и авторов разнообразных методик. Например, здесь можно найти виртуальное представление такой исторической личности, как Исаак Ньютон, и задать ему вопросы.

Кроме того, платформа предлагает возможность создать виртуальное отображение реального педагога. Для этого достаточно загрузить фотографию преподавателя и указать в описании бота его основные характеристики, включая специализацию и ключевые черты поведения. Это открывает новые перспективы для университетов и образовательных организаций в создании персонализированных образовательных ассистентов, доступ к которым возможен для любого пользователя и абсолютно бесплатно.

Компания Google разработала приложение под названием Socratic, которое анализирует и предлагает решения для задач, с которыми студенты сталкиваются, используя всего лишь одну фотографию. Тем временем, Khan Academy внедрила на своей платформе виртуального наставника по имени Khanmigo, который работает на основе GPT-4. Этот инструмент поддерживает учителей, студентов и их родителей на всех этапах обучения, отвечая на вопросы, предоставляя подсказки и оценивая результаты.

Однако существует один существенный недостаток в использовании компьютеризированных систем для образовательных целей, о которых мы писали ранее: языковые модели иногда демонстрируют так называемые «галлюцинации», потому необходима тщательная проверка фактов.

Тем не менее, анализ успеваемости с целью своевременного коррективного вмешательства может оказаться крайне полезным в образовательной сфере. Под «ранним вмешательством» понимают действия, направленные на стабилизацию успеваемости учащихся до того момента, как у них начнут формироваться пробелы в знаниях, понижаться баллы и возникать трудности с усвоением материала. Это может быть корректировка образовательной траектории ученика, замену неэффективных методов и форм обучения на более подходящие, а также изменения в расписании и методах оценивания [2].

Когда ученик или педагог самостоятельно предпринимает такие действия, то инициатива по идентификации нуждающихся в дополнительной поддержке или репетиторстве выполняется на основе непрерывного мониторинга и анализа успеваемости каждого студента. Это позволяет определить учащихся, которые могут находиться в «группе риска». BrightBytes и Renaissance Star 360 интегрируются с учебной базой данных, содержащей результаты тестов, оценки и другую релевантную информацию о студентах,

формируя рейтинги успеваемости и предоставляя данные для прогнозирования и раннего вмешательства [6].

Платформы с адаптивным ИИ, например Smart Sparrow и Docebo, позволяют разработать индивидуальные учебные планы для освоения любых направлений, отталкиваясь от профиля пользователя и информации о нем (его успеваемости, предпочтениях, привычном темпе обучения и т.д.). И здесь Google тоже приняла участие, создав, например, Illuminate, который за считанные минуты преобразует длинные научные статьи в короткие подкасты при помощи сгенерированных ИИ голосов. Так, с Illuminate можно не читать научные трактаты, а слушать, причем прямо в дороге или во время выполнения рутинных задач. При этом важно отметить, что Illuminate не просто озвучивает текст, а превращает его в полноценную научную беседу, используя два голоса, которые делают подачу материала более динамичной, как если бы тему рассказывали настоящие ведущие.

Также Learn About, который преобразует любой материал в любой формат, представляется удобным для применения. Так, один и тот же текст можно превратить в цепочку слайдов, графики, видео, веб-страницы, quiz-карточки или задания. В процессе пользователь также может взаимодействовать с форматами, задавать встроенному боту уточняющие вопросы, дополняя таким образом материал, или делать к нему пометки.

**Заключение.** Цифровизация в сфере высшего образования способствует возникновению новых форматов и возможностей, благодаря которым удалось компенсировать ряд недостатков и усилить преимущества [1]. В современном образовательном пространстве автоматизированные системы поддержки обучения играют всё более значимую роль. Хотя они не могут полностью заместить преподавателей, их применение в качестве наставников и помощников студентам оказывается крайне перспективным. Преимущества таких систем многочисленны: они доступны круглосуточно, не испытывают усталости, не требуют перерывов и выходных. Большинство из них предоставляются бесплатно, что делает их доступными для широкой аудитории пользователей, в то время как услуги опытных профессионалов могут быть довольно затратными.

### **Библиографический список**

1. Алексеева К.В., Вергелес К.П., Захаров А.Б., Карной М., Ларина Г.С., Маркина В.М. и др. Восприятие контингента. (Не)обычные школы: разнообразие и неравенство: монография. М.: НИУ ВШЭ; 2019. 232 с.
2. Алтухова Е.В. Наука и высшее образование в системе цифровизации экономики. В кн.: Национальные экономики в условиях глобальных и локальных трансформаций: сборник статей международной научно-практической конференции, Москва, 23–28 октября 2018 г. М.: НИИ ИЭП; 2018. С. 7–10.
3. Билялова Л.Р., Стрыгин А.В. Особенности технологии удаленных занятий в вузах. Финансовый бизнес. 2020. № 3. С. 3–8.
4. Воронина А.А. Трудовые аспекты организации дистанционного обучения в вузах. Вопросы трудового права. 2020. № 10.
5. Зубок Ю.А., Чупров В.И., Любутов А.С., Сорокин О.В. Жизненные позиции молодежи: смысловые основания формирования. Вестник Института социологии. 2021. № 3. С. 79–98.
6. Зиновьева Е., Трапезников В. Нейросети и генеративный ИИ в высшем образовании: международный опыт и российская практика [Электронный ресурс] // РСМД. Режим доступа:

[https://russiancouncil.ru/analytics-and-comments/analytics/neyroseti-generativnyy-ii-v-vysshem-obrazovanii-mezhdunarodnyy-opyt-i-rossiyskaya-praktika/?sphrase\\_id=153572900](https://russiancouncil.ru/analytics-and-comments/analytics/neyroseti-generativnyy-ii-v-vysshem-obrazovanii-mezhdunarodnyy-opyt-i-rossiyskaya-praktika/?sphrase_id=153572900) (дата обращения: 17.09.2024).

7. Юдина Т.Н., Сёмочкина Н.Н. Постпандемия: итоги и перспективы цифровизации высшего образования//Цифровая социология. 2024. № 1. С. 86–96.

## **GENERATIVE AND ADAPTIVE MODELS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SOLVING EDUCATIONAL PROBLEMS**

*Tatiana S. Orlova*

St. Petersburg Stieglitz State Academy of Art and Design,  
Solyanoi Lane, 13, St. Petersburg, Russia, 191028

[ots\\_prof@mail.ru](mailto:ots_prof@mail.ru)

The current issues of the use of artificial intelligence (AI) in the educational field are considered, with a special focus on language models such as ChatGPT and similar platforms. The impact of these technologies on academic integrity and text skills is analyzed. The possibilities and risks associated with using AI to create educational materials and support the educational process are discussed. Problems such as plagiarism, deterioration of textual skills, protection of personal data and possible algorithmic biases are highlighted. The article also suggests ways to integrate AI into educational processes to improve the effectiveness and accessibility of learning.

**Keywords:** artificial intelligence, educational technologies, language models, ChatGPT, academic integrity, data protection, plagiarism, algorithmic bias, integration of AI into education, automated educational systems.

УДК372.8

## **ВАРИАТИВНОЕ ОБУЧЕНИЕ ОСНОВАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ШКОЛЬНОМ КУРСЕ ИНФОРМАТИКИ**

*Самылкина Надежда Николаевна*

Московский педагогический государственный университет,  
614990, Россия, г. Москва, ул. Малая Пироговская, 1  
[nsamykina@yandex.ru](mailto:nsamykina@yandex.ru)

В статье представлены результаты исследования, посвященные разработке методики вариативного обучения основам искусственного интеллекта (ИИ) и анализа данных в курсе информатики основного общего и среднего общего образования с учетом внеурочной и проектно-исследовательской деятельности обучающихся в соответствии с требованиями обновленного ФГОС ОО на основе интегративного методологического подхода.

---

© Самылкина Н.Н. 2024

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства просвещения Российской Федерации (тема № 124052100092-0 («Вариативное обучение основам искусственного интеллекта в общем образовании на основе интегративного подхода»)).

The research was carried out within the state assignment of The Ministry of Education of The Russian Federation (theme № 124052100092-0)

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, анализ данных, вариативное обучение, интегративный подход, обновленный ФГОС общего образования, внеурочная деятельность, проектная деятельность.

**Введение.** Для последнего десятилетия характерно активное использование технологий искусственного интеллекта в профессиональной деятельности, системе образования разных уровней, принятие государственных программ, связанных с развитием ИИ и анализом больших данных. На тематику изучения основ искусственного интеллекта и анализа данных ориентируется школьный курс информатики, начиная с использования технологий искусственного интеллекта в основном общем образовании до теоретических и практических основ в содержании информатики углубленного уровня среднего общего образования. Несмотря на имеющиеся исследования о возможностях искусственного интеллекта, его методов и алгоритмов, а также широкое применение анализа данных в различных профессиональных областях, можно констатировать, что пока недостаточно научно обоснованных методических подходов к системному изучению вопросов искусственного интеллекта в общем образовании. Существуют разные мнения по отбору содержательного контента для включения школьные в учебники информатики и учебные пособия, по выбору инструментальных средств реализации интеллектуальных алгоритмов, ощущается серьезная нехватка учебно-методического обеспечения, в том числе цифрового, для основной и старшей школы [2; 3; 5; 7; 9]. В условиях сохранения единого содержания общего образования, обновления подходов к формированию и оцениванию образовательных результатов существует потребность в существенном обновлении содержания курса информатики за счет интеграции изучаемых тем с тематикой и технологиями ИИ и анализа данных для возможного построения различных образовательных траекторий при получении общего образования.

**Постановка цели исследования.** Целью представленного исследования является разработка научно-методического обеспечения вариативного обучения основам искусственного интеллекта в курсе информатики, во внеурочной и проектно-исследовательской деятельности обучающихся основного общего и среднего общего образования на основе интегративного подхода в соответствии с требованиями обновленного ФГОС общего образования. Результаты исследования необходимы для проектирования траекторий вариативного обучения основам искусственного интеллекта в школьном курсе информатики.

**Методология исследования.** Для разработки методики обучения основам искусственного интеллекта и анализа данных в курсе информатики основного общего и среднего общего образования использовались теоретические и эмпирические методы исследования. Был проведен анализ научных публикаций по тематике искусственного интеллекта, анализ и сравнение материалов зарубежных образовательных стандартов различных уровней образования, обзор отечественных практик внедрения результатов педагогиче-

ских исследований по методике обучения информатике на основе интегративного методологического подхода [3; 5; 7; 9; 10; 11].

Опираясь на положения концепции методической системы углубленного обучения информатике на основе интегративного подхода [6] и методику обучения основам ИИ [3; 5] были выделены и обоснованы компоненты методики обучения основам искусственного интеллекта и анализа данных в курсе информатики основного общего и среднего общего образования как преемственных образовательных уровней.

**Структура и компоненты методики обучения основам ИИ и анализа данных.** Разработанная методика вариативного обучения основам искусственного интеллекта и анализа данных в курсе информатики основного общего и среднего общего образования состоит из следующих компонентов:

- *интегративного методологического подхода* (основа для выбора концепции и реализации методики);
- *целевого компонента* (интегративная деятельностная основа содержания обучения и планируемых образовательных результатов);
- *содержательного компонента* (инвариантная и вариативная составляющая);
- *процессуального компонента* (современные методы, средства и формы обучения, новые образовательные технологии);
- *системы оценивания образовательных результатов* (в соответствии с новыми подходами обновленного ФГОС ОО).

Структура и состав методики вариативного обучения основам ИИ и анализа данных представлена на рис. 1.

Интегративный методологический подход в качестве концептуальной основы методики вариативного обучения ИИ позволит оперативно корректировать компоненты методики, ориентируясь на изменения технологических и образовательных трендов в рамках действия одного поколения ФГОС ОО. Целевой компонент учитывает образовательные запросы обучающихся, кадровые и цифровые ресурсы организации. Позволяет вводить гибкие форматы оценивания образовательных результатов на основе разработанных детализированных предметных результатов изучения вопросов ИИ и анализа данных.

В качестве содержательного компонента методики представлено содержание теоретических и практических модулей основ искусственного интеллекта для реализации вариативных образовательных траекторий для основного общего (базовый и углубленный уровни изучения информатики) и среднего общего образования (базовый и углубленный уровни изучения информатики) с учетом возможностей проектно-исследовательской и внеурочной деятельности. Авторами сделаны акценты на подготовку к тематическим олимпиадам по искусственному интеллекту, а также на реализацию учебно-исследовательских проектов по тематике искусственного интеллекта и ана-

лиза данных [1]. Организационный компонент методики максимально учитывает персональные запросы участников образовательных отношений.



**Рисунок 1. Схема методики вариативного обучения основам ИИ и анализа данных**

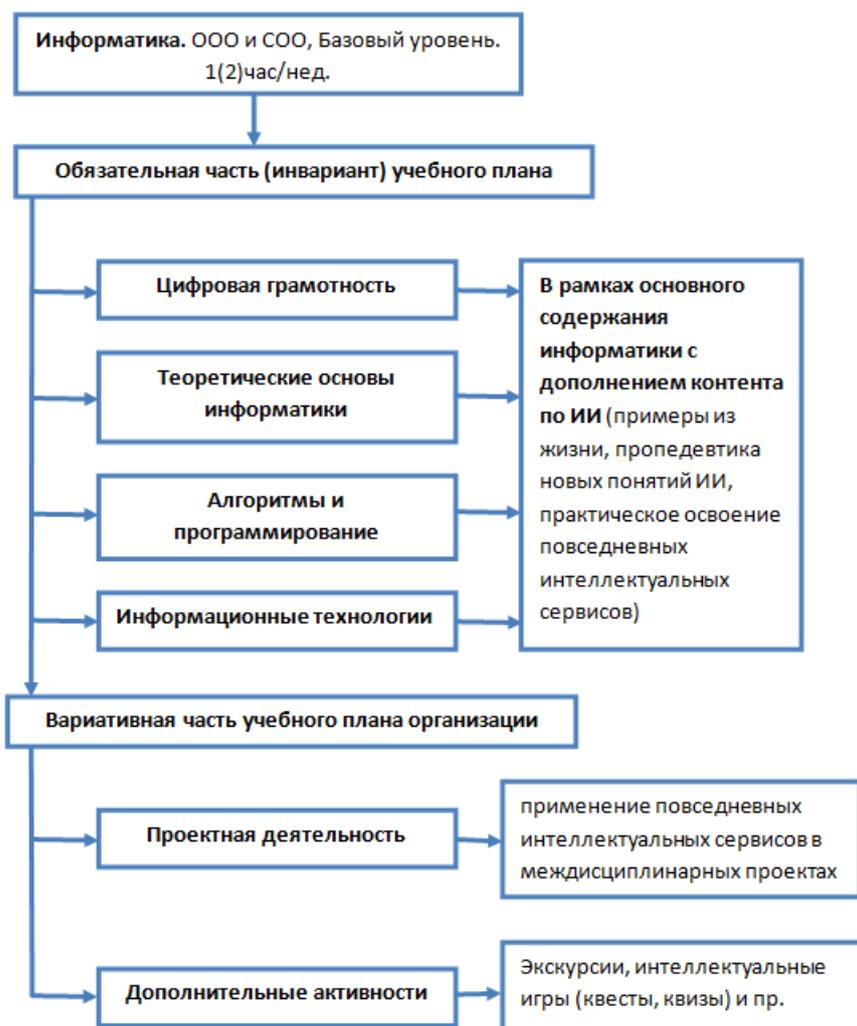
Для каждого уровня образования и уровня изучения информатики разработаны детализированные предметные и метапредметные результаты изучения тематики искусственного интеллекта и анализа данных. Для пошаговой диагностики продвижения к предметным и метапредметным результатам разработаны оценочные материалы:

- формирующего оценивания усвоения материала (могут использоваться в качестве стартовой диагностики в начале обучения);
- текущего оценивания продвижения по темам, относящимся к основам искусственного интеллекта;
- тематического (итогового по теме) оценивания, связанных с основами искусственного интеллекта и анализа данных;
- оценивания проектно-исследовательских работ обучающихся по тематике искусственного интеллекта.

Апробация разработанного тематического контента для основного общего и среднего общего образования проходила на занятиях, проводимых в стенах Института математики и информатики МПГУ с обучающимися московских школ, участвующих в проектах «ИТ-вертикаль» и «ИТ-класс».

**Обязательная и вариативная часть учебного плана при изучении основ ИИ на разных уровнях изучения информатики.** Обязательная часть (инвариант) осваивается в рамках основного содержания информатики с дополнением контента по искусственному интеллекту там, где это целесообразно и возможно сделать [8]. В виде дополнения к изучаемым темам приводятся примеры из жизни и профессиональных сфер деятельности, при этом используются новые понятия по тематике ИИ, а также выполняются небольшие практические упражнения на освоение повседневных интеллектуальных сервисов. Вариативная часть учебного плана (формируемая участниками образовательных отношений) при изучении вопросов искусственного интеллекта в курсе информатики представлена традиционно обязательной проектной деятельностью и всевозможными дополнительными активностями (см. рис. 2).

Представленный состав обязательной и вариативной частей учебного плана реализуется как в основном общем, так и в среднем общем образовании независимо от выбранного профиля обучения (кроме технологического).



**Рисунок 2. Состав обязательной и вариативной частей учебного плана при изучении ИИ на базовом уровне**

Для углубленного изучения информатики в общем образовании несколько более объемным будет контент для обязательной составляющей в рамках тематических разделов информатики и более разнообразной вариативная часть, его содержательная и деятельностная составляющие [4]. Предполагается, что в большинстве своем обучающиеся продолжат изучение информатики в старшей школе на углубленном уровне в технологическом профиле или предпрофессиональном классе. Вариант перехода с углубленного уровня основной школы на базовый уровень старшей школы учтен выше при формировании траекторий базового уровня изучения информатики.

В рамках основного содержания информатики с дополнением контента по ИИ на углубленном уровне приводятся примеры использования ИИ в профессиях, изучаются новые понятия ИИ и их взаимосвязь, рассматривается история возникновения и развития различных направлений ИИ. Большое внимание уделяется практическому освоению и осознанному применению повседневных интеллектуальных сервисов, а также решению задач ИИ и анализа больших данных с привлечением свободных дата-сетов. Схематично состав и взаимосвязи частей можно представить в виде рис. 3.

Углубленный уровень изучения информатики предполагает значимо разнообразную вариативную часть учебного плана (формируемая участниками образовательных отношений), поскольку тематика ИИ выходит на внешний контроль, т.е. представлена в предметных и метапредметных результатах освоения основной образовательной программы СОО. Проектная деятельность помимо применения повседневных интеллектуальных сервисов в междисциплинарных проектах ориентирована и на учебные исследования по тематике ИИ для увлеченных обучающихся, которые при этом существенно повысят навыки программирования вплоть до создания интеллектуальных продуктов.

В популярных инженерных классах старшеклассники переходят на интеллектуальную робототехнику. Прототипы продуктов, созданных на занятиях, позволяют принимать участие в конкурсах и соревнованиях, влияют на профессиональн

У учащихся также пользуются популярностью олимпиады школьников по искусственному интеллекту, как альтернативная форма поступления в вуз, соответственно требующие специальной подготовки к таким соревнованиям [1]. Образовательная организация может предложить курсы для подготовки к олимпиадам по ИИ, начиная с основной школы, где предусмотрено расширенное изучение Python с включением специальных библиотек для решения задач ИИ, анализа данных

осе самоопределение выпускников. Увлеченные обучающиеся не оставляют без внимания любые дополнительные активности по современной тематике.

**Заключение.** В результате исследования предложена структура и состав методики обучения основам ИИ и анализа данных в общеобразовательном курсе информатики, которая позволяет построить различные варианты

образовательных программ, учитывающих переходы обучающихся с основного общего образования в среднее общее и спроектировать необходимое количество траекторий обучения в соответствии с персональными запросами участников образовательных отношений, рационально использовать компоненты информационной образовательной среды организации при реализации основных образовательных программ общего образования.



### Рисунок 3. Состав обязательной и вариативной частей учебного плана при изучении ИИ в курсе информатики на углубленном уровне

#### Библиографический список

1. Григорьев С. Г., Калинин И. А., Самылкина Н. Н. Система заданий для первой всероссийской олимпиады школьников по искусственному интеллекту. *Информатика и образование*. 2022;37(3):12–20. DOI: 10.32517/0234-0453-2022-37-3-12-20
2. Искусственный интеллект: 10-11 классы: учебное пособие/И.А.Калинин, Н.Н.Самылкина, А.А.Салахова. – Москва: Просвещение, 2023. – 144 с.ил. – (Профильная школа). URL: <https://shop.prosv.ru/iskusstvennyj-intellekt--10-11-klassy21811>. (Дата обращения: 17.08.2024 г.)
3. Левченко И.В., Садыкова А.Р., Меренкова П.А. Модель вариативного обучения учащихся основной школы в области искусственного интеллекта. *Информатика и образование*. 2024;39(2):16–24. <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2024-39-2-16-24>
4. Приказ Министерства просвещения Российской Федерации от 12.08.2022 № 732 "О внесении изменений в федеральный государственный образовательный стандарт среднего общего образования, утвержденный приказом Министерства образования и науки Российской Федерации от 17 мая 2012 г. № 413" (Зарегистрирован 12.09.2022 № 70034): URL: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001202209120008>. (Дата обращения: 17.08.2024 г.)
5. Самылкина Н. Н., Салахова А. А. Обучение основам искусственного интеллекта и анализа данных в курсе информатики на уровне среднего общего образования: монография. М.; МПГУ; 2022. 228 с. EDN: [ВАСМСW](https://edn.ras.ru/entry/10.31862/9785426310643). DOI: [10.31862/9785426310643](https://doi.org/10.31862/9785426310643).
6. [Самылкина Н. Н. Организация углубленного обучения информатике на основе интегративного подхода: монография /Н.Н. Самылкина. Москва: МПГУ, 2020. 346 с.](#)
7. Ткач Т. В. Машинное обучение и обработка больших данных в условиях современной школы. *Информатика в школе*. 2020;(7(160)):25-29. EDN: JETIPH. DOI: 10.32517/2221-1993-2020-19-7-25-29.
8. Федеральная рабочая программа основного общего образования (базовый уровень) (для 7-9 классов образовательных организаций). URL: [https://edsoo.ru/wp-content/uploads/2023/08/15\\_ФРП-Информатика-7-9-классы\\_база.pdf?ysclid=lsybid3lci419826100](https://edsoo.ru/wp-content/uploads/2023/08/15_ФРП-Информатика-7-9-классы_база.pdf?ysclid=lsybid3lci419826100) (Дата обращения 22.08.2024).
9. Яеницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
10. Israel-Fishelson R., Moon P. F., Tabak R., Weintrop D. Preparing students to meet their data: an evaluation of K-12 data science tools. *Behaviour & Information Technology*. Taylor&Francis; 2023:1–20. DOI: 10.1080/0144929X.2023.2295956.
11. Sang J. L., Kyungbin K., A systematic review of AI education in K-12 classrooms from 2018 to 2023. Topics, strategies, and learning outcomes. «Computers and Education: Artificial Intelligence». 6:2024. DOI: [10.1016/j.caeai.2024.100211](https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100211)

#### VARIATIVE TEACHING OF THE BASICS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE SCHOOL COURSE OF COMPUTER SCIENCE

*Samylkina Nadezhda Nikolayevna*

Moscow Pedagogical State University,

1, Malaya Pirogovskaya St., Moscow, 614990, Russia.

[nsamylkina@yandex.ru](mailto:nsamylkina@yandex.ru)

The article presents the results of the research devoted to the development of a methodology of variant teaching of the basics of artificial intelligence (AI) and data analysis in the course of computer science of basic general and secondary general education taking into account extracurricular and project-research activities of students in accordance with the requirements of the updated Federal

State Standard of Education and Science on the basis of the integrative methodological approach.

**Keywords:** artificial intelligence, data analysis, variable learning, integrative approach, updated FSES of general education, extracurricular activities, project activities.

УДК 37.013

## РАЗВИТИЕ ИИ-ТЕХНОЛОГИЙ В ОБРАЗОВАНИИ: ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ИНСТРУМЕНТОВ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ

*Лелюх Алена Борисовна*

Московский педагогический государственный университет,  
119435, Россия, Москва, ул. Малая Пироговская, д. 1, стр. 1

[leluhalena@yandex.ru](mailto:leluhalena@yandex.ru)

Развитие ИИ открывает новые горизонты в образовании, предлагая инновационные решения для повышения качества обучения. В статье анализируются ключевые ИИ-инструменты, их функции, преимущества и вызовы. Рассматривается их влияние на решение проблем образования и развитие учебного процесса.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, образование, ИИ-инструменты, обучение, преподавание, образовательные технологии, адаптивное обучение.

**Введение.** Современные образовательные системы сталкиваются с рядом вызовов, включая необходимость персонализированного подхода к обучению [8], высокую нагрузку на преподавателей [9], потребность в инновационных методах оценки знаний и создании учебных материалов [4]. Цель статьи – предоставить обзор современных ИИ-инструментов, используемых в образовательной сфере, проанализировать их функциональные возможности и оценить их влияние на образовательный процесс.

Рассмотрим эти вызовы более подробно:

1. *Персонализированный подход к обучению.* В условиях разнообразия учеников с различными уровнями подготовки, стилями обучения и индивидуальными потребностями традиционные методы преподавания часто оказываются неэффективными. Персонализированный подход включает адаптацию образовательного процесса под конкретного ученика, что включает индивидуальные учебные планы, персонализированные задания и адаптивные технологии. Например, такой инструмент, как AI Tutor предоставляет возможность создания индивидуальных учебных программ и адаптацию материала в зависимости от потребностей и уровня подготовки учащегося. Инструмент может анализировать успеваемость и прогресс, чтобы предложить более целенаправленные ресурсы и задания [6]. Такие решения, как Curipod

[11] и Magic School [7] помогают создавать интерактивные уроки и адаптивные курсы, что также способствует более персонализированному обучению [1].

2. *Высокая нагрузка на преподавателей.* Преподаватели часто сталкиваются с перегрузкой из-за большого количества учебных заданий, проверки работ и взаимодействия с учениками. Эффективное управление классом, подготовка материалов и проведение оценивания требуют значительных временных и эмоциональных затрат. Для уменьшения нагрузки на преподавателей существуют инструменты, которые автоматизируют рутинные процессы. Например, Gradescope [10] и ClassPoint AI позволяют автоматизировать оценивание заданий и создание интерактивных презентаций, тем самым сокращая время, затрачиваемое на эти задачи. ChatGPT и Grammarly предоставляют помощь в написании и проверке текстов, что может значительно упростить работу преподавателей при подготовке учебных материалов и коррекции работ студентов.

3. *Потребность в инновационных методах оценки знаний.* Традиционные методы, такие как письменные экзамены и тесты, не всегда отражают истинные способности и знания учащихся. Современные образовательные системы требуют гибких и точных методов оценки, учитывающих теоретические знания, практические навыки, критическое мышление и творческий подход. Индивидуальные потребности учащихся требуют гибких методов оценки знаний. Такой инструмент, как Quizizz предлагает создание интерактивных тестов и викторин, что позволяет оценивать не только теоретические знания, но и практические навыки. Gradescope и AI Tutor могут автоматически анализировать и оценивать выполнение заданий, что улучшает точность и скорость оценки, а также позволяет преподавателям сосредоточиться на более сложных аспектах обучения.

4. *Создание учебных материалов.* Разработка качественных учебных материалов, соответствующих современным требованиям и интересам учеников, представляет собой сложную задачу. Учебные материалы должны быть актуальными, доступными и способствовать активному вовлечению учащихся в учебный процесс. Создание актуальных и вовлекающих учебных материалов может быть облегченным благодаря инструментам, таким как Canva и Adobe Firefly, которые позволяют создавать графику и визуальные материалы с помощью ИИ. ChatPDF помогает в подготовке презентаций и взаимодействии с PDF-документами, что может значительно упростить работу по созданию и обновлению учебных ресурсов [2].

Таким образом инновационные решения и технологии, способны существенно улучшить образовательный процесс и сделать его более эффективным и адаптивным к современным требованиям. Таблица 1 содержит перечень популярных ИИ-инструментов, применяемых в образовании. Отбор инструментов для анализа осуществлялся по следующим критериям:

- *актуальность* - рассматривались решения, которые на данный момент являются современными и активно применяются в образовательных целях;

- *функциональные характеристики* – способность удовлетворять потребности каждого ученика, автоматизировать рутинные процессы, наличие инновационных методов оценки, таких как автоматизированные тесты, проектные и интерактивные задания, которые позволяют получить более полную картину успеваемости учащихся.
- *рейтинги и статистика использования*, комментарии и обзоры пользователей.

**Таблица 1. Обзор современных ИИ-технологий в образовании**

ИНСТРУМЕНТ	ОПИСАНИЕ	ОСНОВНЫЕ ФУНКЦИИ
<b>ChatGPT</b> <a href="https://chat.openai.com">https://chat.openai.com</a>	Модель ИИ от OpenAI для общения и генерации текстов.	- написание и проверка текстов; - поиск информации; - решение задач; - перевод текстов; - сжатие материалов; - подготовка планов
<b>Gemini</b> <a href="https://gemini.google.com">https://gemini.google.com</a>	Продукт компании Google, доступный как десктопная версия и на мобильных устройствах.	- написание и проверка текстов; - перевод; - изучение языков; - составление тестов; - решение задач.
<b>MathGPT</b> <a href="https://www.mathgpt.com">https://www.mathgpt.com</a>	Инновационный ИИ для решения математических задач разного уровня сложности.	- решение математических задач; - генерация задач и формул; - поддержка текстовых запросов и картинок.
<b>Character.AI</b> <a href="https://character.ai">https://character.ai</a>	ИИ-продукт для общения с различными персонажами.	- общение с персонажами; - развитие навыков письма; - практика языков
<b>DeepL</b> <a href="https://www.deepl.com">https://www.deepl.com</a>	Глобальный инструмент для перевода текстов с высокой точностью.	- перевод текстов; - улучшение материалов (правки, рекомендации).
<b>Perplexity</b> <a href="https://www.perplexity.ai">https://www.perplexity.ai</a>	ИИ-поисковик для облегчения работы с информацией.	- поиск информации; - ответы на вопросы; - написание текстов; - перевод
<b>YandexGPT</b> <a href="https://ya.ru/ai/gpt-3">https://ya.ru/ai/gpt-3</a>	ИИ-продукт от Яндекса для работы с текстами и задачами.	- написание и проверка текстов; - поиск ответов; - решение задач; - формирование списков литературы.
<b>QuillBot</b> <a href="https://quillbot.com">https://quillbot.com</a>	Инструмент для перефразирования и проверки грамматики.	- перефразирование; - сокращение текстов; - улучшение стиля письма.
<b>AI Tutor</b> <a href="https://www.aitutorpro.ca/">https://www.aitutorpro.ca/</a>	Виртуальный репетитор для различных предметов.	- персонализированное обучение; - объяснение концепций; - помощь с задачами.
<b>Otter.ai</b> <a href="https://otter.ai/">https://otter.ai/</a>	Программа для автоматической транскрипции аудио.	- транскрипция в реальном времени; - создание заметок по аудиофайлам.
<b>Canva</b> <a href="https://www.canva.com">https://www.canva.com</a>	Платформа для создания графики с помощью	- генерация изображений и дизайнов;

	встроенных ИИ-инструментов.	создание презентаций и материалов.
<b>Gradescope</b> <a href="https://www.gradescope.com/">https://www.gradescope.com/</a>	Инструмент для автоматизации оценки заданий с использованием ИИ.	оценивание с помощью ИИ; поддержка бумажных и онлайн-заданий.
<b>Magic School</b> <a href="https://www.magicschool.com">https://www.magicschool.com</a>	Образовательная платформа с применением ИИ для создания учебных материалов и курсов.	создание учебных материалов; поддержка адаптивного обучения.
<b>Course Hero</b> <a href="https://www.coursehero.com">https://www.coursehero.com</a>	Платформа для улучшения образовательного процесса с использованием ИИ и данных.	персонализированное обучение; помощь в выполнении домашних заданий на базе ИИ.
<b>Duolingo</b> <a href="https://www.duolingo.com">https://www.duolingo.com</a>	Приложение для изучения языков с помощью ИИ, адаптированное под студента.	персонализированное обучение языкам; интерактивные задания и упражнения.
<b>Quizizz</b> <a href="https://quizizz.com/">https://quizizz.com/</a>	Платформа для создания интерактивных тестов и викторин с применением ИИ.	создание тестов; оценка и анализ результатов учащихся.
<b>Fireflies.AI Corp.</b> <a href="https://fireflies.ai">https://fireflies.ai</a>	Платформа для записи, анализа и транскрипции совещаний и уроков с помощью ИИ.	автоматическая запись и транскрипция; анализ встреч и уроков.
<b>Adobe Firefly</b> <a href="https://www.adobe.com">https://www.adobe.com</a>	Инструмент для генерации изображений и видео на базе ИИ.	создание графики и анимации; улучшение визуальных материалов.
<b>ChatPDF</b> <a href="https://chatpdf.com/">https://chatpdf.com/</a>	Приложение для взаимодействия с PDF-документами с помощью ИИ.	быстрый анализ PDF-документов; извлечение и структурирование информации.
<b>ClassPoint AI</b> <a href="https://www.classpoint.io/">https://www.classpoint.io/</a>	Инструмент ИИ для создания интерактивных презентаций и заданий в PowerPoint.	создание интерактивных презентаций; оценка вовлеченности учащихся.

Для эффективного внедрения ИИ в образовательные процессы следует также учитывать несколько ключевых факторов:

1. *Обучение преподавателей.* Успешная работа с ИИ требует от преподавателей определенной подготовки. Им нужно не только осваивать функциональные возможности инструментов, но и уметь адаптировать их к потребностям учеников.
2. *Адаптация инструментов под учебные программы.* Инструменты ИИ должны соответствовать специфике преподаваемых предметов и уровню подготовки учащихся [3]. Например, MathGPT идеально подходит для решения математических задач, а Character.AI — для гуманитарных дисциплин.
3. *Интеграция с системами управления обучением (LMS).* Для повышения эффективности использования ИИ важно интегрировать его с уже существующими системами управления обучением [5], такими как Moodle, Microsoft Teams или Blackboard.

4. *Оценка эффективности использования ИИ.* Постоянный мониторинг и оценка влияния ИИ на образовательный процесс помогут выявить как положительные, так и отрицательные аспекты, например, зависимость от технологий или возможные ошибки в оценивании.

5. *Этика и безопасность данных.* Использование ИИ должно сопровождаться строгими мерами по защите персональных данных учеников, что важно для обеспечения конфиденциальности и этичности.

Перспективы использования ИИ в образовании на текущем этапе использования ИИ представляются следующими :

1. *Индивидуализированное обучение на новом уровне.* Благодаря постоянному развитию адаптивных технологий, ИИ сможет предлагать более точные и персонализированные учебные программы для каждого ученика. Это не только повысит успеваемость, но и снизит уровень стресса у учеников, позволяя им учиться в удобном темпе.

2. *Развитие ИИ-ассистентов для преподавателей.* В будущем ИИ-инструменты смогут не только помогать с рутинными задачами, но и предоставлять преподавателям аналитику по прогрессу каждого ученика. Это позволит преподавателям принимать более обоснованные решения при выборе стратегии обучения.

3. *Геймификация и интерактивное обучение.* ИИ продолжит совершенствование интерактивных платформ, таких как Quizlet и Curipod, предлагая более захватывающие и игровые форматы обучения. Это может повысить вовлеченность учеников и сделать учебный процесс более увлекательным и эффективным.

4. *Автоматизация создания учебных материалов.* В будущем ИИ сможет самостоятельно разрабатывать учебные материалы, основываясь на данных об учебных предпочтениях учащихся и их уровнях знаний. Это существенно сократит время на подготовку к занятиям и повысит качество материалов.

5. *Международное сотрудничество.* ИИ-инструменты, такие как DeepL и Duolingo, уже сейчас помогают в изучении иностранных языков. В перспективе они смогут играть более активную роль в создании международных образовательных проектов и программ, предоставляя доступ к обучению на различных языках и в различных культурных контекстах.

6. *Инклюзивное образование.* ИИ-технологии имеют потенциал сделать образование более инклюзивным, предоставляя возможности для адаптации учебных материалов для учеников с особыми потребностями. Например, инструменты для транскрипции аудио, такие как Otter.ai, могут помочь ученикам с нарушениями слуха, а адаптивные платформы — предоставить учебные планы для учеников с различными когнитивными особенностями.

**Заключение.** Перспективы использования ИИ в образовании открывают огромные возможности для развития персонализированного и инклюзивного подхода к обучению. Однако успешное внедрение технологий требует не только грамотного использования существующих решений, но и постоянного совершенствования учебных программ и подходов к преподаванию.

Важно помнить, что ИИ должен оставаться вспомогательным инструментом, а не заменой для живого взаимодействия и педагогической интуиции преподавателя.

### **Библиографический список**

1. Котлярова И.О. Технологии искусственного интеллекта в образовании // Вестник ЮУрГУ. Серия: Образование. Педагогические науки. 2022. №3. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/tehnologii-iskusstvennogo-intellekta-v-obrazovanii-2> (дата обращения: 17.08.2024).
2. Лебедева Т.М., Анпилова Л.М. Польза нейросети для эффективного обучения современного школьника // Форум молодых ученых. 2024. №8 (96). [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/the-use-of-a-neural-network-for-effective-teaching-a-modern-student> (дата обращения: 10.09.2024).
3. Родионов О.В., Тамп Н.В. Технологии искусственного интеллекта в образовании // Воздушно-космические силы. Теория и практика. 2022. №22. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/tehnologii-iskusstvennogo-intellekta-v-obrazovanii-1> (дата обращения: 10.09.2024).
4. Соловова Н. В. Методическая компетентность преподавателя вуза // Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Филология, педагогика, психология. 2010. №5. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/metodicheskaya-kompetentnost-prepodavatelya-vuza>
5. Ущeko А.В. Искусственный интеллект в образовании. Применение искусственного интеллекта для обеспечения адаптивности образования // Вестник науки. 2023. №6 (63). [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-v-obrazovanii-primenenie-iskusstvennogo-intellekta-dlya-obespecheniya-adaptivnosti-obrazovaniya> (дата обращения: 17.09.2024).
6. Baillifard, Ambroise, et al. "Effective learning with a personal AI tutor: A case study." *Education and Information Technologies* (2024): 1-16. [Электронный ресурс]. Режим доступа: [https://www.researchgate.net/publication/324162661\\_Personalisation\\_in\\_educational\\_technology\\_the\\_absence\\_of\\_underlying\\_pedagogies](https://www.researchgate.net/publication/324162661_Personalisation_in_educational_technology_the_absence_of_underlying_pedagogies)
7. Hatim Muhammad Mustafa , Somaya Shokry Mahmoud , Hayah Mohamed Abouelnaga , Mohammed Tayfour , Ahmed Baz Mohamed Metwally , Saleh M. Shehata. (2024). The Effect Of The Training Of Using Magic School AI On Self-Efficacy In Teaching And Information Overload Among Arabic Teachers. *Migration Letters*, 21(S9), 1361–1370. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://migrationletters.com/index.php/ml/article/view/10368>
8. Zdravkova, K. Personalized Education for Sustainable Development. *Sustainability* 2023, 15, 6901. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.3390/su15086901>
9. Lijana, Navickienė., Eglė, Stasiūnaitienė., Ilona, Kupčikienė., Donatas, Misiūnas. (2019). Stressors in teacher's work. *Public Health*, 28(6), 29-34. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.5200/sm-hs.2018.067>
10. Singh A., Karayev S., Gutowski K. Abbeel P. Gradescope: A Fast, Flexible, and Fair System for Scalable Assessment of Handwritten Work. In *Proceedings of the Fourth (2017) ACM Conference on Learning @ Scale (L@S '17)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 81–88. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1145/3051457.3051466>
11. Sbardella Talia; Montanucci Giorgia. Curipod: A Tool for Creating and Delivering AI-enhanced lessons." *LT* (2024), 33-35 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ricerca.unistrapg.it/handle/20.500.12071/39472>

## **DEVELOPMENT OF AI TECHNOLOGY IN EDUCATION: OVERVIEW OF MODERN TOOLS AND THEIR APPLICATIONS**

*Lelyukh Alena Borisovna*

Moscow Pedagogical State University,

119435, Russia, Moscow, st. Malaya Pirogovskaya, 1, building 1

[leluhalena@yandex.ru](mailto:leluhalena@yandex.ru)

The development of AI opens up new horizons in education, offering innovative solutions to improve the quality of learning. The article analyzes key AI tools, their functions, advantages and challenges. Their influence on solving educational problems and developing the educational process is considered.

**Keywords:** artificial intelligence, education, AI tools, learning, teaching, educational technologies, adaptive learning

УДК 37.06+004.85

## ИССЛЕДОВАНИЕ АКТУАЛЬНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИИ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ В ШКОЛЕ

*Кобзев Иван Дмитриевич*

Институт Бизнеса БГУ,  
220004, Республика Беларусь, г. Минск, ул. Обойная, 7  
[ivan.d.kobzev@gmail.com](mailto:ivan.d.kobzev@gmail.com)

*Мочалова Вера Кирилловна*

Институт Бизнеса БГУ,  
220004, Республика Беларусь, г. Минск, ул. Обойная, 7  
[vera-m-06@mail.ru](mailto:vera-m-06@mail.ru)

Научный руководитель

*Лесниченко-Роговская Мария Владимировна*

Институт Бизнеса БГУ,  
220004, Республика Беларусь, г. Минск, ул. Обойная, 7  
[mari\\_lesnichenko@mail.ru](mailto:mari_lesnichenko@mail.ru)

Статья посвящена исследованию использования искусственного интеллекта (ИИ) в образовательном процессе и его влиянию развитие современной педагогики. Рассматриваются основные направления использования ИИ в обучении, включая персонализацию образовательного процесса, создание интерактивных учебных материалов, поддержку преподавателей и автоматизацию оценки знаний. В работе приводятся примеры успешной интеграции ИИ-решений, таких как AI-репетиторы и платформы дистанционного обучения.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, ИИ в образовании.

**Введение.** На протяжении уже нескольких лет искусственный интеллект (ИИ) является неотъемлемой частью нашей жизни, оказывая влияния на различные сферы жизнедеятельности общества, например, медицину, финансы, экономику и, конечно, образование. С каждым днем популярность ИИ только растет, улучшая качество и доступность знаний [1]. В условиях стремительного развития технологий и изменения потребностей общества, образование сталкивается с необходимостью адаптации.

4Рассмотрим преимущества и недостатки, которые дает использование ИИ в образовательном процессе. К плюсам можно отнести: экономию времени для учителей (т. е. автоматизацию рутинных процессов, что значительно экономит ресурсы учителя); использование ИИ для создания учебных материалов, которые будут направлены на индивидуальные потребности и уровень знаний каждого ученика [2]. Также нейросети способствуют тому, чтобы уроки стали более интерактивными и интересными, вследствие чего занятия становятся более эффективными. Кроме того, ИИ заметно упрощает процесс удаленного обучения, повышая качество образования с использованием данного формата.

Несмотря на все преимущества, использование ИИ в образовании может привести и к ряду серьезных проблем. Это включает в себя снижение уровня социализации и уменьшение взаимодействия учеников с учителями. Также возникают трудности с формированием критического мышления: из-за широкого распространения нейросетей у студентов могут возникнуть проблемы с принятием важных решений, поскольку многие задачи они смогут решать только с помощью ИИ [3].

В статье рассматривается влияние и значение искусственного интеллекта на образовательный процесс, опираясь на практические примеры его применения, а также на собственный опыт работы с ИИ. Эти примеры демонстрируют, как ИИ может трансформировать подходы к обучению, способствуя развитию критического мышления, улучшению успеваемости и созданию более интерактивной образовательной среды.

**Основная часть.** Развитие информационных технологий вывело искусственный интеллект на новый уровень, где он может широко применяться в образовании. ИИ в обучении раскрывает потенциал учащихся и преподавателей и повышает эффективность в работе.

Рассмотрим теоретические способы применения ИИ в образовательном процессе. Так, в недавней исследовательской работе Фань Оуян и Пэнчэн Цзяо из Чжэцзянского университета выделили три парадигмы искусственного интеллекта в образовании.

- 1) **Парадигма первая:** учащийся как получатель. ИИ используется для представления моделей знаний и прямого когнитивного обучения, в то время как учащиеся являются получателями услуг ИИ.
- 2) **Парадигма вторая:** учащийся как участник. ИИ используется для поддержки обучения, в то время как учащиеся работают в сотрудничестве с ИИ.
- 3) **Парадигма третья:** ученик как лидер. ИИ используется для расширения возможностей обучения, в то время как учащиеся принимают участие в обучении.

**Исследования в Гане.** В последние годы искусственный интеллект (ИИ) находит всё большее применение в образовательной сфере, предлагая новые возможности для улучшения учебного процесса. Одним из ярких примеров является исследование, проведенное в Гане, которое продемонстриро-

вало положительное влияние AI-репетитора на успеваемость учащихся в математике.

В рамках эксперимента почти тысяча учеников 3-9 классов из 11 различных школ в Гане в течение восьми месяцев занимались с AI-ботом по имени Rofi, доступным через WhatsApp. Участники эксперимента занимались математикой два раза в неделю по 30 минут, что позволило интегрировать занятия в расписание внеурочной деятельности. В это время ученики также имели доступ к преподавателю, что создавало условия для дополнительной поддержки.

AI-бот Rofi использовал метод Сократовского диалога, предлагая учащимся решать задачи, анализировать их ошибки и не выдавая ответ сразу, что способствовало более глубокому пониманию материала. Оценка результатов проводилась с помощью теста из 35 вопросов. В начале эксперимента дети в обеих группах решали в среднем 20.2 задания, однако по окончании эксперимента контрольная группа показала результат в 22.2 задания, в то время как студенты с AI-ассистентом достигли 25.4 задания. Эта разница оказалась статистически значимой.

Авторы исследования отмечают, что стоимость использования такого ассистента составляет всего \$10 в год на одного ученика, что делает его доступным для образовательных учреждений, особенно в странах с ограниченными ресурсами. Важно отметить, что, несмотря на положительные результаты, исследование подвергалось критике. Некоторые эксперты указывают на то, что ученики из тестовой группы тратили на занятия с ботом на час в неделю больше времени, что могло также повлиять на результаты. Тем не менее, предполагается, что основным фактором успеха является именно использование ИИ, который предоставляет индивидуализированную помощь и поддерживает учащихся в процессе обучения.

Таким образом, результаты данного исследования подчеркивают потенциал использования искусственного интеллекта в образовании, особенно в контексте развивающихся стран, где доступ к качественному образованию может быть ограничен. AI-ассистенты могут стать важным инструментом для повышения успеваемости и обеспечения более равного доступа к образовательным ресурсам [4].

**Практическая часть исследования.** Авторами была разработана анкета, включающая вопросы, касающиеся осведомленности школьников о нейросетях, их восприятия влияния ИИ на образование. Основной целью исследования является получение эмпирических данных, на основе которых можно будет сделать выводы об осведомленности и интересах школьников участвовать в образовательной деятельности с применением искусственного интеллекта.

Анкета предназначена для учащихся средней школы в возрасте от 12 до 14 лет. Мы распространили ее среди школьников различных учебных заведений с помощью как Google-forms. Анализ результатов анкеты позволило нам

выявить ключевые тенденции восприятия учащимися ИИ и сделать выводы об актуальности применения данного инструмента.

Результаты опроса среди 20 учащихся средней школы показали, что большинство школьников (70%) знают, что такое искусственный интеллект (ИИ), и 70% в той или иной степени используют его в учебе. Основное применение ИИ — это поиск информации по учебным темам (60%). Однако 30% опрошенных никогда не использовали ИИ для учебы. При этом мнения о возможности замены учителей ИИ разделились поровну, что подчеркивает важность человеческого фактора в образовательном процессе.

Вопрос о необходимости обучения работе с ИИ вызвал разногласия: 50% считают, что это полезно, но не обязательно, а по 25% респондентов считают это либо важным, либо ненужным.

Несмотря на высокую осведомленность и использование ИИ, остается необходимость дальнейшего внедрения и обучения школьников навыкам работы с ИИ, чтобы они могли эффективно использовать его потенциал в учебе и будущей профессиональной деятельности.

Исследование показало, что, несмотря на довольно высокую осведомленность учащихся об ИИ и его использовании в образовательных целях, существует необходимость более систематического обучения школьников работе с ИИ.

**Заключение.** Искусственный интеллект обладает большим потенциалом в образовательном процессе, особенно в выполнении рутинных задач и помощи преподавателю. Однако, несмотря на все его преимущества, ИИ не способен полностью заменить учителя. Преподаватель играет ключевую роль в социализации учеников и обучении их навыкам общения, чего искусственный интеллект обеспечить не может. Учитель не только передает знания, но и помогает детям строить человеческие взаимоотношения, что и остается незаменимой частью образовательного процесса.

Результаты исследования показали, что важно помочь учащимся лучше понять возможности ИИ и его применение в учебе, а также уменьшить их опасения относительно будущего, связанного с автоматизацией и искусственным интеллектом.

#### **Библиографический список**

1. Trends.rbc.ru – Насколько популярен ИИ и все ли пользуются. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://trends.rbc.ru/trends/industry/6679501b9a79475b7722d64a>
2. Postupai.com – Искусственный интеллект помогает или мешает учиться. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.postupai.com/news/iskusstvennyi-intellekt>
3. Cyberleninka.ru – Искусственный интеллект в сфере образования: плюсы и минусы. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.avito.ru/perm/nedvizhimost>
4. Arxiv.org – Эффективная и масштабируемая поддержка по математике: Данные о влиянии ИИ-репетитора на успеваемость по математике в Гане. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2402.09809>

## **STUDY OF THE RELEVANCE OF USING AI IN THE EDUCATIONAL PROCESS AT SCHOOL**

*Kobzev Ivan Dmitrievich,*

Institute of Business BSU,  
220004, Republic of Belarus, Minsk, Oboynaya St., 7  
ivan.d.kobzev@gmail.com

***Mochalova Vera Kirillovna***

Institute of Business BSU,  
220004, Republic of Belarus, Minsk, Oboynaya St., 7  
vera-m-06@mail.ru

The article is devoted to the study of the role of artificial intelligence (AI) in the educational process and its impact on modern pedagogy. The main directions of AI use in education are considered, including personalization of the educational process, creation of interactive learning materials, teacher support and automation of knowledge assessment. The paper provides examples of successful integration of AI solutions such as AI tutors and distance learning platforms.

**Keywords:** artificial intelligence, AI in education.

УДК 373.3

## **КОНЦЕПЦИЯ МОДЕЛИ ИНТЕГРАЦИИ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В БИЛИНГВАЛЬНЫЕ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ДЕТЕЙ ДОШКОЛЬНОГО ВОЗРАСТА**

***Садыкова Гульнара Василевна***

Казанский (Приволжский) федеральный университет,  
420008, Россия, г. Казань, ул. Кремлевская 18

[gsadykov@kpfu.ru](mailto:gsadykov@kpfu.ru)

***Каюмова Альбина Рамилевна***

Казанский (Приволжский) федеральный университет,  
420008, Россия, г. Казань, ул. Кремлевская 18

[alb1980@yandex.ru](mailto:alb1980@yandex.ru)

В статье представлена концепция модели интеграции технологий искусственного интеллекта в программы билингвального развития детей дошкольного возраста. Концепция основана на четырех положениях, учитывающих критически важную роль педагога, психофизические и когнитивные потребности ребенка, необходимость применения интегративного подхода и билингвальных технологий при развитии языковых навыков и компетенций в области искусственного интеллекта. Представленная концепция способствует пониманию траектории движения при разработке сценариев применения смарт-платформ в обучении детей 4-7 лет.

**Ключевые слова:** технологии искусственного интеллекта, дошкольное образование, билингвальное образование, английский язык как иностранный.

**Введение.** Вопрос использования технологий искусственного интеллекта (ИИ) в образовательные программы стал одним из наиболее актуаль-

ных и широко обсуждаемых в академическом сообществе в России и за рубежом. Разработка и внедрение в широкие массы генеративного ИИ в ноябре 2022 года способствовали популяризации смарт-технологий и экспериментам с их использованием педагогами нетехнических специальностей, в частности, языковедами. Благодаря возможностям генерации устных и письменных текстов, интеллектуальные системы стали использоваться как инструменты развития языковых навыков, в первую очередь компетенций в области иностранных языков. Недавние исследования свидетельствуют о значительном потенциале ИИ как средств развития как рецептивных языковых навыков (аудирования и чтения), так и продуктивных (говорения и письма). Эмпирические данные говорят о возможности успешного использования интеллектуальных систем для развития навыка различения и произнесения звуков, обогащения словарного запаса, овладения грамматическими средствами общения, усовершенствования беглости, логичности, когерентности устной и письменной речи, овладения стилистическими приемами и др. [1-3]. Более того, применение ИИ-платформ может способствовать созданию дружелюбной, увлекательной, интерактивной обучающей среды, благоприятно влияющей на мотивацию изучающих иностранный (и/или родной/второй родной) язык.

Хотя потенциал ИИ технологий в языковом образовании уже получил освещение в научной литературе, в настоящее время можно говорить о наличии пробела в понимании того, насколько может быть эффективным и безопасным интеграция смарт-систем в дошкольное образование в целом и в языковое развитие детей в частности. Пока вопросы использования искусственного интеллекта как одного из средств обучения языку детей дошкольного возраста находятся в «фазе эмбриона» [4:356]. Вместе с тем опрос воспитателей, ранее проведенный авторами данной статьи [5], говорит о наличии значительного интереса к ИИ-технологиям среди тех, кто работает с детьми дошкольного возраста, но также свидетельствует об отсутствии понимания методики интеграции ИИ-технологий в существующие образовательные программы. Представленное исследование призвано обозначить концептуальные основы модели интеграции технологий искусственного интеллекта в языковые программы детей-дошкольников, изучающих иностранный (английский) язык.

**Методология исследования.** С января 2024 года научной группой Казанского федерального университета реализуется исследовательский проект, целью которого является создание и апробация модели интеграции технологий искусственного интеллекта в программы билингвального развития детей дошкольного возраста.

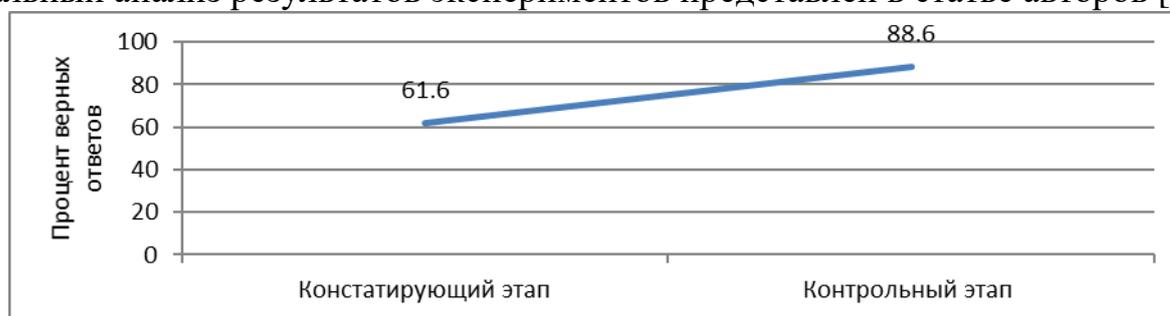
На начальном этапе был проведен опрос педагогов дошкольных образовательных организаций (N=132), позволивший обозначить современное состояние вопроса, а именно выявить отношение педагогов к ИИ, уровень ИИ-компетенций и степень использования интеллектуальных технологий в образовательном процессе.

На втором этапе были проведены два эксперимента, в котором приняли участие дети 4-6 лет (N=28), изучающие английский язык как иностранный в одном из частных полилингвальных детских садов. В апробации были привлечены две платформы, построенные на базе искусственного интеллекта: платформа *FusionBrain*, позволяющая создавать статичные изображения и короткие анимационные видео, и платформа *SUNOAI*, дающая возможность создать песню на основе текстового запроса. Источником данных стали видеозаписи занятий (два 5-и дневных модуля с каждой из платформ ИИ), языковые (лексические) тесты, проведенные на констатирующем и контрольном этапе, анкета педагога, дневник рефлексии с ежедневными записями педагога, пост-интеграционное интервью с педагогом, документы образовательной организации (программа, сайт). Данные были подвергнуты количественному и качественному анализу.

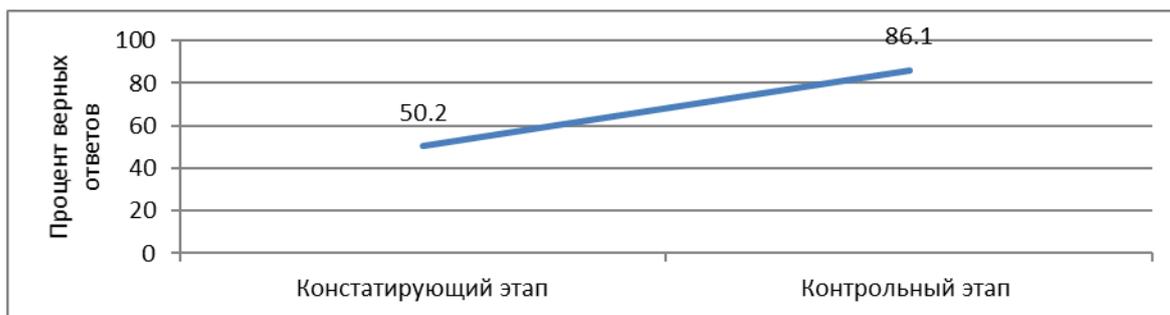
Результаты первого и второго этапа исследования легли в основу концепции модель интеграции технологий искусственного интеллекта в программы билингвального развития детей дошкольного возраста.

**Результаты исследования.** Анализ ответов на вопросы опросника свидетельствует о положительном отношении педагогов к технологиям искусственного интеллекта, но также говорит об отсутствии компетенций в этой области и низком уровне интеграции смарт-платформ в образовательный процесс. Немногочисленные попытки внедрения новых инструментов носят, как правило, экспериментальный и несистемный характер. Результаты опроса подробно изложены в статье авторов [5].

Эксперименты, проведенные на площадке полилингвального детского сада, говорят о наличии значительного потенциала, заложенного в ИИ-платформах, позволяющих создавать увлекательный и продуктивный сценарий развития языковых компетенций детей 4-6 лет. Констатирующий и контрольный срезы показали эффективность использования ИИ-платформ для расширения словарного запаса детей как в первом эксперименте с платформой *FusionBrain* (Рис.1), так и во втором эксперименте с *SUNOAI* (Рис.2). Детальный анализ результатов экспериментов представлен в статье авторов [6].



**Рисунок 1. Средний результат тестирования (группа Fusion Brain) (%)**



**Рисунок 2. Средний результат тестирования (группа SunoAI) (%)**

Опрос педагогов, апробация смарт-платформ *FusionBrain* и *SUNOAI*, а также опыт создания сценариев их интеграции в образовательную программу позволил сформулировать четыре положения (концептуальные доминанты), на основе которых должна базироваться модель интеграции технологий искусственного интеллекта в программы билингвального развития детей дошкольного возраста.

*Концептуальная доминанта №1:* Платформы, построенные на основе технологий искусственного интеллекта, являются *второстепенными* медиаторами знаний. Первостепенным медиатором знаний является педагог (воспитатель, учитель, родитель). Данное положение позволяет исключить негативное влияние технологий генеративного ИИ, связанное с непредсказуемостью ответа платформы на запрос и возможными искажениями действительности, что имело место быть при реализации экспериментальных сценариев [6]. Педагог также осуществляет контроль способа и продолжительности взаимодействия ребенка с технологией ИИ.

*Концептуальная доминанта №2:* Отбор технологий ИИ и сценарий их интеграции должен принимать во внимание *психофизическое развитие и когнитивные потребности* детей. Учитывая экспонентный рост смарт-систем и активное развитие рынка образовательных ИИ-платформ, становится принципиально важным осуществлять экспертную оценку их образовательного потенциала для конкретной целевой аудитории. Для детей дошкольного возраста могут быть использованы мультимодальные платформы, имеющие функции визуализации, озвучивания текста, понимания устной речи, голосового ответа, создания музыкального сопровождения, генерации несложных текстов. Также ИИ-платформы могут содержать элементы геймификации, построенные на образовательном контенте, соответствующем возрасту пользователя.

*Концептуальная доминанта №3:* Модель интеграции ИИ-технологий должна предусматривать как развитие языковых навыков, так и *компетенций в области искусственного интеллекта* в целом. Сценарий интеграции также может быть реализован в рамках *технологии предметно-языкового интегрированного обучения* (англ. Content and Language Integrated Learning, CLIL), при котором иностранный язык используется как средство для изучения другой дисциплины, например, окружающего мира, искусства или робототехники. Как показали эксперименты второго этапа, интеграция контента разных областей знаний в едином образовательном модуле является наиболее при-

емлемой для существующих программ дошкольных организаций. Вместе с тем, развитие ИИ-компетенций с раннего возраста способствует формированию цифровой грамотности, востребованной в современном обществе.

*Концептуальная доминанта №4:* Модель интеграции ИИ-технологий в программы развития иноязычной речи детей раннего возраста должна предусматривать 1) факт *параллельного развития* родной речи, 2) возможность *переключения кодов* (с русского на английский и наоборот) при взаимодействии с ИИ-технологией, педагогом и/или другими детьми. Эксперименты свидетельствуют о том, что билингвальный контекст взаимодействия «ребенок-ИИ-педагог» является оптимальным для создания комфортной и продуктивной среды обучения.

**Заключение.** Становясь неотъемлемой частью существования информационного общества, технологии ИИ прочно входят в жизнь современных людей, включая детей дошкольного возраста. Как и другие ставшие уже традиционными ИКТ, интеллектуальные системы могут стать помощниками педагогам только при условии их грамотного использования как образовательного инструмента. Разработка модели интеграции технологий искусственного интеллекта в программы билингвального развития детей дошкольного возраста – это шаг в сторону создания полноценной образовательной программы, направленной на всестороннее развитие ребенка, обучающегося в эпоху интеллектуальных образовательных систем.

**Финансирование.** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда №24-28-01129. Подробнее см.:

<https://rscf.ru/project/24-28-01129/>

### Библиографический список

1. Ghoneim, N. M. M., & Elghotmy, H. E. A. Using an artificial intelligence based program to enhance primary stage pupils' EFL listening skills Al-Mağallaġ Al-tarbawiyuġaġ (Print). 2021, Vol. 83, pp. 1-324. Режим доступа: [doi:10.21608/edusohag.2021.140694](https://doi.org/10.21608/edusohag.2021.140694)
2. Zhao, X. Leveraging Artificial intelligence (AI) technology for English Writing: Introducing Word-tune as a Digital writing assistant for EFL writers. 2022. RELC Journal. Vol. 54(3), pp. 890-894. Режим доступа: [doi:10.1177/00336882221094089](https://doi.org/10.1177/00336882221094089)
3. Kang, H. Effects of Artificial Intelligence (AI) and Native Speaker Interlocutors on ESL Learners' Speaking Ability and Affective Aspects. 2022. Multimedia-Assisted Language Learning. Vol. 25(2), pp 9-43.
4. Kewalramani, S., Palaiologou, I., Dardanou, M., Allen, K., & Phillipson, S. Using robotic toys in early childhood education to support children's social and emotional competencies. Australasian Journal of Early Childhood. 2021. Vol. 46(4), pp. 355-369. Режим доступа: [doi:10.1177/18369391211056668](https://doi.org/10.1177/18369391211056668)
5. Sadykova, G., & Kayumova, A. Artificial Intelligence in Preschool Language Education: Are Educators Ready? Proceedings of the 13th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems - SMARTGREENS. [В печати].
6. Садыкова Г. В., Каюмова А. Р., Ибрагимова Д. И. Платформы генеративного искусственного интеллекта в языковых программах детей дошкольного возраста. [На рецензировании].

## THE CONCEPTUAL FOUNDATION OF A MODEL FOR INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES INTO BILINGUAL PROGRAMS FOR PRESCHOOL CHILDREN

*Gulnara V. Sadykova*

Kazan (Volga Region) Federal University,  
18 Kremlevskaya St., Kazan, Russia, 420008  
gsadykov@kpfu.ru

*Albina R. Kayumova*

Kazan (Volga Region) Federal University,  
18 Kremlevskaya St., Kazan, Russia, 420008  
alb1980@yandex.ru

The article presents the conceptual foundation of a model for integration of artificial intelligence technologies into bilingual programs for preschool children. The conceptual foundation is based on four assumptions that take into account the critical role of the teacher, the psychophysical and cognitive needs of the child, the need to use an integrative approach and bilingual technologies in the development of language skills and competencies in the field of artificial intelligence. The concept may serve as a guidepath when designing scenarios for the application of smart platforms in teaching children aged 4-7.

**Keywords:** artificial intelligence technologies, preschool education, bilingual education, English as a foreign language.

УДК 374, 373.6

## **ПРОЕКТИРОВАНИЕ И РЕАЛИЗАЦИЯ ВНЕУРОЧНЫХ МЕРОПРИЯТИЙ ПО ИСКУССТВЕННОМУ ИНТЕЛЛЕКТУ ДЛЯ ОБУЧАЮЩИХСЯ 10-11 КЛАССОВ**

*Худякова Анна Владимировна*

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет  
614990, г. Пермь, ул. Сибирская, 24  
ahudyakova@pspu.ru

Представлено описание внеурочных мероприятий по искусственному интеллекту. Проанализированы результаты исследования уровня цифровой грамотности в области искусственного интеллекта у обучающихся 10-11 классов. Результаты диагностики позволили выявить задания, с которыми школьники справились наилучшим образом и проблемные зоны, требующие дополнительного внимания в процессе обучения.

**Ключевые слова:** технологии искусственного интеллекта, внеурочная деятельность, педагогическое проектирование, диагностика цифровой грамотности.

**Введение.** С учетом стремительного развития и внедрения искусственного интеллекта (ИИ) в различные сферы нашей жизни, включая промышленность, здравоохранение, финансы и образование, обучение школьников основам ИИ становится актуальной задачей.

Искусственный интеллект как новый раздел школьного курса информатики рассматривается в монографии Н.Н. Самылкиной, А.А. Салаховой [2]. По мнению авторов, ИИ может быть использован как для сопровож-

дения образовательного процесса, так и в качестве компонента содержания образования.

Внеурочные мероприятия, посвященные изучению и практическому применению принципов и методов искусственного интеллекта, способствуют повышению осведомленности школьников о роли искусственного интеллекта в современном мире, его потенциале и ограничениях. Они также предоставляют возможность углубленного изучения алгоритмов машинного обучения, обработки естественного языка, компьютерного зрения и других ключевых областей, связанных с ИИ. Помимо этого, данные занятия могут способствовать формированию у школьников навыков программирования и аналитического мышления, что является важным элементом подготовки к будущей карьере в области информационных технологий.

Важно отметить, что внеурочные мероприятия создают благоприятную среду для развития у школьников критического мышления и этического восприятия проблем, связанных с использованием искусственного интеллекта. Подобный подход формирует глубокое понимание возможностей и ограничений технологий ИИ, что в свою очередь способствует формированию информационной грамотности и осознанного использования технологий.

**Постановка проблемы.** Ведущие ИТ-компании в рамках всероссийского проекта «Урок цифры» [3] начали разработку внеурочных мероприятий, посвящённых цифровым технологиям, в том числе технологиям искусственного интеллекта. Занятия демонстрируют практическое применение ИИ в различных сферах, что повышает интерес школьников к теме и способствует профориентации. Большинство мероприятий бесплатны и доступны онлайн. Анализ сценариев занятий по ИИ от Благотворительного Фонда «Вклад в будущее», Яндекс Учебника и фирмы 1С на платформе Урок Цифры показал, что их основным недостатком является отсутствие разнообразия педагогических приёмов и технологий, соответствующих требованиям обновлённого ФГОС к организации деятельности. Поэтому целью исследования явилось проектирование и апробация методических материалов для организации внеурочных мероприятий по искусственному интеллекту для обучающихся 10-11 классов.

**Материалы и методы.** Изучение и анализ сценариев занятий, размещённых на платформах Урок Цифры, Инфоурок, Мультиурок и Атомный урок позволило выявить лучшие практики и создать шаблон для разработки методических материалов в логике обратного дизайна. Шаблон включает в себя описание целей, задач, методов и материалов занятия, что обеспечивает системный подход к его организации.

В рамках проведенного исследования были спроектированы сценарии четырёх внеурочных мероприятий по следующим темам: Роль искусственного интеллекта в будущих профессиях, Этические аспекты использования искусственного интеллекта, Искусственный интеллект и нейротворчество, Искусственный интеллект в повседневной жизни: от смартфонов до умных городов.

На занятии «Роль искусственного интеллекта в будущих профессиях» каждая группа готовит постер, где описаны по 3 профессии будущего и характеристики умений и навыков, которыми должен владеть специалист.

На внеурочном мероприятии «Этические аспекты использования искусственного интеллекта» организуются дебаты на тему этических аспектов ИИ, с участием разных сторон (ученые, инженеры, философы, политики, общественные деятели).

На занятии «Искусственный интеллект и нейротворчество» обучающиеся в группах создают текст с помощью YandexGPT 2 и иллюстрацию к нему с помощью Kandinsky 3.0.

На внеурочном мероприятии «Искусственный интеллект в повседневной жизни: от смартфонов до умных городов» после рассказа учителя об использовании ИИ в современном мире обучающиеся делятся на 5 групп. Каждая группа создаёт карту умного города. В конце занятия происходит презентация карт.

**Результаты.** Разработанные сценарии занятий прошли апробацию в рамках классного часа «RuCode. Искусственный интеллект» с обучающимися 10-11 классов базовых школ наставников ПГППУ.

В ходе апробации был проведен констатирующий педагогический эксперимент по исследованию уровня цифровой грамотности в области ИИ у обучающихся 10-11 классов. В эксперименте участвовали 58 респондентов.

Используя проект AI4K12 (автор Скай Чхан [1]) были выделены 5 групп умений, которые проверялись в рамках эксперимента:

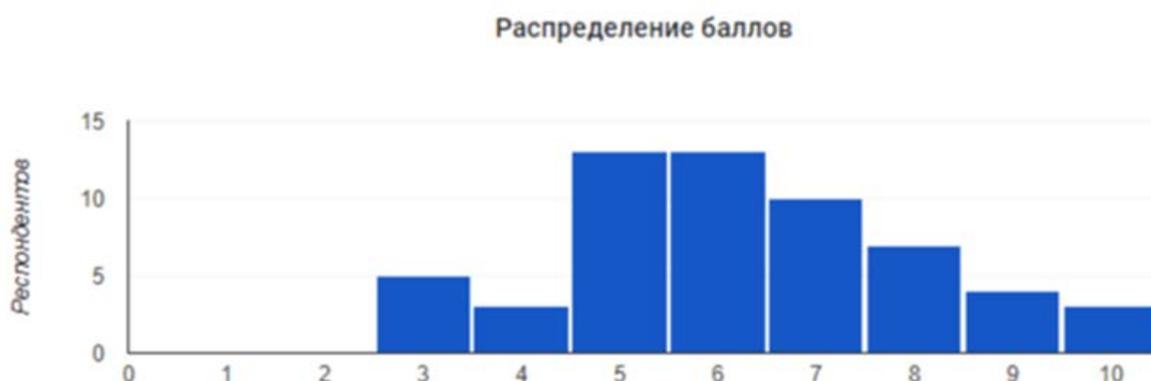
- понимание принципов работы искусственного интеллекта и его основных направлений;
- умение работать с данными: собирать, обрабатывать, анализировать и визуализировать информацию;
- алгоритмическое мышление: анализировать задачи, разрабатывать алгоритмы и применять их для решения практических задач;
- навыки программирования: использовать языки программирования для создания ИИ-приложений;
- критическое мышление и этическая ответственность: оценивать возможности и ограничения ИИ, его социальные и этические последствия.

Тест включал в себя 10 заданий, по 2 задания на каждое умение. Каждое задание оценивалось в 1 балл. Результаты диагностики представлены на рис. 1. Средний балл составил 6,24 из 10. Можно сделать вывод, что уровень цифровой грамотности в области ИИ у обучающихся в целом удовлетворительный.

Результаты диагностики позволяют выявить задания, с которыми школьники справились наилучшим образом. Это задания на умение работать с данными и алгоритмическое мышление. Ниже представлены формулировки заданий.

Задание 3. Представьте, что вы хотите обучить нейросеть распознавать породы собак. Опишите, какие данные вам понадобятся, как вы будете их со-

бирать и предобрабатывать. Результаты выполнения: 79,31% правильных ответов.



**Рисунок 1. Результаты диагностики уровня цифровой грамотности обучающихся в области искусственного интеллекта**

Задание 4. Вам предоставлена таблица с данными о продажах интернет-магазина за последний год. Опишите, как вы можете визуализировать эти данные, чтобы выявить сезонные тренды и самые популярные товары. Результаты выполнения: 75,9% правильных ответов.

Задание 5. Разработайте алгоритм, который будет находить среднее арифметическое чисел в заданном списке. Результаты выполнения: 77,6% правильных ответов.

Наибольшие затруднения у школьников вызвали задания на понимание принципов работы искусственного интеллекта и его основных направлений, а также навыков программирования и этической ответственности. Приведём примеры заданий.

Задание 2. Выберите три основных направления развития искусственного интеллекта. Результаты выполнения: 20,7% правильных ответов.

Задание 6. Вам необходимо написать программу, которая будет определять, является ли введенное пользователем число простым. Опишите алгоритм решения этой задачи. Результаты выполнения: 50% правильных ответов.

Задание 10. Представьте, что компания разработала систему искусственного интеллекта для оценки кандидатов на работу. Какие этические проблемы могут возникнуть при использовании такой системы, и как их можно решить? Результаты выполнения: 50% правильных ответов.

**Заключение.** Полученные результаты указывают на необходимость дальнейшего развития цифровой грамотности в области искусственного интеллекта. Это можно сделать, включая в учебные планы курсы по основам искусственного интеллекта, а также организуя внеурочные мероприятия.

Подводя итог, можно сказать, что внеурочные мероприятия по искусственному интеллекту для школьников 10-11 классов не только обоснованы с дидактической точки зрения, но и представляют собой важный шаг в подготовке будущих специалистов, способных эффективно взаимодействовать с современными технологиями искусственного интеллекта.

### Библиографический список

1. AI literacy in K-12: a systematic literature review. International Journal of STEM Education. – URL: <https://stemeducationjournal.springeropen.com/articles/10.1186/s40594-023-00418-7> (дата обращения: 11.09.2024).
2. Самылкина Н.Н., Салахова А.А. Обучение основам искусственного интеллекта и анализа данных в курсе информатики на уровне среднего общего образования: монография – Москва : МПГУ, 2022. – 242 с.
3. Урок Цифры – URL: <https://урокцифры.рф> (дата обращения: 11.09.2024).

### DESIGNING AND IMPLEMENTING EXTRACURRICULAR ACTIVITIES ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR SENIOR SCHOOL

*Anna V. Hudyakova*

Str. Sibirskaya, 24, Perm, Russia, 614990

ahudyakova@pspu.ru

The description of extracurricular activities on artificial intelligence is presented. The results of a study of the level of digital literacy in the field of artificial intelligence among students in senior school are analyzed. The diagnostic results made it possible to identify the tasks that the students coped with in the best way and problem areas that require additional attention in the learning process.

**Keywords:** artificial intelligence technologies, extracurricular activities, pedagogical design, diagnostics of digital literacy.

## Секция: Искусственный интеллект, лингвистика и обработка текста

УДК 004.89

### ВНЕДРЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ В МЕССЕНДЖЕРЫ

*Кузьмин Алексей Николаевич*

Тюменский индустриальный университет,  
625000, Россия, г. Тюмень, ул. Володарского, 38  
p9823@bk.ru

В статье рассматривается проект внедрения технологий больших языковых моделей в мобильный клиент мессенджера. Описываемое мобильное серверное приложение позволяет повысить продуктивность работы с чатом Telegram. Разработанный MVP предназначен для менеджеров, директоров, занятых и рядовых пользователей мессенджеров с целью сокращения общего времени ознакомления с историей переписки. В первой итерации продукт предназначен для пользователей мессенджера Telegram.

**Ключевые слова:** мессенджер, искусственный интеллект, LLM, мобильное приложение, модифицированный клиент, языковые модели, чат.

**Введение.** В современных условиях увеличения объема информации в мессенджерах, таких как Telegram, возрастает временная нагрузка [1] на пользователей, особенно на тех, кто сталкивается с большими объемами переписки и рассылок. Из этого следует снижение продуктивности работы с мессенджером. Применение языковых моделей значительно повысит продуктивность работы с высокоактивными чатами. Упростит вычленение информации из потока данных. Применение больших языковых моделей (LLM) является перспективным решением данной проблемы, позволяющим повысить продуктивность работы с мессенджерами и сократить время на обработку информации.

**Постановка задачи.** Цель данной работы разработка концепции мобильного клиента, который выступает в качестве стороннего клиента для мессенджера Telegram. Уникальность продукта – в удобстве для пользователя в форме мобильного приложения. Мобильное приложение обладает всеми функциями официального клиента, и обладает сторонним функционалом больших языковых моделей. Проект не нарушает правила распространения и разработки сторонних клиентов для Telegram [2].

Продукт применим ко всем пользователям мессенджеров. Приоритет дан группе пользователей, классифицируемой, как менеджеры, «занятые люди». Планируется что продукт будут использовать в целях сокращения времени на прочтение диалогов и рассылок, поиск значимой информации в разговоре.

**Исследование предметной области.** В ходе исследования предметной области были рассмотрены возможности [3] больших языковых моделей и разработаны следующие концепции применения технологий LLM в мессенджере:

— Краткий пересказ диалогов чатов и рассылок рассматривается как главный продающий функционал приложения модуль. Активный или принужденный пользователь заинтересован в сокращении затрачиваемого времени на ознакомление с историей чата. Применение технологий LLM позволит глубинно анализировать содержимое переписки и составлять выжимку диалогов.

— Вычленение фактов ключевой модуль для альтернативного подхода к информации, располагающейся в чате. Так, важные события или фактическая информация об объектах дискуссии вычленяется ИИ, а мобильный клиент предоставляет ее в емкой форме.

— Модуль досье интересен для использования HR специалистами, менеджерами по работе с клиентами. Полезен для поиска фактов о собеседнике [4] и уточнения информации о нем.

Для реализации этих функций в мобильном приложении используется серверная архитектура (рисунок 1), где мобильный клиент отправляет запросы на сервер для обработки переписки с помощью языковых моделей. Сервер wattwil занимается комбинированием исходных данных и запроса в промпт [3] для языковой модели. Также сервер решает какую LLM использовать. Обработка данных производится на стороннем сервисе языковой модели, после чего результаты передаются обратно на мобильное приложение и сохраняются на сервере wattwil для восстановления обработанных данных после переустановки приложения или для дальнейшего использования при формировании промптов.

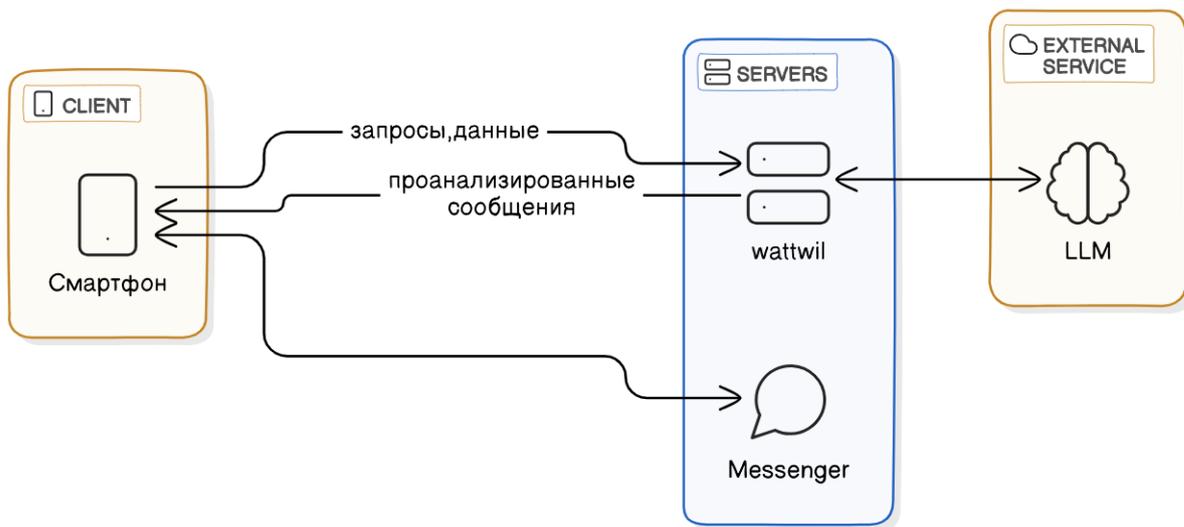
**Проектирование продукта.** За основу мобильного клиента взят исходный код мобильного клиента Telegram, дополняемы функциями обработки чатов, с помощью серверного приложения. Выбранный подход обладает следующими преимуществами:

Модульность решения – мобильный клиент дорабатывается отдельно от серверного приложения;

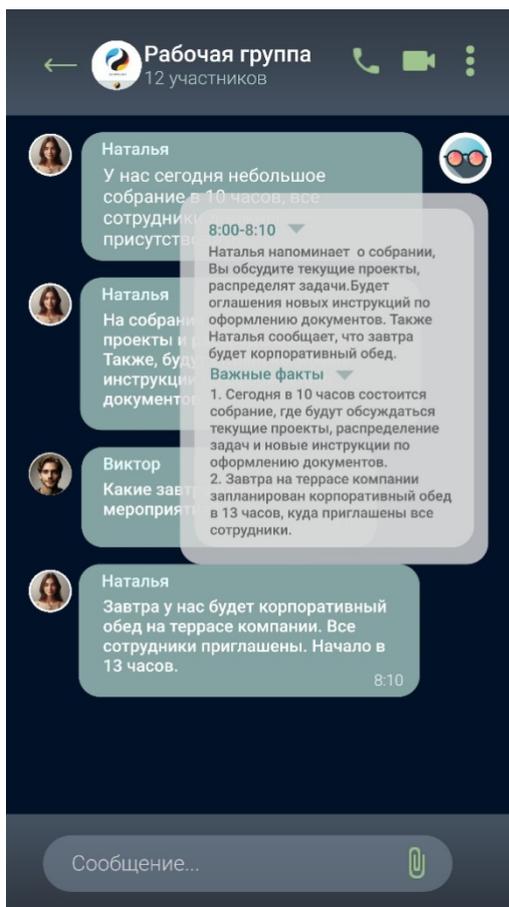
— Надежность – серверное приложение гарантирует доступ к языковым моделям независимо от региона пользователя;

— Удобство пользователя – серверное приложение сохраняет обработанные данные, что повышает удобство и скорость перехода на сторонний клиент для Telegram;

- Независимость – северное приложение легко меняет языковые модели при необходимости;
- Универсальность – серверное приложение работает с любой платформой пользователя, нужен только клиент.



**Рисунок 1. Архитектура решения**



**Рисунок 2. Пример интерфейса мобильного клиента**

Разработанные концепции на стороне мобильного клиента работают следующим образом: пользователь мобильного приложения состоит в чатах, сообщения из чатов в соответствии заданным пользователем настройкам собираются в пакеты для обработки языковыми моделями. Мобильный клиент отправляет такой пакет с пометкой необходимого метода обработки на сервер проекта. Сервер проекта в свою очередь формирует из данных пакета запрос к языковой модели. Полученный ответ сохраняется на сервере и передается на клиент пользователя. Мобильный клиент пользователя размещает полученный ответ в интерфейсе в соответствии результата метода обработки. Например, для метода краткого пересказа результат обработки в интерфейсе мобильного клиента пользователя будет выглядеть как на рисунке 2.

**Заключение.** В результате исследования был разработан прототип мобильного приложения, способного значительно повысить продуктивность работы с информацией в мессенджерах. Приложение позволяет пользователям сокращать время на ознакомление с перепиской за счет использования технологий LLM. Разработанное решение предоставляет гибкие возможности для адаптации под различные сценарии использования, что делает его полезным как для менеджеров, так и для других категорий пользователей, которым требуется оперативная обработка информации. В перспективе возможно добавление новых функций и модулей, таких как комбинирование методов обработки и расширение поддерживаемых мессенджеров.

#### **Библиографический список**

1. Доля пользователей Telegram достигла почти половины населения России Как платформа Павла Дурова конкурирует с YouTube и WhatsApp. [Электронный ресурс]. Режим доступа: [https://www.rbc.ru/technology\\_and\\_media/06/02/2024/65c0bc179a7947176b534458](https://www.rbc.ru/technology_and_media/06/02/2024/65c0bc179a7947176b534458)
2. Telegram API Terms of Service. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://core.telegram.org/api/terms>
3. Панда П., Сычева А. В. ChatGPT. Мастер подсказок, или как создавать сильные промты для нейросети. 2024.– 203 с.
4. Антон Рыбаков, Вадим Челпанов Анализ личности через профиль соцсетей. Интернет-разведка. 2023. 164 с.

## **IMPLEMENTATION OF LLM TECHNOLOGIES IN MESSENGERS**

*Kuzmin Aleksey*

Industrial University of Tyumen,  
Str. Volodarskogo, 38, Tyumen, Russia, 625000  
p9823@bk.ru

The article deals with the project of introducing large language model technologies into the mobile client of messenger. The described mobile server application allows to increase the productivity of work with Telegram chat. The developed MVP is intended for managers, directors, busy and ordinary users of messengers in order to reduce the total time of familiarization with the history of correspondence. In the first iteration, the product is designed for Telegram messenger users.

**Keywords:** messenger, artificial intelligence, LLM, mobile application, modified client, language models, chat.

## ОЦЕНКА СВЯЗНОСТИ ТЕКСТА МЕТОДАМИ КЛАСТЕРИЗАЦИИ

*Калабин Александр Леонидович*

Тверской государственный технический университет

170023 г. Тверь наб. Аф. Никитина, 22

[akalabin@yandex.ru](mailto:akalabin@yandex.ru)

Предложена оценка связности текста методами компьютерной лингвистики и Text Mining – кластеризации (5 разных алгоритмов). Определение связности текста заключается в разбиении целого текста на части с их последующей кластеризацией и анализе состава кластеров, состоящих из последовательных или случайных частей исследуемого текста. Рассмотрены 4 примера применения к 3-м текстам. Получены согласованные результаты для всех примеров: сильно, частично и слабо связанный текст.

**Ключевые слова:** связность текста, Text Mining, кластеризация.

**Введение.** Связность - основной критерий текстуальности, свойство организованный минимальный единицы дискурса / текста («по существу свойством быть текстом» [1].

Как оценить полноту связанности фабулы, взаимоотношений персонажей и событий? М. Л. Макаров дает определение данным текстовым категориям и разграничивает их по сферам влияния [2]. Когезия — это «формально-грамматическая связанность дискурса, определяется различными типами языковых отношений между предложениями, составляющими текст, или высказываниями в дискурсе...». Когерентность текста есть результат взаимодействия логико-семантического, синтаксического и стилистического видов когезии, причем основой когерентности является именно логико-семантическая когезия, предложений.

Определимся с понятиями: связанность и связность – разные вещи. В русском языке эти два слова имеют разные значения: связанный означает (в главном значении) «несвободный», а связный – «логически стройный, последовательно изложенный» [3]. Определения связности в современной лингвистике разнообразны, но весьма неточны: часто утрачивается именно приведённое выше основное значение. Понятия связности и цельности текста (от лат. textus «ткань; сплетение, связь, сочетание») определяются через понятия когерентность и когезия - исключительно лингвистические элементы, обеспечивающие связность текста [4]. Однако нами не найдены проверенные, объективные методы количественного измерения этих свойств.

**Постановка задачи и формирование DataSet.** Нами предлагается следующий подход оценки связности текста, основанный на использовании методов Text Mining или компьютерной лингвистики. При этом обратим внимание, что термин компьютерной лингвистики - кластеризации [5] за-

ключается в определении набора данных (текстов) имеющих общие или близкие характеристики и поэтому связанные между собой. Задача кластеризации состоит в разделении исследуемого множества объектов на группы "похожих" объектов, называемых кластерами [5] и анализе их состава.

Для проведения экспериментов использовалась разработанная нами программная система анализа текстов, которая проверена на работоспособность и включает различные методы кластеризации. В качестве данных для тестирования программной системы были организованы 3 группы массивов текстовых данных:

- 1) Пример Китай (5 документов) для отладки из [6].
- 2) Статьи о (HDD, SSD) и (SSD, MB) (45 документов из <http://www.ferra.ru/>)

Работоспособность разработанной программной системы анализа текстов подтверждается результатами тестирования на приведенной выше выборке документов.

Предварительная обработка данных в системе TextStageProcessor включает в себя три этапа и использует настроенную для русского языка библиотеку ruMorphu2. Значительному сокращению количества термов и снижению уровня стохастической зависимости между значимыми словами способствует приведение к нормальной форме или морфологическая обработка текста.

**Тестирование алгоритмов кластеризации.** Результаты работы алгоритмов (Таблица 1) оцениваются по таким критериям как ошибка (E), правильность (A), точность (P) и полнота (R) [6], а также, предлагаемая нами, суммарная величина точности, полноты и правильности ( $I = P + R + A$ ), которая может иметь максимальное значение 3, при 100% правильности работы метода.

Для схожих категорий HDD и SSD по усредненному критерию I наиболее эффективным методом кластеризации метод восходящей иерархии (2,72) и метод DBSCAN (2,63). Хуже всего справился с исходной выборкой данных метод К-средних (2,2).

Эксперименты показали, что Hierarchical > DBSCAN > SMiddle > Spectral > K-Means означает «эффективнее», где DBSCAN - плотностной метод пространственной кластеризации для «шумных» данных; Hierarchical - метод восходящей иерархии; SMiddle - метод с-средних; Spectral - Спектральная кластеризация; K-Means - метод k-средних.

Проект расположен в веб-сервисе для хостинга IT-проектов и их совместной разработке по адресу: <https://github.com/mhyhre/TextStageProcessor> [7]. Предлагаем использовать наше приложение в Вашей работе.

**Исследование предметной области.** Предлагается использование кластеризацию для оценки связности текста документа [8]. Пусть текст документа состоит из нескольких выделенных частей или мы сами разбиваем его на части, которых должно быть не менее 4-5. Каждую из частей представляем в виде отдельного текстового файла - документа. При этом скрывается инфор-

мация о последовательности следования этих частей в целом тексте. Определяем, как эти отдельные части связаны между собой, друг с другом, с помощью методов кластеризации. Близкие по свойствам документы, части текста, попадут в один кластер.

**Таблица 1. Оценка качества работы методов кластеризации по интеграционному критерию с учетом препроцессинга**

Данные Алгоритм TextStageProcessor	Схожие	Разные
	HDD и SSD	SSD и MB
Классификация без учителя		
метод восходящей иерархии	2,72	3,00
DBSCAN	2,63	3,00
метод с-средних	2,44	3,00
Спектральная кластеризация	2,32	3,00
метод k-средних	2,21	3,00

Предполагаем, что если текст связан, то определённые алгоритмом кластеры будут состоять из последовательных частей исследуемого текста. При этом должно выполняться два условия, во-первых, каждый кластер должен состоять из одной или нескольких последовательных частей и не содержать непоследовательных частей исходного текста. Во-вторых, количество кластеров должно быть меньше частей текста, как минимум на 2, так что бы, хотя один кластер состоял из нескольких документов, частей текста. Пример - допустим, есть пять частей текста, то, если текст сильно связан, в первый кластер могут входить, например, части (1 2 3) или (1 2) этого текста и во второй кластер, соответственно, (4 5) или (3 4 5) последовательные части, например

$$(1\ 2\ 3\ 4\ 5) = (1\ 2\ 3) + (4\ 5) = (1\ 2) + (3\ 4\ 5) = (1) + (2\ 3) + (4\ 5).$$

Пример не связанности частей текста для документа из пяти частей, может быть, например, если в первый кластер входит, например, (1,3,5) или (2,4) части этого текста и во второй кластер (2,4) или (1,3,5) не последовательные части этого текста

$$(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \nleftrightarrow (1,3,5) + (2,4) \nleftrightarrow (1\ 3) + (2\ 4\ 5) \nleftrightarrow (1) + (2\ 4) + (3\ 5).$$

Количественную оценку степени связности определим через индекс связности  $I_s$ , как минимальное число перестановок частей исследуемого текста между определенными алгоритмом кластерами, которое необходимо совершить для того чтобы каждый кластер состоял только из одной или нескольких последовательных частей текста, не изменяя число кластеров. Определим, что чем меньше индекс связности, тем больше связность текста. Перестановку определим как перенос любой части текста из одного кластера в любой иной кластер. Общее количество перестановок будет являться мерой не связности, не однородности всего текста.

Например, для примера 1

$$(1\ 2\ 3\ 4\ 5) = (1\ 2\ 3) + (4\ 5) = (1\ 2) + (3\ 4\ 5) = (1) + (2\ 3) + (4\ 5) \rightarrow I_c=0.$$

во всех трех случаях перестановок не требуется, поэтому значение минимально  $I_c=0$  и следовательно связность максимальна.. Рассмотрим пример 2, когда кластера содержат не последовательные части текста

$$(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \diamond (1,2,3,5) + (4) \rightarrow (1,2,3) + (4,5) = (1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow I_c=1,$$

переставили 5-ю часть во 2-й кластер;

пример 3,

$$(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \diamond (1,3,5) + (2,4) \rightarrow (1,2,3,5) + (4) \rightarrow (1,2,3) + (4,5) = (1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow I_c=2,$$

переставили 2 часть в 1-й кластер; переставили 5 часть во 2-й кластер;

или

$$(1\ 2\ 3\ 4\ 5) \diamond (1,3,5) + (2,4) \rightarrow (1,4,3,5) + (2) \rightarrow (1,2) + (3,4,5) = (1\ 2\ 3\ 4\ 5) \rightarrow I_c=2,$$

переставили 4-ю часть в 1-й кластер; переставили 1 часть во 2-й кластер;

пример 4,

$$(1,2,3,4,5,6,7,8) \diamond (1,3,6,7)(2,4,5,8) \rightarrow (3,6,7)(1,2,4,5,8) \rightarrow (6,7)(1,2,3,2,4,5,8) \rightarrow (1,2,3,4,5,)(6,7,8) = (1,2,3,4,5,6,7,8) \rightarrow I_c=3,$$

переставили 1 часть во 2-й кластер; переставили 3 часть во 3-й кластер; переставили 8 часть в 1-й кластер.

Рассмотрим примеры текстов произведений Ф.М. Достоевского, Л.Н. Толстого. И.С. Тургенев список, которых приведен в Таблице 2, в правом столбце показана определенная суммарная оценка их связности. Сумма получена использованием пяти различных методов кластеризации для повышения объективности получаемой оценки.

Таблица 3 содержит оценки связности текста протестированными методами кластеризации для получения более объективной картины. Столбцы 1-7 соответствуют текстам под этими номерами из табл. 2. Столбцы а-ж показывают связность текста, число минимальных перестановок частей исследуемого текста между определенными алгоритмом кластерами, которое необходимо для того чтобы каждый кластер состоял только из одной или нескольких последовательных частей текста соответствующего текста определенным методом.

Рассмотрены примеры применения к 5-м текстам Ф.М. Достоевского. Определено, что «Чужая жена и муж под кроватью» сильно связан, тексты 1,2 и 3 (Табл. 3) частично связаны, а текст «Слабое сердце» слабо связан. В произведениях Ф.М. Достоевского получена относительно высокая оценка связности текста. «Сон смешного человека» «Хозяйка» суммарный (пятью разными методами кластеризации) индекс связности - 3, тогда как Л.Н. Толстого «Отец Сергей» и И.С. Тургенев «Бретер» 10 и 8. Отсюда следует, что условная относительная количественная оценка связности выше примерно в 3 раза, что для количественной оценки существенно.

**Таблица 2. Тексты и суммарный индекс связности**

	Произведение	Индекс связности
1	Сон смешного человека	3
2	Хозяйка	3
3	Слабое сердце	4
4	Крокодил	3
5	Чужая жена и муж под кроватью	2
6	Отец Сергей Л.Н. Толстого	10
7	Бретер И.С. Тургенев	8

**Таблица 3. Оценка связности текста разными методами**

Метод	1	а	2	б	3	в	4	г
DBSCAN	(1,2)(3)(4,5)	0	(1-6)	0	(1-7)	0	(1,3)(2)(4)	1
Hierarchical	(1,2)(3)(4,5)	0	(1-6)	0	(1,5,6,7)(2)(3,4)	1	(1,3)(2)(4)	1
SMiddle	(1,2,5)(3,4)	1	(1,2,6)(3,4,5)	1	(1,2,3,4)(5,6)(7)	0	(1,2,3)(4)	0
Spectral	(1,2,5)(3,4)	1	(1,2,3,6)(4,5)	1	(1,2,4)(5)(3,6,7)	1	(1)(2,3)(4)	0
K-Means	(2,3,4)(1,5,6)	1	(1,2,3,6)(4,5)	1	(1,4,7)(2)(3,5,6)	2	(1,4)(2,3)	1
	Σа	3	Σб	3	Σв	4	Σг	3

Метод	5	д	6	е	7	ж	Σ
DBSCAN	(1-6)(7)	0	(1,3,5,6,7,8)(2,4)	2	(1,3,6)(2,4,7,8)(5)	0	3
Hierarchical	(1-4)(5,6,7)	0	(1,2,4)(3,5,6,7,8)	1	(1,2,4)(3,6)(5)	1	4
SMiddle	(1-4)(5,6,7)	0	(1,3,6,7)(2,4,5,8)	3	(1,3,6,7)(2,4,5,8)	3	8
Spectral	(1-4)(5,6)(7)	0	(1,3,6)(2,4,5,7,8)	2	(1,3,6)(2,4,7,8)	2	7
K-Means	(1,3,4,7)(2,5,6)	2	(1,3,6)(2,4,5,7,8)	2	(1,3,6)(2,4,5,7,8)	2	11
	Σд	2	Σе	10	Σж	8	

**Заключение.** Полученная объективная высокая оценка связности текста произведений Ф.М. Достоевского подтверждает цельность текста и его последовательную логичность развития.

Предложена оценка связанности текста методами кластеризации (5 алгоритмов). Определена количественная мера степени связности - индекс связности  $I_c$ , как минимальное число перестановок частей исследуемого текста между определенными алгоритмом кластерами. Рассмотрены примеры применения к разным текстам. Текст рассказа Ф.М. Достоевского «Сон смешного человека» сильно связан, текст повести Ф.М. Достоевского «Хозяйка» частично связан, текст повести Л.Н. Толстого «Отец Сергей» слабо связан. Данный подход планируется применить к анализу научной и технической литературы.

### Библиографический список

1. Кронгауз М.А. Семантика. М: Академия, 2005. 352 с.
2. Макаров М. Л. Основы теории дискурса. М.: Гнозис, 2003. - С. 190

3. Сорокин Ю. А. Текст: цельность, связность, эмотивность // Аспекты общей и частной лингвистической теории текста. - М., 1982, с. 61 - 73.
4. Ефремова Т.Ф. Современный толковый словарь русского языка. В 3 томах.// 2005 год. Издательства: АСТ, Астрель, Харвест, Lingua.
5. Барсегян, А. А. Анализ данных и процессов: учеб. пособие / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, И. И. Холод, М. Д. Тесс, С. И. Елизаров. — 3-е изд., перераб. и доп. — СПб.: БХВ-Петербург, 2009. — 512 с.: ил.
6. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и анализ данных: учеб. пособие. / Е.И. Большакова [и др.]. – Москва: НИУ ВШЭ. – 2017. – 268 с.
7. Калабин А.Л., Туляков А.В. Программная система для анализа текстов // Сб.трудов 31-й Междун.конф. Математ. методы в технике и технологии. г. Санкт-Петербург, 10–14 сентября 2018 г., 2018. Т. 8. с. 55-58.
8. Калабин А.Л. Оценка связанности текста методами компьютерной лингвистики // СПб. Изд-во Политехн. ун-та, 2018. - 112 с. В кн. Сб.трудов 31-й Междун.конф. Мате математические методы в технике и технологии. Т. 8 г. Санкт-Петербург, 10–14 сентября 2018 г., –с. 59 -63

## EVALUATION OF TEXT CONNECTIVITY BY CLUSTERING METHODS

*Kalabin Alexander Leonidovich*

Tver State Technical University

170023 Tver nab. Af. Nikitin, 22

akalabin@yandex.ru

An assessment of the coherence of the text by methods of computational linguistics and Text Mining clustering (5 different algorithms) is proposed. The definition of text connectivity consists in dividing the whole text into parts with their subsequent clustering and analyzing the composition of clusters consisting of consecutive or random parts of the text under study. 4 examples of application to 3 texts are considered. Consistent results were obtained for all examples: strongly, partially and weakly related text.

**Keywords:** text connectivity, Text Mining, clustering.

УДК 004.032.26

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДНЕВНИКА Ф.П. ЛИТКЕ: БОЛЬШИЕ ЯЗЫКОВЫЕ МОДЕЛИ И МЕТАДААННЫЕ В ПРОЦЕССЕ ОБРАБОТКИ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА

*Лаптев Антон Константинович*

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,

101000, Россия, г. Москва, ул. Мясницкая, 20

aklaptev@hse.ru

В статье представлен практический эксперимент по использованию большой языковой модели на базе YandexGPT для анализа автоматически распознанного (с помощью специально обученной модели) рукописного текста из дневника адмирала Ф.П. Литке. Такая «связка» нейронных сетей позволила получить валидные метаданные, ставшие основой для проведения тематического моделирования корпуса рукописей дневника Ф.П. Литке. В результате, помимо получения распознанной рукописи середины XIX в., удалось провести интеллек-

туальный анализ представленного текста с помощью готовых веб-инструментов. На практике это позволяет говорить о возможности «безшовно» проводить полноценный интеллектуальный анализ больших массивов рукописей без деления этого процесса на отдельные локальные итерации.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, XIX в., интеллектуальный анализ текста, обработка естественного языка, большие языковые модели.

**Введение.** Интеллектуальный анализ текста<sup>89</sup> (text mining) в контексте исторической науки подразумевает под собой автоматическое извлечение сведений из корпуса исторических источников. Сложность и особенность такого источника (в отличие от других данных, например математических расчетов) заключается в том, что исходная информация является неформализованной: ее нельзя описать простой математической функцией. Здесь требуется дополнительный шаг в виде организации и структурирования данных из текста для последующей аналитики и проведения комплексного анализа. Для математических алгоритмов необходимы те же сведения (или обобщенные данные), которые старается обнаружить и зафиксировать (письменно или в уме) человек-исследователь, который начинает работу с историческим источником. К таким данным относятся как классические атрибуты (время, дата, место создания документа, авторство, тип документа и т.д.), а также иные характеристики (ключевые слова, упоминаемые лица, организации или места, краткая аннотация документа, числовые данные и т.д.).

Такие данные приобретают ключевое значение для процесса структурирования, а значит и интеллектуального анализа исторической рукописи. Для их наименования будет более правильно использовать термин «метаданные». Так, исследователь интуитивно работает с такой ключевой информацией и рефлекторно фиксируется на ней при работе с историческим источником. С другой стороны, специализированный алгоритм (нейронная сеть) не понимает разницы между типами данных без дополнительного обучения и донастройки: первоначально все данные из текста воспринимаются им, как равновесные и равнозначные.

Одним из современных методов, которые позволяют добиться решения поставленной проблемы по выявлению метаданных, выступают нейронные языковые модели, которые получили распространение после 2018 г., когда компанией OpenAI была представлена модель GPT (Generative pre-trained transformer)<sup>90</sup>, способная к выполнению широкого спектра задач за счет обучения на больших объемах данных. Такие нейронные языковые модели с достаточным обучением и подсчетом параметров могут отражать и «схватыва-

---

<sup>89</sup> Здесь и далее интеллектуальный анализ текста подразумевает под собой процесс, интегрированный в проведение исторических исследований, а термин «текст» подразумевает под собой информацию, которая непосредственно содержится в исторических источниках. При этом, указанные документы, которые легли в основу настоящей работы, по своему типу относятся к рукописным историческим документам (конкретно в исследовании проводится анализ личного дневника Ф.П. Литке).

<sup>90</sup> Генеративный предобученный трансформер.

вать» большую часть синтаксиса и семантики человеческого (естественного) языка. Эта особенность стала основным аргументом для нашего исследовательского коллектива при привлечении LLM в качестве инструмента для интеллектуального анализа такого исторического источника, как личный дневник адмирала Федора Петровича Литке. Главной задачей, которая была нами определена, стало выявление метаданных, которые должны сформировать как общее представление об источнике, так и дать возможность понимания отдельных сегментов дневника Ф.П. Литке. В рамках проведения исследования была выбрана LLM YandexGPT. Ключевым критерием выбора стал тот факт, что основным источником для обучения языковой модели стало использование текстов на русском языке. Это принимает особенное значение в связи с тем, что дневник Ф.П. Литке датируется серединой XIX в., и текст в нем использует как устаревший синтаксис, так и словоформы, характерные для позапрошлого века.

Сам исторический источник представляет из себя корпус рукописных документов и исследовательским коллективом была разработана и применена специализированная нейронная сеть для первоначальной расшифровки и перевода дневника в машиночитаемый текст. В результате применения обученной нейронной сети, получилось полностью расшифровать все четыре тома дневника Ф.П. Литке. В рамках работы специализированного алгоритма был получен машиночитаемый текст, который характеризуется крайне низким процентом ошибок CER и WER<sup>91</sup>. Так, было верно распознано более 98% символов (букв) в рукописном тексте дневника. При этом непосредственное обучение нейронной сети выстраивалось не весьма малом объеме распознанных данных (около 20 распознанных «вручную» листов), которые были подготовлены людьми (так называемое «обучение с учителем»). Такое стало возможно благодаря разработанным командой исследователей комплексу математических алгоритмов, способных к высокому уровню распознавания исторической рукописи на малом объеме данных для предварительного обучения [1].

Сочетания результатов работы такой специализированной нейронной сети и обобщенная интерпретация расшифрованного массива текста с помощью привлечения алгоритмов LLM будет достаточно для того, чтобы дать исследователю необходимую информацию о тексте и самую общую информацию об исследуемом документе.

**Практическая часть работы с LLM.** В рамках исследования для языковой модели Yandex GPT был сформулирован пул запросов (инструкций). Они были составлены определенным образом (ряд последовательных вопросов) и в нашем представлении давали бы перечень сведений (метаданных), который позволил бы структурировать рукопись, которая уже была расшифрована с помощью специально разработанной нами нейронной сети. Вместе с

---

<sup>91</sup> CER — частота ошибок в символах, WER — частота ошибок в слов. Показатели фиксируются за счет сравнения текстовых блоков, распознанных математическим алгоритмом с контрольной группой - этим же текстовым блоком, но распознанным человеком «вручную».

этим это дало бы возможность по достижению практических исследовательских задач (анализу текста) с помощью привлечения математических методов статистики и распределения вероятностей применимо к конкретному историческому источнику (дневнику адмирала Ф.П. Литке).

В связи с тем, что интерфейс YandexGPT базируется на загрузке текстового фрагмента определенного размера, весь массив расшифрованного текста второго тома дневника был разделен на условные блоки текста размером, который был в пределах 4500 токенов.<sup>92</sup> В нашем случае это приблизительно соответствовало 5 страницам реального дневника Ф.П. Литке. Такой объем был выбран исходя из конкретных практических условий: запрос и ответ на него в сумме не должен был превышать 8000 токенов, что установлено правилами YandexGPT.

Формат запроса не менялся относительно каждого блока текста и выглядел следующим образом: *«Шаг за шагом проанализируй представленный текст. Предоставь следующую информацию: 1) Ключевые слова, характерные для текста. Укажи ключевые слова ( не меньше 8 и не больше 14) в порядке от самого релевантного к менее релевантному. 2) Основные эмоции, которые можно выделить для текста. Поставь их в порядке от самого релевантного к менее релевантному. 3) Имена собственные, указанные в представленном тексте (максимально точно). 4) Места и топонимы, упомянутые в представленном тексте (максимально точно).»*.

Целью такого запроса было получение метаданных, которые должны были сформировать пул данных, которые были объединены в 3 словаря: 1) Эмоции, 2) Персоналии, 3) Места и топонимы. Также это дало возможность собрать импровизированную контрольную группу «ключевые слова», в которую включались все значимые (с точки зрения алгоритма) данные, которые могли входить в один из трех словарей (например, «Зимний дворец» входил как в словарь ключевых слов, так и в словарь мест и топонимов). С точки зрения статистического анализа, зафиксированная динамика в каждом из трех представленных словарей должна коррелировать с динамикой, которую будет показывать словарь «ключевые слова» относительно каждой из категорий.

**Персоналии.** При проведении анализа словаря «Персоналии», были использованы такие инструменты, как поиск самых часто встречающихся слов в корпусе документов (частотность слов). В результате, было получено, что самыми упоминаемыми являются: «К.Н.», «Г-рь», «Наследник»,

---

<sup>92</sup> Токены — это последовательности символов, на которые YandexGPT API разбивает текст. В контексте нейросетей, термин «tokens» (токены) обычно относится к минимальным единицам, на которые разбивается входной текст или последовательность символов перед подачей на обработку модели. Токеном может быть одна буква, одно слово или даже целая фраза, в зависимости от типа и задачи модели. Слово может представлять как один токен, так и занимать размер в несколько токенов в зависимости от используемых алгоритмов анализа объема текста. Для YandexGPT вопрос и ответ вместе могут содержать не больше 8000 токенов.

«В.К.М.Н.», «Григорий» и «Имп.»<sup>93</sup>. Данные здесь вполне коррелируют с логикой: во втором томе дневника Ф.П. Литке центральное место занимает наследник Константин Николаевич. Частота упоминания его в дневнике существенно выше, чем других персоналий (47 упоминаний при условии, что у термина «государь» всего 19 упоминаний). Отдельный интерес представляет достаточно высокое присутствие в тексте упоминаний Великой княгини Марии Николаевны. При этом интересны и связанные с ней частотные повторения в дневнике: по этому показателю Мария Николаевна находится выше, чем упоминания императрицы (13 против 10). График коллокаций<sup>94</sup> (сетевой график слов с более высокой частотой, которые появляются поблизости) показывает, что к ключевому слову «В.К.М.Н.» наиболее близко стоят «императрица», «государь» и «К.Н.», а коллокацией (совместно встречаемым словом) для «В.К.М.Н.» выступает «дворец». Мы можем предположить, что Федор Петрович достаточно высоко оценивал положение Великой княгини Марии Николаевны при дворе и фиксировал это на страницах своего дневника, как важное и состоятельное замечание.

В рамках полученных результатов неизбежно возникает вопрос: насколько вероятно, что большая языковая модель позволяет подсветить исследовательские вопросы, актуальные для того или иного исторического источника? Например, если мы предварительно знакомы с рукописью и интуитивно понимаем содержание ее метаданных (даты, события, персоналии, места, эмоции и т.д.), но, в месте с этим, мы встречаем определенные «отклонения»? В приведенном дневнике таким неявным сюжетом или «отклонением» выступает роль Великой княгини Марии Николаевны в рамках изучаемого дневника и ее упоминаний со стороны Ф.П. Литке). Мы можем предположить то, что такие «отклонения» (артефакты), которые мы получаем при выявлении метаданных для изучаемого текста (в первую очередь статистические данные) могут указывать (предлагать) исследователю возможные направления дальнейших научных изысканий.

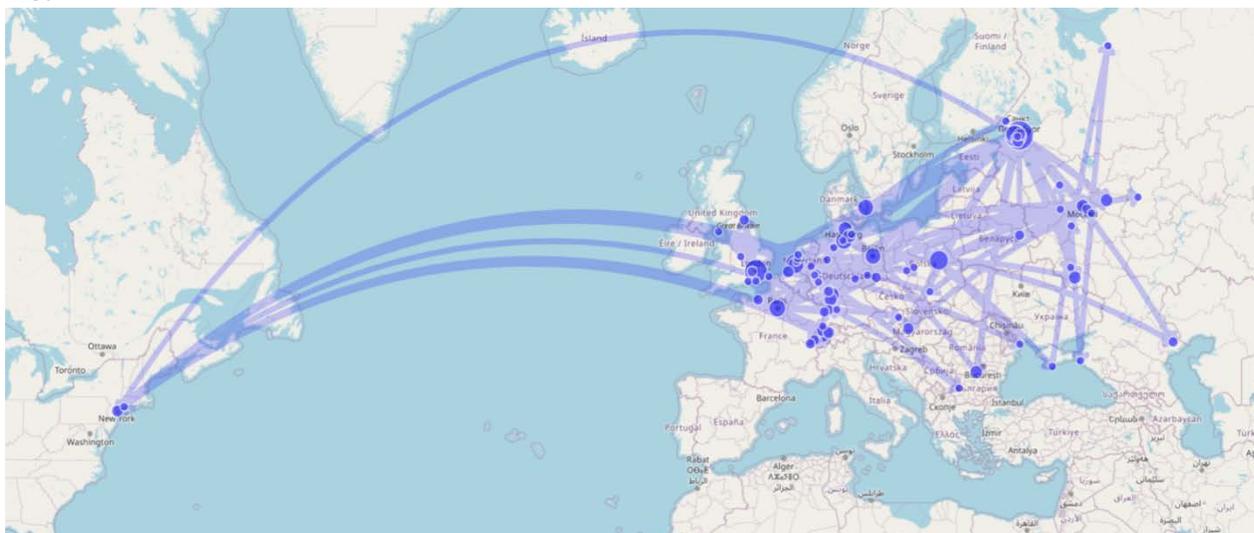
**Места и топонимы.** Для выстраивания визуального представления дневника Федора Петровича, был привлечен инструмент «DreamScape». Благодаря ему мы смогли вычлениить географические объекты (города, упоми-

---

<sup>93</sup> Ряд упоминаний были приведены «к единому знаменателю» на этапе обработки полученных от языковой модели данных. Например, упоминания Великой Княгини Марии Николаевны по-разному отражались автором. Он мог использовать только инициалы «М.Н.» либо указывать ее статус «В.К. М.Н.», или просто прибегать к сокращениям «Вел. Кн. Мар. Ник.». Для удобства статистического анализа вся эта вариативность была сведена к единой форме представления конкретной личности - «В.К.М.Н.». Данное действие не представляет серьезной сложности для ее автоматизации. Видится, что в будущем исследователь сможет объединять схожие имена и указания на людей в единые блоки метаданных на основе предложений со стороны нейронных сетей или более простых математических алгоритмов.

<sup>94</sup> Здесь мы понимаем под коллокациями совместно встречаемые слова, которые наиболее часто фиксируются рядом с ключевыми словами. Такая терминология характерна для инструментов сетевого анализа текста. (См. Voyant Tools: веб-пространство для чтения и анализа цифровых текстов. <https://voyant-tools.org/> Дата обращения: 27.07. 2024.)

наемые в дневнике), а также их логические связи с массивом текста дневника, чтобы выстроить визуальную карту внутритекстовых связей в привязке к конкретным географическим местам (такие связи изображаются в виде линий, связывающих различные города). Наибольшими связями (связующими центрами) во втором томе выступают два города: это Петербург и Париж. Именно они наиболее часто упоминаются автором дневника в контексте описания различных событий и людей. Вместе с этим, описанное в тексте второго тома путешествие Ф.П. Литке в Европу неизменно максимально полно сопрягалось с такими географическими местами, как Лондон, Париж, Гамбург, Берлин, Варшава и Дармштадт. Самыми упоминаемыми зарубежными странами (по плотности географических привязок) в порядке убывания выступают: Швейцария, Германия, Англия, Польша, а также Бельгия и Нидерланды. Удивительно, но Франция, за редким исключением, представлена в дневнике лишь связями, которые выстраивает Париж. Остальные города либо не представлены вовсе, либо имеют весьма **малое упоминание в тексте Литке**.



**Рисунок 1. Топонимы, выявленные в ходе анализа текста дневника**

**Эмоции.** Рассматривая количественный анализ маркирующих эмоции слов, мы обнаружили, что главными эмоциями второго тома дневника Ф.П. Литке выступают: радость (75 упоминаний), сюрприз (54 упоминания), грусть (54 упоминания) и беспокойство (38 упоминаний). Близко к этим эмоциям находится гнев (22 упоминания). Интересно то, что «связующими эмоциями» или совместно встречаемыми словами для других эмоций выступают удивление и беспокойство.

Рассматривая сетевые связи эмоций, было обнаружено, что грусть наиболее сильно связана с ключевым словом «здоровье». При этом на графике тенденций четко прослеживается, как коррелирует (противоположные тенденции) между собой упоминания здоровья и чувство радости, которое испытывает Ф.П. Литке: чем чаще в тексте упоминается здоровье, тем более нисходящий тренд у графика, описывающего частоту упоминания словоформы «радость». Очень наглядно это видно в заключительном сегменте второ-

го тома дневника. В этот период упоминание здоровья приобретает минимальные значения, а показатели упоминания радости достигают близких к пиковым, значений. Противоположная картина у графиков упоминания словоформ «здоровье» и «грусть»: они обладают схожей тенденцией и динамикой. Можно сказать, что тема здоровья (себя, близких людей и членов императорской семьи) выступает главным источником в динамике эмоций для Федора Петровича Литке. Этот вывод, полученный с помощью инструментов анализа текста, вполне коррелирует с содержанием дневника.

**Заключение.** В рамках практической работы был проведен практический эксперимент по использованию большой языковой модели для базового интеллектуального анализа рукописного текста. Выделенные с помощью большой языковой модели (LLM) Yandex GPT метаданные для текста дневника Ф.П. Литке позволили с высокой точностью сформировать обобщенные сведения об изучаемом тексте и авторе данного дневника. В целом, обработка метаданных представляет из себя всецело механическую функцию, которая не требует участия исследователя-человека. На конкретном историческом источнике большая языковая модель позволила выявить метаданные из расшифрованного с помощью подготовленной для этого нейронной сети, рукописи Ф.П. Литке. Принципиально такая совместная работа двух нейронных сетей может быть осуществлена «бесшовно» (без участия человека) с помощью применения математических алгоритмов и технических средств.

С помощью технических средств позиционирования данных на карте (специализированный инструмент ресурса «Voyant-tools») была автоматически построена карта, отражающая связи территорий (городов) из дневника Ф.П. Литке, отражающей внимание автора и выстроенную им внутри дневника смысловую связь относительно европейских городов. Принципиально уже сейчас собранный без участия человека пул метаданных с высокой долей вероятности может дать ответы на вопросы о содержании как отдельной рукописи, так и корпуса рукописных документов в целом. При этом полученные метаданные не выступают сведениями, которые интерпретируют исторический источник, а являются расширенным навигатором для исследователя-человека. В рамках исследования сформулирована гипотеза о том, что полученные метаданные позволяют выявить искажения (отклонения) в историческом источнике относительно уже известных сведений. Через этот механизм несоответствия большая языковая модель может «подсвечивать» актуальные исследовательские вопросы для того или иного исторического источника.

### **Библиографический список**

1. Kropotov D., Lomov N., Stepochkin D., Laptev A. Handwritten Text Recognition and Browsing in Archive of Prisoners' Letters from Smolensk Convict Prison, in: Analysis of Images, Social Networks and Texts 11th International Conference, AIST 2023, Yerevan, Armenia, September 28–30, 2023, Revised Selected Papers. Cham : Springer, 2023. doi P. 227-240.
2. Аракчеев В., Редин Д., Русина Ю. Не объяснить, а понять / Рец. на: Источниковедение : учеб. пособие / И. Н. Данилевский, Д. А. Добровольский, Р. Б. Казаков и др.; отв. ред. М. Ф. Румян-

- цева; Нац. исслед. у-нт «Высш. школа экономики». – М. : Изд. дом Высш. школы экономики, 2015. 685 с. // Quaestio Rossica. №4, 2015. С. 283. <https://doi.org/10.15826/qr.2015.4.138>
3. Manning, Christopher D. Human Language Understanding & Reasoning / Daedalus, № 151 (2), 2022. pp. 127-138.

## **INTELLECTUAL ANALYSIS OF F.P. LITKE'S DIARY: LARGE LANGUAGE MODELS AND METADATA IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING**

*Anton K. Laptev*

HSE University,

Str. Myasnitskaya, 20, Moscow, Russia, 101000

[aklaptev@hse.ru](mailto:aklaptev@hse.ru)

The article presents a practical experiment on the use of a large language model based on YandexGPT for the analysis of automatically recognized (using a specially trained model) handwritten text from the diary of Admiral F.P. Litke. Such a "bundle" of neural networks made it possible to obtain valid metadata, which became the basis for thematic modeling of the corpus of manuscripts from the diary of F.P. Litke. As a result, in addition to obtaining a recognized manuscript from the mid-19th century, it was possible to conduct an intelligent analysis of the presented text using ready-made web tools. In practice, this allows us to talk about the possibility of "seamlessly" conducting a full-fledged intelligent analysis of large arrays of manuscripts without dividing this process into separate local iterations.

**Keywords:** neural network technologies, 19th century, intelligent text analysis, natural language processing, large language models.

УДК 004.032.26

## **РАЗРАБОТКА И ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ПРОВЕРКИ ОРИГИНАЛЬНОСТИ ТЕКСТА**

*Кукса Виталий Константинович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
[prib-211\\_126517@volsu.ru](mailto:prib-211_126517@volsu.ru)

*Поляков Максим Валентинович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
[m.v.polyakov@volsu.ru](mailto:m.v.polyakov@volsu.ru)

В работе рассмотрено применение нейросетевых технологий для определения количества плагиата в тексте. Разработан алгоритм формирования набора данных, выявлены достоинства и недостатки реализованного алгоритма. Спроектирована нейронная сеть на основе полносвязной многослойной архитектуры, обучена с помощью полученной выборки данных и протестирована. Показано, что ошибка в процессе обучения достигает значений менее 10%.

**Ключевые слова:** оригинальность текста, векторизация текста, обучение модели, выявление плагиата, нейронная сеть.

**Введение.** Проблема оценки оригинальности текста и борьбы с плагиатом остается актуальной в современном информационном обществе, где доступ к обширным данным и информации стал более доступным, чем когда-либо. С увеличением объемов написанных текстов, будь то научные работы, студенческие эссе, статьи или документация, возникает необходимость в надежных и эффективных инструментах для проверки оригинальности содержания.

В прошлом, процесс проверки оригинальности текста требовал значительных усилий и времени, и он часто ограничивался ручной проверкой и анализом текстов. Однако с развитием современных информационных технологий и методов программной инженерии, появилась возможность автоматизировать этот процесс с использованием специализированных программных решений.

**Постановка задачи.** Определим, каким образом нейронная сеть будет получать входные данные. На вход ей поступает текст, который необходимо проверить на оригинальность, он будет сравниваться с текстовой базой. Результатом работы нейронной сети является процент оригинальности, где 0 – отсутствие оригинального текста, а 100 – отсутствие плагиата.

Нейронная сеть получает данные в виде тензоров. Тензор – это многомерный массив, который может иметь произвольное число измерений, оно характеризуется рангом тензора, одномерный массив – это тензор 1 ранга. Для преобразования текста в тензор, существует алгоритм векторизации текста [1]. Реализаций данного алгоритма много, однако, самым эффективным решением является использование предобученных моделей для векторизации текста.

Существует достаточно большое количество подобных моделей, но необходимо, чтобы выбранная модель соответствовала следующим требованиям:

1. Модель должна быть обучена на базе русскоязычных текстов.
2. Результат работы модели – вектор фиксированной длины.

Моделью подходящей под данные требования является часть библиотеки spaCy. Данная библиотека предоставляет большое количество предобученных моделей на разных языках и в том числе русском, кроме того результатом работы spaCy является вектор с фиксированной длиной равной 96, благодаря этому нет необходимости самим, выделяя определенные признаки текста, приводить вектор к фиксированной длине, ведь сказалось бы на производительности формирования набора данных.

**Проектирование и обучение нейронной сети, формирование Dataset.**

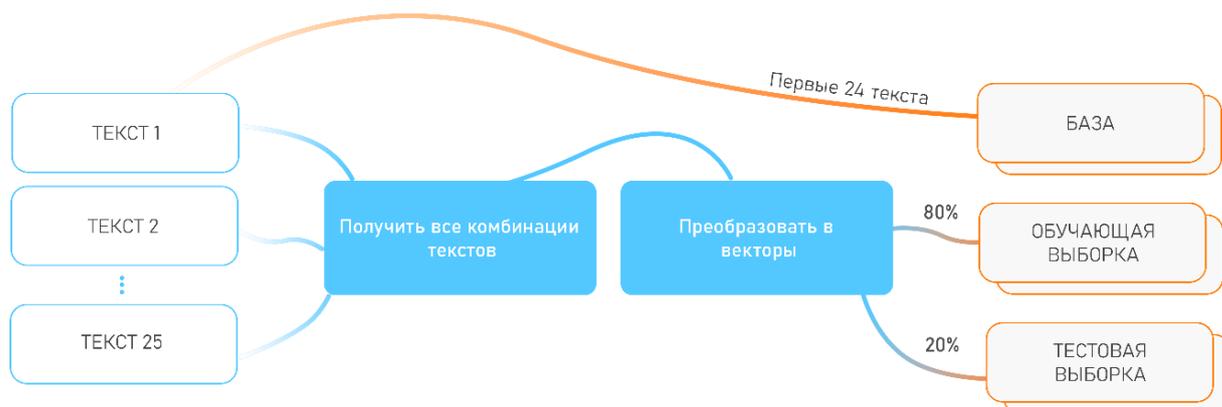
В качестве архитектуры нейронной сети была выбрана многослойная нейронная сеть [2]. Данная архитектура является универсальной и подходит под большое количество задач. Количество нейронов на входном слое опре-

деляется размером вектора текста, который в нашем случае равен 96, на выходе будет один нейрон, в котором будет полученный процент оригинальности текста. Подход к выбору количества скрытых слоев и нейронов в каждом из них не имеет четких правил, и определяется эмпирически. В начальной стадии экспериментов было принято решение использовать один скрытый слой, количество нейронов в котором определяется как среднее арифметическое между количеством нейронов во входном и выходном слоях.

Обучение нейронной сети проводилось с «учителем» [3], то есть мы соуказываем нейронной сети, какой должен быть результат, а она корректирует веса в связях между нейронами, чтобы этот результат получить. Для обучения нейронной сети распознаванию плагиата, необходим большой набор данных, он будет состоять из 3 частей:

1. База текстов.
2. Обучающая выборка.
3. Тестовая выборка.

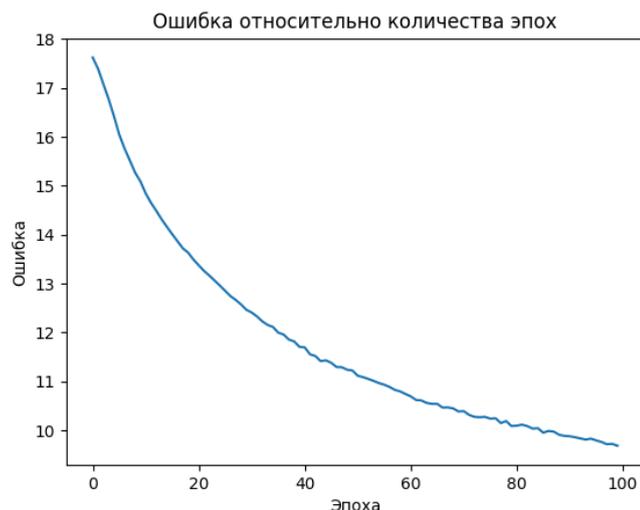
В качестве базы использовались статьи с ресурса Cyberleninka, для формирования этой базы был реализован парсер. Весь набор данных формируется во время парсинга статей, тексты обрабатываются группами по 25 элементов, где первые 24 элемента фрагмент будущей базы, а последний элемент – фрагмент обучающей выборки [4]. Схема формирования набора представлена на схеме (рис. 1).



**Рисунок 1. Схема формирования набора данных для нейронной сети**

**Тестирование нейронной сети.** Для тестирования эффективности разработанной нейросетевой модели была проведена обработка 3000 статей. Хотя объем данных может быть рассмотрен как относительно небольшой, он все же достаточен для извлечения значимых выводов о работе нейронной сети.

График на рисунке 2 отображает зависимость ошибки от числа эпох обучения.



**Рисунок 2. Зависимость ошибки от эпохи обучения нейронной сети**

Анализ этого графика позволяет оценить скорость сходимости модели: с увеличением числа эпох ошибка снижается, что указывает на эффективное обучение нейронной сети в процессе итераций обучения.

В таблице 1 представлены результаты тестирования обученной нейронной сети.

**Таблица 1. Результаты тестирования нейросетевой модели**

Метрика	Значение
MAE	11.38
MSE	174.22
R2	0.71

**Заключение.** На основании данных, полученных из R2-метрики [5], можно сделать вывод, что модель довольно успешно решает задачу регрессии. Однако наблюдается высокая ошибка в определении плагиата. Исходя из результатов тестирования, выявлено, что увеличение объема обучающей выборки приведет к увеличению итоговой точности модели.

### **Библиографический список**

1. Manning C. D., Schütze H. Foundations of Statistical Natural Language Processing. — 2nd. — London, England : Massachusetts Institute of Technology, 1999. — P. 620.
2. Vang-Mata R. Multilayer Perceptrons: Theory and Applications. — Nova Science Publishers, 2020. — P. 143.
3. Шолле Ф. Глубокое обучение на Python. 2-е международное издание. — Санкт-Петербург : Питер, 2023. — С. 576.
4. Kuksa V., Polyakov M. Developing and Applying a Neural Network System for Text Plagiarism Detection in Higher Education // Proceedings - 2024 4th International Conference on Technology Enhanced Learning in Higher Education, TELE 2024, 2024, pp. 412–416
5. C, Muller Andreas and Guido, Sarah. Introduction to machine learning with python. — O'Reilly Media, 2016.

## **DEVELOPMENT AND APPLICATION OF NEURAL NETWORK SYSTEM FOR TEXT ORIGINALITY VERIFICATION**

***Kuksa Vitaliy Konstantinovich***

Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
prib-211\_126517@volsu.ru

***Polyakov Maxim Valentinovich***

Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
m.v.polyakov@volsu.ru

The article considers the application of neural network technologies to determine the degree of plagiarism in the text. The algorithm of data set formation is developed, advantages and disadvantages of the realized algorithm are revealed. A neural network based on a fully-connected multilayer architecture is designed, trained using the obtained data sample and tested. It is shown that the error in the training process reaches values less than 10 percents.

**Keywords:** text originality, text vectorization, model training, plagiarism detection, neural network.

УДК 004.89

## **AI И ЛИНГВИСТИЧЕСКАЯ ИДЕНТИЧНОСТЬ: КАК ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ ВЛИЯЕТ НА ЯЗЫКОВУЮ КУЛЬТУРУ И РАЗНООБРАЗИЕ**

***Москвитина Анастасия Михайловна***

Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ»  
им. Д.Ф. Устинова,  
190005, Россия, г. Санкт-Петербург, ул. 1-я Красноармейская, д. 1  
moskvitina.anastasia@internet.ru

***Москвитин Валерий Александрович***

Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ»  
им. Д.Ф. Устинова,  
190005, Россия, г. Санкт-Петербург, ул. 1-я Красноармейская, д. 1  
moskvitin\_va@voenmeh.ru

В статье рассматривается влияние искусственного интеллекта на языковую культуру и идентичность. Анализируется, как технологии машинного перевода и автоматического распознавания речи изменяют способы взаимодействия людей с языками и культурами. Особое внимание уделяется малоресурсным языкам, для которых ограниченные обучающие данные создают трудности в разработке эффективных систем перевода и распознавания.

**Ключевые слова:** малоресурсные языки, искусственный интеллект, языковая идентичность, машинное обучение, обработка естественного языка, автоматическое распознавание речи, речевые технологии, лингвистическое моделирование.

**Введение.** В последние годы влияние искусственного интеллекта (artificial intelligence, AI) на язык и культуру значительно возросло. Такие технологии как машинный перевод, системы автоматического распознавания и синтеза речи подвергают трансформации способы взаимодействия людей с языками и другими культурами. Понимание того, как искусственный интеллект влияет на языковую идентичность в целом, представляет собой ключевой аспект для оценки влияния технологий на культурные и языковые процессы. Извлечение максимального потенциала из данных технологий для сохранения культурного наследия становится все более значимой составляющей.

Малоресурсные языки (under-resourced languages) вызывают большой научный интерес со стороны лингвистического сообщества. Ограниченный объём обучающих данных представляет собой препятствие для развития средств автоматического распознавания речи для данных языков. В последнее время изучаются и разрабатываются новые технологии для эффективного исследования и сохранения малоресурсных языков. Среди современных методов лингвистического анализа малоресурсных языков выделяют методы машинного обучения, компьютерной лингвистики, краудсорсинга, нейронные сети и другие инновационные подходы.

Малоресурсные языки представляют собой языки без электронных корпусов. Для таких языков существует ограниченное количество письменных и устных ресурсов. В компьютерной лингвистике данные языки получили название «малоресурсные» — под «ресурсом» понимаются тексты в цифровой форме, которые необходимы для обучения компьютерных моделей [1].

С одной стороны, автоматический перевод и различные голосовые помощники способствуют отчасти унификации и стандартизации языков. Данная тенденция влечет за собой такое последствие, как уменьшение использования и поддержки менее распространенных языков (малоресурсных языков), что может разрушить уникальные культурные черты и особенности. А некоторые языки могут даже оказаться под угрозой исчезновения, поскольку их носители могут предпочесть использование языков, поддерживаемых технологиями искусственного интеллекта.

С другой стороны, AI имеет потенциал для поддержки и сохранения языкового разнообразия. Разработка специализированных приложений для изучения и использования малоресурсных языков, а также создание цифровых словарей, корпусов и систем автоматизированного перевода может способствовать их сохранению.

#### Проблемы перевода малоресурсных языков

В настоящее время лишь 20 языков (из порядка 7000) хорошо подготовлены для работы с нейронными сетями [2]. Лучше всего обработаны западноевропейские языки, китайский язык и японский язык. Так как для данных языков существует большое количество описанных слов, наличие текстов различных жанров, словарей, тезаурусов и т.п. Языки без письменности практически невозможно обработать, потому что лингвистические ресурсы

— это основа для разработки систем перевода. Для многих африканских и азиатских языков, для вымирающих языков и местных диалектов отсутствуют какие-либо ресурсы. Это касается не только параллельных корпусов, но и монолингвальных корпусов.

Для малоресурсных языков не развиты речевые технологии. А значит использование в современных информационных системах затруднено. Более того, существует тенденция вытеснения малоресурсных языков ведущими мировыми языками [1].

Попытки создания универсальных систем перевода усложняются диалектной вариативностью малоресурсных языков.

Причины оцифровывания малоресурсных языков

1. Сохранение культурного наследия малоресурсных языков для поддержания языкового разнообразия в мире. Обработка естественного языка документирует языки и создает систему для языков без письменности [3].

2. Анализ демографических и политических процессов. Создание электронных корпусов для малоресурсных языков позволяет носителям активно участвовать в цифровом мире, общаться с другими людьми, а также получать доступ к информации и услугам.

3. Помощь при чрезвычайных ситуациях, важных событий мирового масштаба. Носители малоресурсных языков не способны выстроить коммуникацию с иностранными спасателями, врачами. Для подобных случаев переводчиков не хватает. Такие инновационные технологии, как машинный перевод, автоматическое распознавание речи упростили и ускорили процесс коммуникации в экстренных ситуациях [1].

Современные методы лингвистического анализа малоресурсных языков

1. Машинное обучение и модели на основе нейронных сетей.

Разработка и использование нейронных сетей (например, моделей типа Transformer) стало прорывом в машинном переводе. Даже с ограниченным количеством ресурса данные модели способны эффективно переводить тексты. Это достигается за счет предварительного обучения на больших по объёму мультилингвальных корпусах и последующего дообучения на данных малоресурсных языков [4].

Сейчас модели предобучения, например, такие как BERT и GPT, могут адаптироваться к конкретным языкам с использованием даже небольшого объёма данных.

2. Переносное обучение.

Техника переноса обучения (Transfer learning) стала активно применяться в области обработки естественного языка. Такой подход позволяет использовать обучение (или знания) между текстами на разных языках при работе с текстовыми данными малого объёма [4].

В данном случае используют такую модель как fine-tuning, которая позволяет улучшить предварительно обученную модель на данных малоресурсных языков [5].

3. Компьютерная лингвистика и автоматический анализ текста.

Важную роль в обработке малоресурсных языков играют такие инструменты компьютерной лингвистики как парсеры и анализаторы текстов. Вместе с алгоритмами машинного обучения их можно адаптировать для работы с малым объёмом данных.

Например, можно проводить автоматический морфологический анализ текстов на основе уже существующих лингвистических теорий и практик. А также можно разрабатывать формальные грамматики для малоресурсных языков на основе собранной информации [6].

#### 4. Краудсорсинг.

Краудсорсинг (crowdsourcing) становится всё более популярным методом сбора информации для создания лингвистических ресурсов для малоресурсных языков. Данный метод берёт в свою основу активное взаимодействие с носителями языка, которые в процессе работы помогают собирать, обрабатывать, аннотировать и верифицировать данные [7]. Данный метод помогает собирать ценный аудиоматериал, который в дальнейшем будет использоваться для тренировки моделей автоматического распознавания речи [6].

Ярким примером использования данного метода является якутский язык. Энтузиасты по сохранению языка обратились в компанию Яндекс с целью создания цифрового корпуса. Именно так был создан первый обучающий набор для якутского языка в размере 100 тысяч пар параллельных предложений (русский-якутский) [1].

Таким образом, малоресурсные языки представляют собой довольно сложную область для исследования. Благодаря современным технологиям искусственного интеллекта и лингвистического анализа открываются новые возможности для сохранения и развития языкового разнообразия. Будущее малоресурсных языков во многом зависит от интеграции инновационных методов и активного участия языкового сообщества с лингвистами.

#### **Библиографический список**

1. Карпов, А. А., Верходанова В.О. Речевые технологии для малоресурсных языков мира // Вопросы языкознания. – 2015. – № 2. – С. 117-135.
2. Копотев М. В. Введение в корпусную лингвистику: Учебное пособие для студентов филологических и лингвистических специальностей [Электронный ресурс]. Прага, 2014. – 230 с.
3. Лобанов Б. М., Елисеева О. Е. Речевой интерфейс интеллектуальных систем. Учебное пособие. – Минск: БГУИР, 2006. – 152 с.
4. Маслечкина С. В. Выражение эмоций в языке и речи // Вестник Брянского государственного университета. – 2015. – №. 3. – С. 231-236.
5. Мурадова А. Р. Как исчезают языки и как их возрождают. Языковое разнообразие в киберпространстве: российский и зарубежный опыт. – М.: МЦБС, 2008. – 218 с.
6. Николаева И. С., Митрениной О. В., Ландо Т. М. Прикладная и компьютерная лингвистика. – М.: URSS, 2016. – 320 с.
7. Обработка естественного языка, распознавание и синтез речи // Альманах «Искусственный интеллект». – МФТИ, 2019. – 180 с.
8. Плунгян В. А. Почему языки такие разные. – М.: АСТ-ПРЕСС КНИГА, 2010. – 272 с.
9. Тампель И. Б., Карпов А. А. Автоматическое распознавание речи. Учебное пособие. – СПб: Университет ИТМО, 2016. – 138 с.
10. Голмачев С.Г. Основы искусственного интеллекта: учебное пособие. СПб.: ЮГТУ «Военмех», 2017. – 132 с.

11. Besacier L., Barnard E., Karpov A., Schultz T. Automatic speech recognition for under-resourced languages: A survey // *Speech communication* – 2014. Vol. 56. P. 85-100.
12. Hosna, Asmaul, Merry, Ethel, Gyalmo, Jigme, Alom, Zulfikar. Transfer learning: a friendly introduction // *Journal of Big Data*. – 2022. – №9 – P. 1-19.
13. Howard J. и Ruder S. Universal Language Model Fine-tuning for Text Classification // *Journal Computing Research Repository*. – 2018. – №5 – P. 6-10.
14. Jianhua T., Tieniu T. Affective Computing: A Review // *Conference: Affective Computing and Intelligent Interaction, First International Conference*. – Beijing: 2005. – P. 981-995.
15. Parent G., Eskenazi M. Toward better crowdsourced transcription: transcription of a year of the Let's Go bus information system data. *Proc. IEEE workshop on spoken language technology SLT-2010* – Berkeley, USA – 2010. Vol. 43 – P. 312-317.

## **LINGUISTIC IDENTITY: HOW ARTIFICIAL INTELLIGENCE AFFECTS LANGUAGE CULTURE AND DIVERSITY**

*Moskvitina Anastasia Mikhailovna*

Baltic State Technical University "VOENMEH" named after D.F. Ustinov,  
Str. Krasnoarmeyskaya, 1, St. Petersburg, Russia, 190005  
moskvitina.anastasia@internet.ru

*Moskvitin Valerii Alexandrovich*

Baltic State Technical University "VOENMEH" named after D.F. Ustinov,  
Str. Krasnoarmeyskaya, 1, St. Petersburg, Russia, 190005  
moskvitin\_va@voenmeh.ru

The article examines the impact of artificial intelligence on language culture and identity. It analyzes how machine translation technologies and automatic speech recognition are changing the ways people interact with languages and cultures. Special attention is paid to low-resource languages, for which limited training data create difficulties in developing effective translation and recognition systems.

**Keywords:** low-resource languages, artificial intelligence, linguistic identity, machine learning, natural language processing, automatic speech recognition, speech technologies, linguistic modeling.

УДК 004.032.26

## **АВТОМАТИЗАЦИЯ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА РАБОТЫ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ**

*Неверов Антон Робертович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[antonneverov.astrohaker@gmail.com](mailto:antonneverov.astrohaker@gmail.com)

В статье приведены результаты исследования по автоматизации алгоритма поиска наиболее успешного варианта применения обученной нейросетевой модели. Описаны несколько алгоритмов оценки нейросетевой модели, применяемых на практике, достоинства и недостатки каждого из них. Приведен способ автоматизации одного из алгоритмов.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, оценка качества модели.

**Введение.** При работе с нейросетевыми моделями, возникает вопрос оценки качества обучения модели.

В ходе исследования данного вопроса были проанализированы работы [1-4]. Независимо от того, каким вопросом занимались авторы исследования: детектирование с помощью нейронных сетей изображений, звука или работа со статистическими данными, качество обучения нейронной сети основывается на таких базовых понятиях как количество успешных или количество ложных детектирований.

В данной работе рассмотрен вопрос о возможных вариантах повышения качества работы уже обученной нейросети путем применения алгоритма тестирования с автоматическим подбором гиперпараметра, суть которого раскрыта в основной части.

**Основная часть.** Пусть дана уже обученная на различных звуках нейронная сеть, которая умеет распознавать  $X$  ключевых слов из аудиопотока,  $X > 2$ .

Отправляя аудиофрагмент на распознавание такой нейросети, мы будем получать от нее некоторый вектор  $Y = \{X_1, X_2, \dots\}$ , каждый компонент которого будет вероятностью совпадения аудиофрагмента с каждым из ключевых слов, на которых была обучена нейросеть. Зафиксируем, что  $X_1$  это наиболее интересующее нас ключевое слово и необходимо понять, присутствует ли оно в аудиофрагменте или нет.

На данном этапе начинает возникать вопрос: какая должна быть вероятность  $X_1$ , чтобы слово считать ключевым? Это некоторый гиперпараметр задаваемый человеком, назовем его порогом вероятности, и пусть для начала его значение равно 0.5. Если значение вероятности  $X_1$  больше или равно значению порога вероятности, то значит нейросеть определила слово как ключевое.

Тогда не составляет сложности разбить некоторый тестовый аудиофайл на аудиофрагменты и посчитать количество ложных и успешных срабатываний. Такая работа может быть проделана в автоматическом режиме, не требуя участия человека, но возникает следующая проблема №1: каким образом можно сравнить две нейросетевые модели? Допустим у одной из них 32 положительных срабатывания и 46 ложных, а у другой 35 положительных и 47 ложных. Как понять, какую из нейросетей считать лучше обученной? И проблема №2: если в другом компоненте вектора  $X$  есть значение с той же или большей вероятностью, чем  $X_1$ , считать ли  $X_1$  ключевым словом, несмотря на достижение им порога вероятности?

Начнем с проблемы №2. При разных настройках обучения сети вероятности компонент вектора  $X$  будут сильно отличаться от модели к модели, поэтому сделать привязку на их соотношение друг с другом невозможно, но можно рассматривать порог вероятности как гиперпараметр, задаваемый человеком и, как следствие, был разработан следующий алгоритм:

1. Просматривая компоненты вектора, фиксируем, что  $X_1$  самый большой по абсолютному значению. Если это не так, ключевого слова в аудиофрагменте нет.
2. Вероятность  $X_1$  должна быть больше, чем порог вероятностей, тогда ключевое слово будет считаться обнаруженным, в противном случае его также нет.

Данный алгоритм позволил снизить ложные активации на 70%, убрав вариант, при котором вероятность  $X_1$  была больше, чем порог вероятностей, но при этом в векторе были компоненты, значения которых были не меньше, чем  $X_1$ , что приводило к ложным срабатываниям.

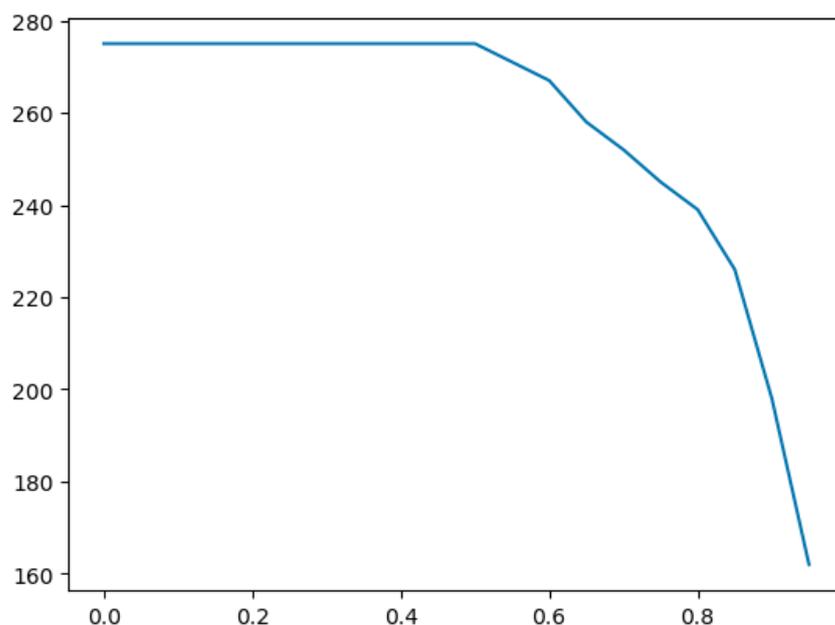
Переходим к проблеме №1.

Чтобы не запутаться в количестве ложных и успешных срабатываний, необходимы другие способы сравнения моделей. Часто на практике применяют точность и полноту [5]. Однако от одних двух показателей качества модели переходим к другим двум показателям и сравнивать по-прежнему неудобно, необходимо одно, некоторое числовое значение. Таким единственным параметром может выступить F-мера [6]. Чем ближе F-мера к значению 1.0, тем лучше обучена модель. F-мера основывается на показаниях точности и полноты модели, в то время как они, в свою очередь, основываются на значениях количества успешных и ложных срабатываний. Но что определяет количество таких срабатываний? Порог вероятностей, задаваемых человеком, при другом пороге значения будут другие, соответственно и другая будет F-мера модели. Кроме того, порог вероятностей участвует в алгоритме решения проблемы №2.

Возникает следующий закономерный вопрос: каким же образом можно задать этот порог так, чтобы модель показала лучшую F-меру? В ходе исследования этой проблемы оказалось, что решение может быть найдено, если идти в обратную сторону. И звучит это так: какой порог должен быть, если нам задано лучшее значение F-меры? Для этого модель тестируется на аудиофайле с разными порогами вероятностей полным перебором от 0 до 1 с шагом 0.05. Найдя лучшее значение F-меры, значение порога вероятности нам также будет известно и возможно его применение в алгоритме проблемы №2.

В рамках исследования описанной ранее проблемы были записаны тестовые аудиофайлы: с произношением ключевого слова в количестве 385 раз, а также двухчасовой аудиофайл с бытовыми шумами: тишина, работа кондиционера, звуки машин на улице. Кроме того, позже был записан третий аудиофайл, содержащий произношения человеком других слов, кроме ключевого. Обучив нейросетевую модель, было решено посмотреть, как она распознает произношение ключевого слова, а также нет ли ложных активаций на этих тестовых аудиофайлах.

На рисунке 1 представлена зависимость количества успешных срабатываний на аудиофайле, содержащем произнесенные ключевые слова, от порога вероятности:



**Рисунок 1. Зависимость успешных срабатываний от порога вероятности**

Из построенного графика можно сделать вывод о том, что значение порога вероятности до 0.5 включительно не оказывает влияния на процент распознавания, что косвенно говорит о том, что модель обучена достаточно хорошо. После 0.8 процент распознавания начинает быстро падать.

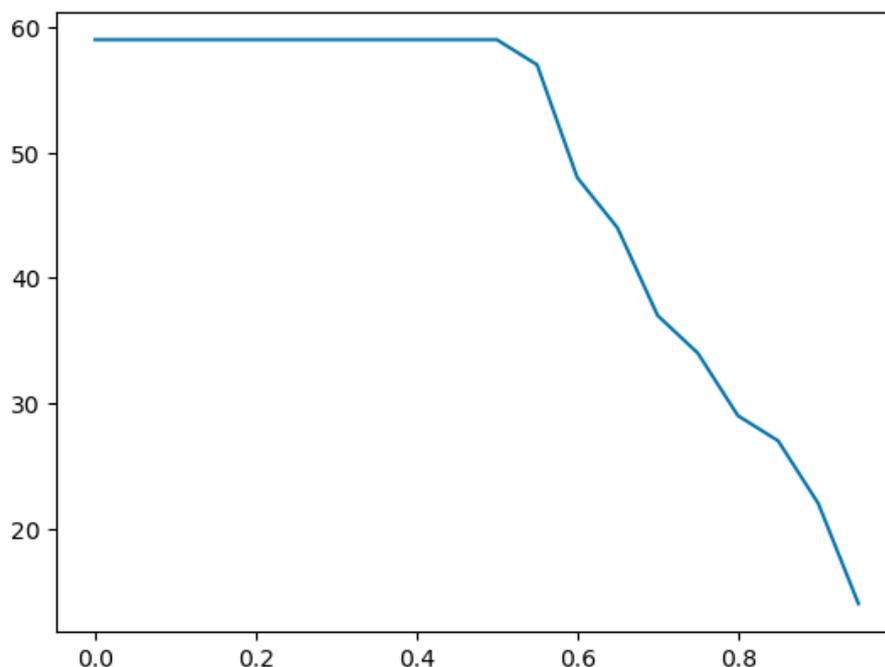
Посмотрим на качество обучения с другой стороны, сделав попытку распознавания на двух других аудиофайлах и выявив таким образом количество ложных, представим график на рисунке 2.

Из представленного выше рисунка можно сделать вывод, что порог вероятности от 0 до 0.5 включительно не оказывает влияния на работу нейросетевой модели, однако уже после 0.55 количество ложных срабатываний начинает резко сокращаться.

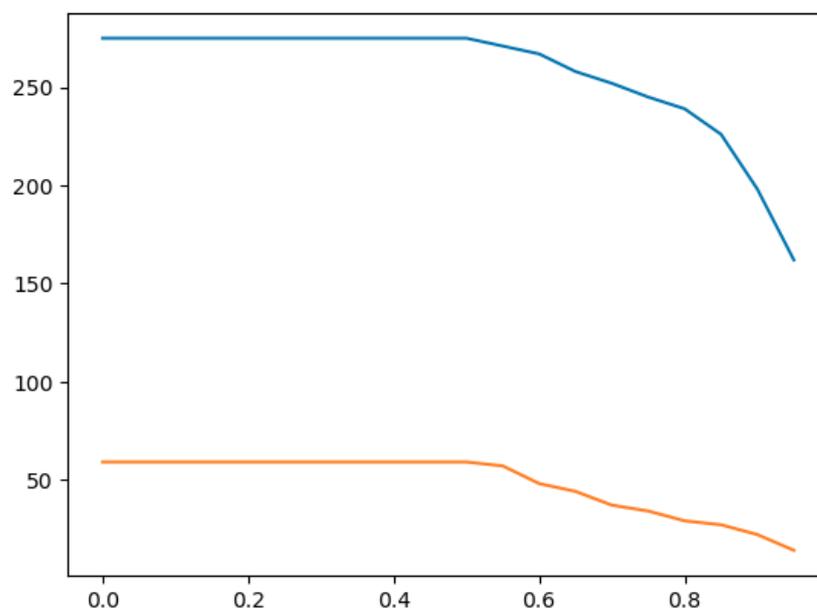
Совместив два графика на одном, мы увидим картину, представленную на рисунке 3.

Аналогичным образом стоит построить график F-меры и рассмотреть зависимость ее значений от выбранного порога вероятности, график представлен на рисунке 4.

Следуя выводам, полученных из графиков на рисунке 1 и 2, следовало, что F-мера также будет оставаться постоянной при пороге вероятностей от 0 до 0.5. По мере увеличения значения порога вероятности она начинает снижаться, с исключением на значении порога 0.6: там F-мера почти достигает прежнего лучшего значения.

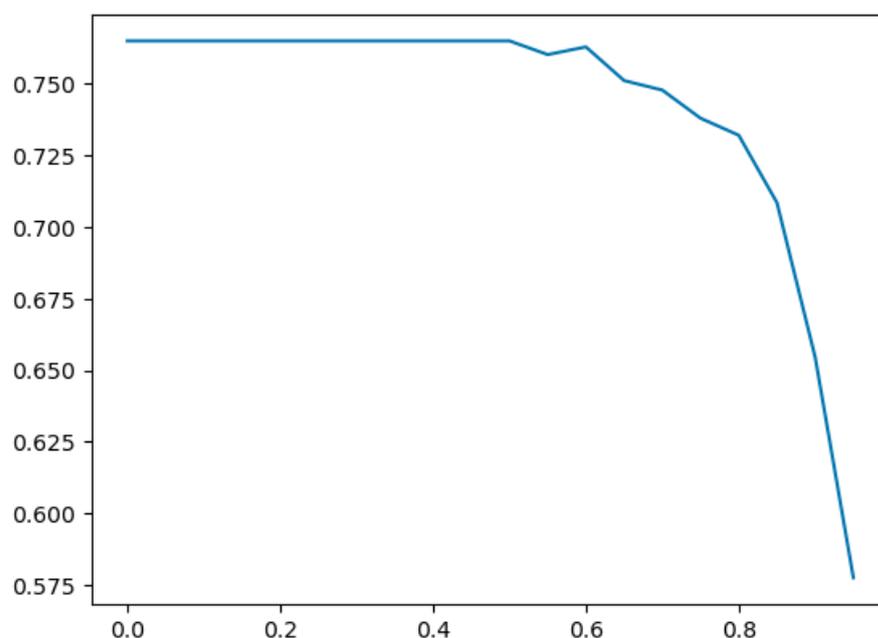


**Рисунок 2. Зависимость ложных срабатываний от порога вероятности**



**Рисунок 3. График положительных и ложных срабатываний**

Стоит еще раз подчеркнуть, что описанные выводы относятся только к равновзвешенной F-мере. Однако применяя данный подход к моделям из реальных задач, порой стоит отдать приоритет ложным срабатываниям. С точки зрения пользователя понижение количества ложных срабатываний в 2 раза намного больше повышает пользовательский опыт чем падение успешных распознаваний с 270 до 240, например. В этом случае формула F-меры будет иной.



**Рисунок 4. Зависимость F-меры от порога вероятности**

**Заключение.** В результате проведения данного исследования было показано, каким образом, не переобучая нейросетевую модель можно снизить количество ложных срабатываний, не повышая существенно количество нераспознанных ключевых слов, увеличивая значение F-меры. Разобран способ автоматического тестирования и сравнения моделей между собой. Показан способ автоматического подбора гиперпараметра, отвечающего за качество применения модели.

#### **Библиографический список**

1. Cao, Van Loi & Le-Khac, Nhien-An & O'Neill, Michael & Nicolau, Miguel & Mcdermott, James. (2016). Improving Fitness Functions in Genetic Programming for Classification on Unbalanced Credit Card Data.
2. Khan, Asifullah & Saeed, Aqsa & Wahab, Noor & Hussain, Mutawara & Hamza, Muhammad. (2019). A Recent Survey on the Applications of Genetic Programming in Image Processing
3. Yordi, Estela & Koelig Romero, Raúl & Matos, Maria & Perez, Amaury & Caballero, Yailé & Santana, Lourdes & Quintana, Manuel & Molina Pérez, Enrique & Uriarte, Eugenio. (2019). Artificial Intelligence Applied to Flavonoid Data in Food Matrices. *Foods*. 8. 573. 10.3390/foods8110573.
4. Carrara, Fabio & Falchi, Fabrizio & Caldelli, Roberto & Amato, Giuseppe & Becarelli, Rudy. (2019). Adversarial image detection in deep neural networks. *Multimedia Tools and Applications*. 78. 10.1007/s11042-018-5853-4.
5. Juba, Brendan & Le, Hai. (2019). Precision-Recall versus Accuracy and the Role of Large Data Sets. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 33. 4039-4048. 10.1609/aaai.v33i01.33014039.
6. Sasaki, Yutaka. (2007). The truth of the F-measure. *Teach Tutor Mater*.

## **NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE VALUE OF REAL ESTATE IN THE PRIMARY HOUSING MARKET**

*Anton R. Neverov*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990  
antonneverov.astrohaker@gmail.com

The article presents the results of a study on automating the search algorithm for the most successful application of a trained neural network model. Several algorithms for evaluating a neural network model used in practice are described, along with the advantages and disadvantages of each of them. A method for automating one of the algorithms is presented.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, model quality assessment.

УДК 004.891.2

## ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИНДИВИДУАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ ЭМОЦИОНАЛЬНОЙ ОКРАСКИ ИЗ КОЛЛЕКЦИИ ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКИХ ТЕКСТОВ

*Ивутин Алексей Николаевич,*  
alexey.ivutin@gmail.com

*Савенков Павел Анатольевич*  
pavel@savenkov.net

*Волошко Анна Геннадьевна*  
a.g.troshina@gmail.com

*Крюков Олег Сергеевич*  
[ol\\_kryukov97@mail.ru](mailto:ol_kryukov97@mail.ru)

ФГБОУ ВО "Тульский Государственный Университет",  
300012, Россия, г. Тула, пр-кт Ленина д.92

В статье представлено исследование методов извлечения индивидуальных признаков эмоционального окраса из наборов пользовательских текстов с применением бинарной классификации. Осуществлена сравнительная характеристика методов на базе различных архитектур, таких как полносвязные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети (RNN), сети с долговременной и кратковременной памятью (LSTM) и механизма управления вентелей в сетях GRU на применимость в задаче анализа эмоционального окраса наборов пользовательских текстов. Показано, что наиболее рациональным выбором являются рекуррентные сети LSTM и GRU.

**Ключевые слова:** анализ эмоционального окраса, машинное обучение, бинарная классификация, нейронные сети.

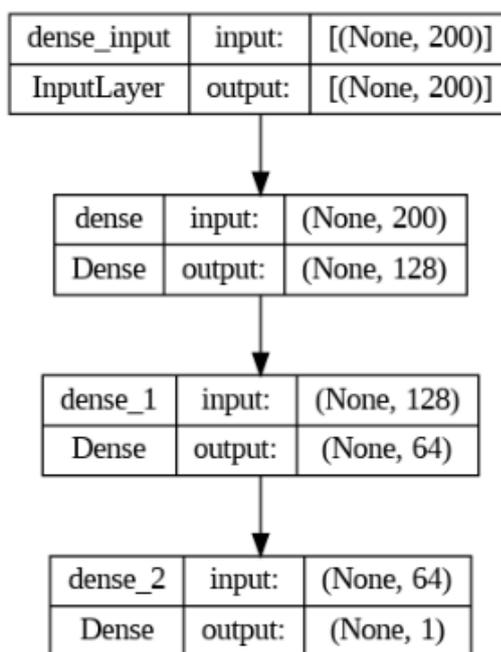
**Введение.** В настоящее время использование инструментов анализа индивидуальных признаков, идентифицирующих человека, его активность, становится все более актуальным в различных областях [1-2]. Под термином индивидуальные признаки понимается набор данных, описывающий определенные действия или активность человека, или же различные явления [3].

Для извлечения индивидуальных признаков из наборов пользовательских текстов, а именно получения количества позитивно и негативно окра-

шенных текстов в данной статье осуществляется выбор наиболее рациональной структуры нейронной сети. Далее в работе будут рассмотрены различные архитектуры нейронных сетей.

**Исследование структур нейронных сетей для анализа эмоционального окраса.** Для обучения нейронных сетей, а именно бинарного классификатора, был использован крупнейший набор RuTweetCorp - открытый корпус текстов, собранный автоматически из русскоязычного Twitter с ручным фильтрованием.

Для бинарной классификации эмоционального окраса была использована полносвязная модель типа Sequential, где все слои связаны последовательно от входного до выходного слоя. Графическое представление сети представлено на рисунке 1.

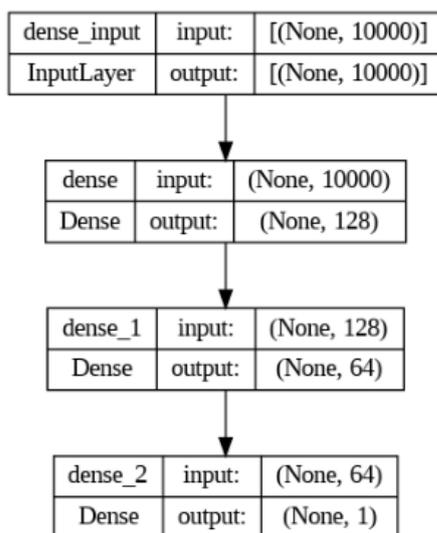


**Рисунок 1. Графическое представление полносвязной модели нейронной сети типа Sequential**

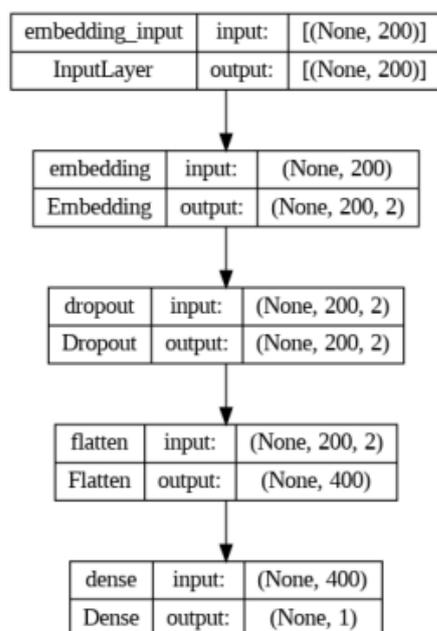
Вместо представления слова одним числом, было использовано векторное представление типа One Hot Encoding [4]. Архитектура сети представлена на рисунке 2.

Также, для формирования более полной картины работы методов извлечения признаков, используем представление входных данных текстов в виде плотных векторных представлений Embedding [5] (Рисунок 3).

Для повышения качества работы сети возможно использовать рекуррентную, а не полносвязную нейронную сеть. При ее использовании возможно повышение качества работы метода, связанное с учетом последовательности слов во входных пользовательских текстах. Дополним нейронную сеть дополнительным рекуррентным слоем SimpleRnn [6], который содержит 8 нейронов (Рисунок 4).



**Рисунок 2. Графическое представление полносвязной модели нейронной сети с кодированием OneHotEncoding**



**Рисунок 3. Графическое представление полносвязной модели нейронной сети с кодированием Embedding**

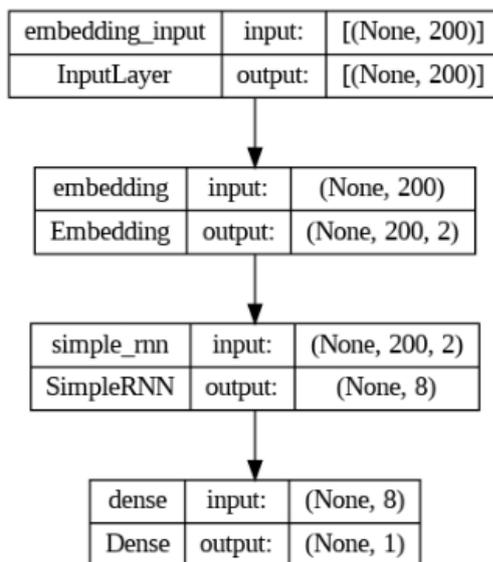
Также, слой SimpleRnn был заменен на LSTM и GRU. Сформируем нейронную сеть, содержащую слой LSTM (Рисунок 5) и GRU [7] (Рисунок 6).

В результате экспериментального исследования получена сравнительная характеристика работы нейросетей с различной структурой для анализа эмоционального окраса и представлена в таблице 1.

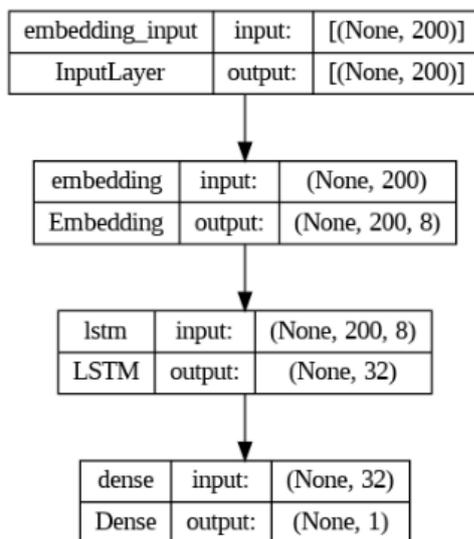
**Заключение.** В результате проводимого исследования, установлено, что при использовании полносвязной нейронной сети с применением числового кодирования для анализа эмоционального окраса текстов, наблюдается ограничение в достижении значимых результатов, не превышающих 51%, что не позволяет использовать данную архитектуру для извлечения персонализированных признаков эмоционального окраса.

Более высокие показатели были зафиксированы при использовании векторных методов представления текстов, таких как One Hot Encoding и Embedding. При использовании One Hot Encoding, качество работы составило 82%, а при использовании Embedding 86% на проверочном наборе данных.

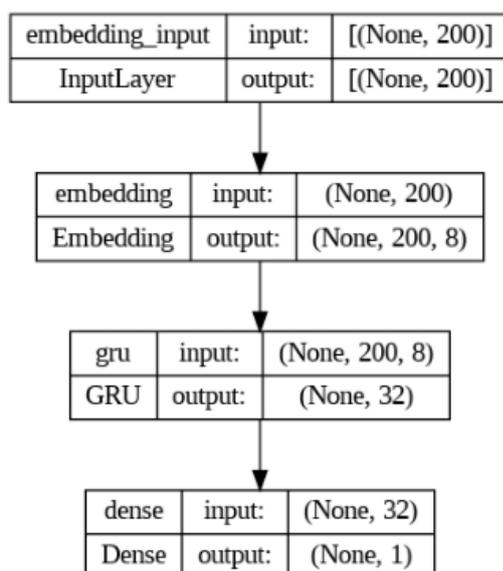
При изменении архитектуры нейронной сети и добавлении рекуррентных слоев, а именно простой рекуррентный слой, качество работы сети составило при использовании слоя SimpleRnn 79%, при добавлении слоя LSTM 84%, а при изменении его на GRU 87%.



**Рисунок 4. Рекуррентная нейронная сеть**



**Рисунок 5. Нейронная сеть со слоем LSTM**



**Рисунок 6. Нейронная сеть с слоем GRU**

**Таблица 1. Сравнительная характеристика работы нейронных сетей**

	Полносвязная			Рекуррентная		
	Числовое кодирование	OneHotEncoding	Embedding	Рекуррентная Embedding	LSTM	GRU
Доля верных ответов на обучающем наборе	55,17%	82%	86%	79%	84%	87%

Использование наборов пользовательских текстов, как источника поведенческой информации на мобильных устройствах, открывает новые возможности для более глубокого понимания потребностей сотрудников и повышения эффективности бизнес-процессов.

**Поддержка исследования.** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-21-20022, <https://rscf.ru/project/24-21-20022/> и комитета Тульской области по науке и инноватике

#### **Библиографический список**

1. Лебеденко Ю. И. Биометрические системы безопасности. – Directmedia, 2013.
2. Гаврильченко Ю. П. Применение биометрических технологий при идентификации и аутентификации субъекта финансовых правоотношений //Бизнес, менеджмент и право. – 2021. – №. 2. – С. 20-27.
3. Гуныко Н. Е. Биометрические признаки почерка для обеспечения информационной безопасности //Безопасность информационных технологий. – 2010. – Т. 17. – №. 1. – С. 64-65.
4. Seger C. An investigation of categorical variable encoding techniques in machine learning: binary versus one-hot and feature hashing. – 2018.
5. Li Y., Yang T. Word embedding for understanding natural language: a survey //Guide to big data applications. – 2018. – С. 83-104.
6. Alharbi N. M. et al. Evaluation of sentiment analysis via word embedding and RNN variants for Amazon online reviews //Mathematical Problems in Engineering. – 2021. – Т. 2021. – №. 1. – С. 5536560.
7. Shewalkar A., Nyavanandi D., Ludwig S. A. Performance evaluation of deep neural networks applied to speech recognition: RNN, LSTM and GRU //Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research. – 2019. – Т. 9. – №. 4. – С. 235-245.

# STUDY OF METHODS FOR EXTRACTING INDIVIDUAL FEATURES OF EMOTIONAL COLORING FROM A COLLECTION OF USER TEXTS

*Alexey N. Ivutin*

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Tula State University", 300012, Russia, Tula, Lenin Ave. 92  
alexey.ivutin@gmail.com

*Pavel A. Savenkov*

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Tula State University", 300012, Russia, Tula, Lenin Ave. 92  
pavel@savenkov.net

*Anna G. Voloshko*

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Tula State University", 300012, Russia, Tula, Lenin Ave. 92  
a.g.troshina@gmail.com

*Oleg S. Kryukov*

HSE University,

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Tula State University", 300012, Russia, Tula, Lenin Ave. 92  
ol\_kryukov97@mail.ru

The article presents a study of methods for extracting individual features of emotional coloring from sets of user texts using binary classification. A comparative characteristic of methods based on various architectures, such as fully connected neural networks, recurrent neural networks (RNN), networks with long-term and short-term memory (LSTM) and the mechanism of gate control in GRU networks, is carried out for applicability to the task of analyzing the emotional coloring of sets of user texts. It is shown that the most rational choice is the recurrent LSTM and GRU networks. The study was supported by the grant of the Russian Science Foundation No. 24-21-20022, <https://rscf.ru/en/project/24-21-20022/> and the Tula Region Committee on Science and Innovation.

**Keywords:** emotional coloring analysis, machine learning, binary classification, neural networks.

УДК 004.93'12 УДК 004.93'14

## ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОМУ АНАЛИЗУ ТЕКСТОВ

*Шпирко Сергей Валерьевич*

Российский государственный гуманитарный университет,  
Отделение интеллектуальных систем в гуманитарной сфере,  
119313, Россия, г. Москва, Ленинский пр-т, 88-3-122

[shpirkos@mail.ru](mailto:shpirkos@mail.ru)

В статье представлено описание концепции интеллектуального комплекса текстологического моделирования, его структуры и функций. Авторский программный комплекс позволяет с заданной степенью нечеткости решать задачи текстологической классификации. В статье раскрываются концептуальные основы анализа текстов на основе методологии нечеткого распознавания текстов. Рассматриваемый комплекс интеллектуального текстологического моделирования был апробирован для анализа ряда древнерусских текстов.

**Ключевые слова:** модель нечеткого распознавания, компьютерная текстология, стемма, алгоритмы множественного выравнивания, коллекция текстов, нечеткая генеалогическая классификация

**Введение.** Текст средневекового произведения в процессе своего исторического бытования подвергался различным изменениям и искажениям. Классификация его сохранившихся копий (списков) для восстановления оригинального текста является необходимым условием всякого текстологического исследования. В последнее время, одним из важных направлений фундаментальных научных исследований в области анализа текстов стало формирование компьютерной текстологии.

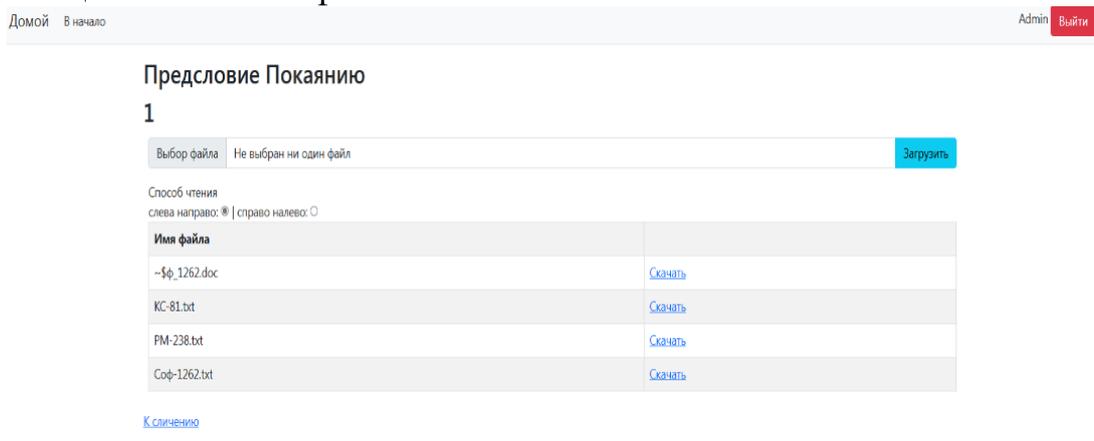
Практика создания и развития больших языковых моделей показывает смещение фокуса внимания от задач анализа и обработки изменений в коллекциях текстов ко все более глубокому познанию сущностных задач исторической текстологии. Так, одним из важных новых направлений исследований в текстологии является разработка и апробация методов искусственного интеллекта в данной сфере. В этой связи можно отметить существенные достижения в рамках научных школ МГУ, ФИЦ «Информатика и управление» (Москва), РГГУ, СПбГУ, Ин-та русского языка им. В.В. Виноградова, Ижевского гос. тех. ун-та, Пермского гос. ун-та, РАНХиГС и др. [1-7].

**Метод нечеткой генеалогической классификации.** В основании предложенного подхода лежит осознание нечеткости, неоднозначности как универсальной реальности человеческой деятельности, в частности, процесса копирования средневековых текстов. Так, о принадлежности списка той или иной текстуально близкой группе можно говорить лишь с определенной долей достоверности.

Для учета этой неоднозначности весьма перспективной представляется идея привлечения идей и методов теории нечетких множеств. Разработанный автором алгоритм использует такие стандартные понятия теории нечетких множеств как функция принадлежности, класс эквивалентности и порядка, имеющие естественную интерпретацию на профессиональном языке текстолога [8].

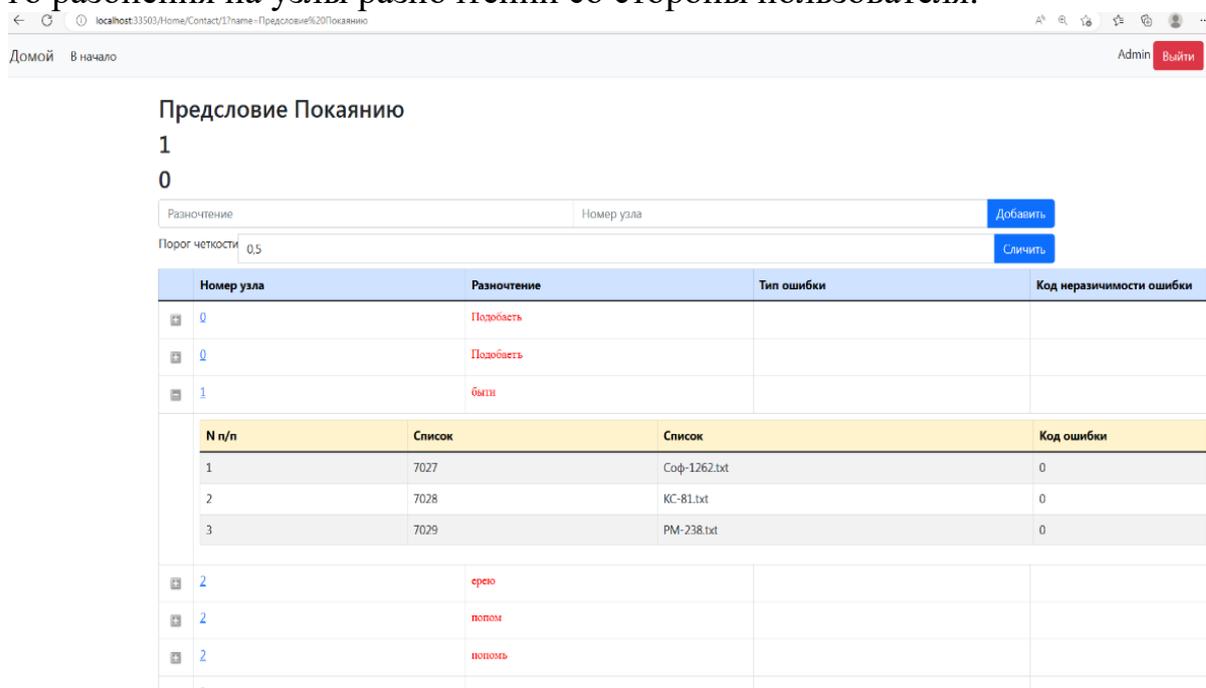
Реализация предложенного алгоритма в виде программы полного «жизненного» цикла текстологической классификации, начиная с этапа ввода и автоматической обработки текстов и заканчивая визуализацией результатов классификации, представляется весьма актуальной.

Входные данные по каждой рукописной традиции (совокупности сохранившихся списков исторического текста) представлены в программе в виде коллекции текстовых файлов:



**Рисунок 1. Входные данные программы в виде коллекции текстов**

Одним из проблемных этапов при использовании формальных инструментов текстологической классификации является предварительное сравнение (сличение) текстов, необходимое для формирования узлов различий. Для решения задачи автоматизированного сличения автор развивает вариант множественного выравнивания последовательностей с нечетким сравнением слов. Далее в программе предусмотрена возможность коррекции полученного разбиения на узлы различий со стороны пользователя:



**Рисунок 2. Форма для коррекции разбиения коллекции текстов на узлы различия**

На основе попарного сличения текстов, полученных на предыдущем этапе, формируется матрица нечеткого отношения предпочтения, являющаяся, в свою очередь, исходной для последующего этапа классификации. Зна-

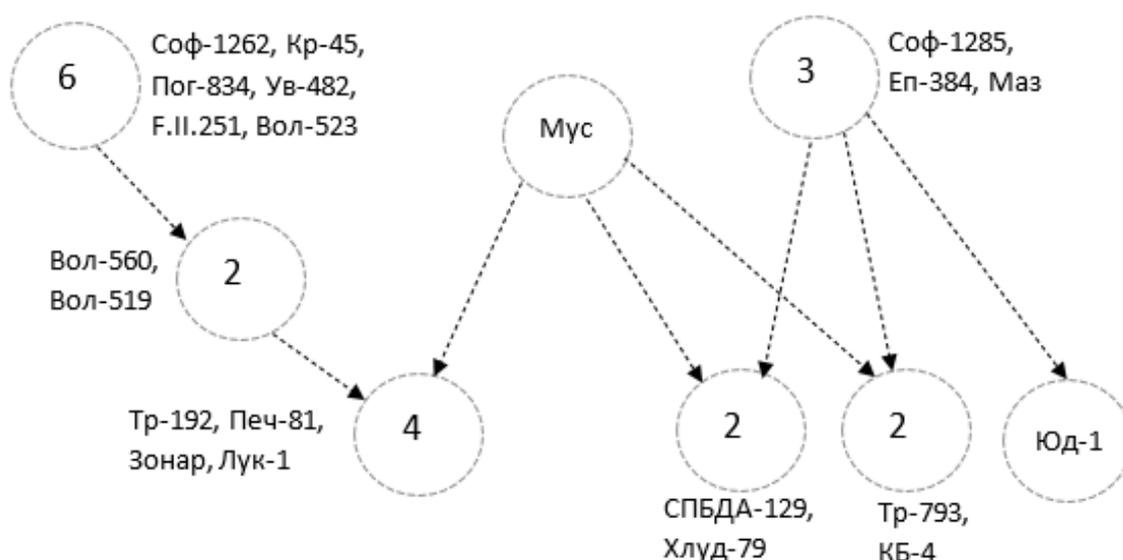
чениями рассматриваемой матрицы являются доли унаследованных ошибок (уклонений от нормальных чтений текста) из одного списка в другой, характеризуя тем самым направление («стрелу времени») и величину генеалогической близости (силу связи) соответствующей пары списков.

Поскольку число ошибок в каждом списке различно, то эта матрица не является симметричной (значения ее элементов, симметричных относительно главной диагонали, не совпадают). В отличие от симметричной матрицы близости кластерных методов [4], матрица нечеткого отношения содержит в себе возможность как группирования текстов списков (горизонтальный срез), так и их хронологического упорядочивания (вертикальный срез).

Этот содержательный вывод можно облечь с помощью аппарата теории нечетких множеств в формализованную процедуру, разбивающую исходное нечеткое отношение на две составляющие: симметричную (отношение эквивалентности) и антисимметричную (отношение порядка). Другими словами, удастся разбить исходное множество списков на текстологически близкие классы и установить между ними генеалогическо-преемственные связи.

Варьирование внешнего параметра нечеткой классификации – порога нечеткости (или противоположного ему порога надежности) – позволяет уточнить состав отдельных групп списков, выявить неявные взаимосвязи как между группами, так и отдельными списками. Для учета данного параметра в модели автор расширяет классические определения ряда свойств [9] нечетких отношений.

Авторский комплекс методов интеллектуального текстологического моделирования был апробирован для анализа древнерусских текстов («Закон Судный людем», X в.; «Предсловие покаянию», XII в.)



**Рисунок 3. Стемма «Предсловия покаянию» (порог надежности 0,57)**

Цифрами на рис. 3 обозначено число списков в соответствующей группе.

Как мы видим из того же рисунка, предложенный подход допускает правку копиистами списков (наличие у списка или группы списков нескольких непосредственных предков).

Также важной особенностью предложенного подхода является решение проблемы уменьшения субъективной составляющей при оценке качества разночтений. В частности, известный метод косвенной экспертизы дополняется вычислением коэффициентов значимости элементов типологического ряда [10].

**Заключение.** Реализация инструментария интеллектуального текстологического моделирования на основе моделей нечеткого распознавания, позволяет существенно расширить сферы применения искусственного интеллекта в логико-лингвистических исследованиях как таковых, так и в других сферах гуманитарных наук.

Программный комплекс позволяет аккумулировать опыт различных методологических подходов, в результате которых формируются критерии текстологической классификации и кластеризации.

Перспективным представляется применение «Комплекса интеллектуального текстологического моделирования» в системе подготовки (и переподготовки) кадров по ряду направлений гуманитарных, исторических, социо-правовых и управленческих наук.

«Комплекс интеллектуального текстологического моделирования» имеет не только прикладное, но и самостоятельное значение для исследователей, профессиональные интересы которых лежат в области интеллектуального анализа текстов (маркетинг, документоведение и архивоведение, информатика и пр.)

### **Библиографический список**

1. Бородкин Л.И., Милов Л.В. О некоторых аспектах автоматизации текстологического исследования (Закон Судный людем)// Математические методы в историко-экономических и историко-культурных исследованиях/ ред. И.Д. Ковальченко. –М., 1977.– С.235-280.
2. Бородкин Л.И. Математические модели классификации древних текстов// Методы количественного анализа текстов нарративных источников. Сборник статей. –М., 1983.– С.8-29.
3. Кузнецов С.О., Финн В.К. Об одной модели обучения и классификации, основанной на операции сходства// Обзорение прикладной и промышленной математики.–М., 1996.– Т.3–Вып.1.–С. 67-89.
4. Прикладная и компьютерная лингвистика/ ред. И.С. Николаев, О.В. Митренина, Т.М. Ландо. – М., 2016. –320 С.
5. Архангельский Т., Мишина Е., Пичхадзе А. Система электронной разметки древнерусских и церковнославянских текстов // *Palaeobulgarica* Старобългаристика.–София, 2014.– (XXXVIII)– № 4.–С. 21–37.
6. Баранов В.А. Проект «Манускрипт»: предварительные итоги. // Современные информационные технологии и письменное наследие: от древних текстов к электронным библиотекам. Е! Manuscript-08: материалы Международной научной конференции (Казань, 26 - 30 августа 2008 г.) – Казань, 2008. – С. 32-36.
7. Корниенко С.И., Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Распознавание текстов рукописных и старопечатных книг на основе нейросетевых технологий // Современные информационные технологии и письменное наследие: от древних текстов к электронным библиотекам. Е! Manuscript-08: материалы Международной научной конференции (Казань, 26 - 30 августа 2008 г.) – Казань, 2008. – С. 155-156.
8. Шпирко С.В. Применение теории нечетких множеств к задаче генеалогической классификации в текстологическом исследовании// Историческая информатика: Информационные технологии

- и математические методы в исторических исследованиях и образовании. Барнаул, 2013. –№ 3. –С. 39-51.
9. Мелихов А.Н., Бернштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. –М., 1990. –272 С.
10. Шпирко С.В., Баранкова Г.С. О некоторых аспектах построения формализованной генеалогической классификации текстов списков средневекового произведения с применением теории нечетких множеств (на материале "Закона Судного людем") // Исторический журнал: научные исследования. –2017. –№ 1. –С. 56-64.

## ON ONE APPROACH TO INTELLIGENT TEXT ANALYSIS

*Shpirko Sergey Valerievich*

Russian State University for The Humanities,  
Department of Intelligent Systems in the Humanities,  
119313, Russia, Moscow, Leninsky prospekt, 88-3-122  
shpirkos@mail.ru

The paper presents a description of the concept of an intelligent textual modeling software package, its structure and functions. The author's software package allows solving problems of textual classification with a given degree of fuzziness. The paper reveals the conceptual foundations of text analysis based on the methodology of fuzzy text recognition. The considered software package of intelligent textual modeling was tested for the analysis of some Old Russian texts.

**Keywords:** fuzzy recognition model, computer textology, stemma, multiple alignment algorithms, text collection, fuzzy genealogical classification.

## Секция: Искусственный интеллект, социология, политология, психология и криминалистика

УДК 004.032.26

### ТРУДОВОЕ ПОВЕДЕНИЕ В ЭПОХУ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*Ильина Елизавета Николаевна*

Национальный исследовательский Нижегородский государственный  
университет им. Н. И. Лобачевского,  
603022, Россия, г. Нижний Новгород, пр. Гагарина, 23  
[ilyinaelizabetha12@gmail.com](mailto:ilyinaelizabetha12@gmail.com)

Искусственный интеллект (далее – ИИ) стремительно развивается, трансформируя различные аспекты жизни, в том числе и рынок труда. В статье представлено описание трудового поведения в контексте использования технологий искусственного интеллекта. Проведено комплексное социологическое исследование, позволяющее прояснить отношение к использованию ИИ в рабочих задачах.

**Ключевые слова:** профессии, квалификация, рынок труда, трудовое поведение, трансформации рынка труда.

**Введение.** Теория социального действия Э. Гидденса основана на понятии "структуриации". Структуриация – это процесс, посредством которого социальные структуры и индивидуальные действия взаимно формируют друг друга. Социальные структуры, такие как рынок труда, технологии и культурные нормы, ограничивают и направляют поведение людей в нужное русло. Однако люди также являются непосредственными активными агентами, которые могут интерпретировать и изменять социальные своими действиями и отношением к конкретному явлению. Применяя теорию Э. Гидденса к трудовому поведению в эпоху ИИ, можно проанализировать, как социальные структуры и индивидуальные действия влияют друг на друга в формировании отношения людей к использованию ИИ на рабочем месте.

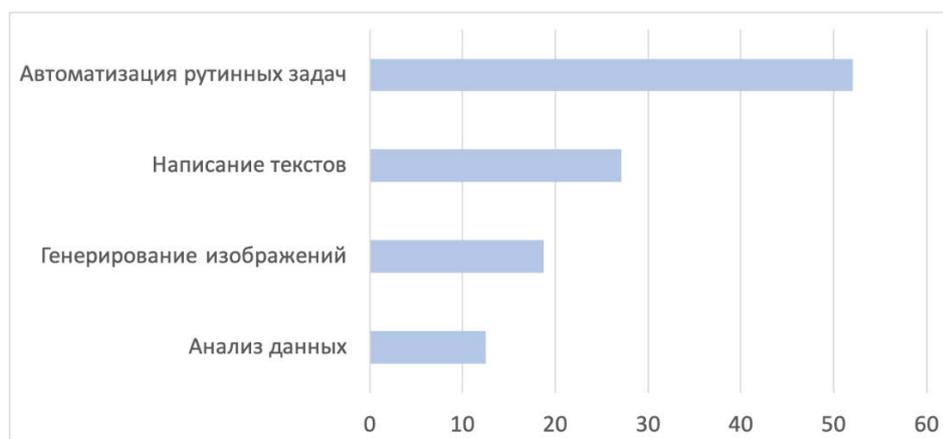
Технологии ИИ представляют собой новую социальную структуру, которая влияет на рынок труда и требования, выдвигаемые к навыкам современного работника. Автоматизация задач может привести к потере рабочих мест, а новые технологии требуют новых навыков. Культурные нормы также влияют на отношение людей к ИИ. В некоторых культурах ИИ воспринимается как *угроза*, а в других – как *возможность*, поскольку именно люди являются активными агентами, которые интерпретируют социальные структуры и реагируют на них. Их отношение к использованию ИИ на рабочем месте будет зависеть от их восприятия и оценки влияния ИИ на их работу, требова-

ния к навыкам и дальнейшей возможности карьерного роста или отсутствия таковой.

Так, теория социального действия Э. Гидденса является полезным научным фундаментом для понимания трудового поведения в эпоху ИИ. Применяя эту теорию, мы можем проанализировать, как социальные структуры и индивидуальное действие взаимодействуют в формировании отношения людей к использованию ИИ на рабочем месте. Изучение форм данных взаимодействий играет главную роль для разработки дополнительных образовательных и/или государственных программ, направленных на подготовку работников к будущему рынка труда, основанному на внедрении ИИ.

Основываясь именно на данной теории, был составлен онлайн-опросник для проведения количественного социологического исследования (n=307 респондентов, представителей различных профессий Нижегородской области). Опросник включал в себя вопросы об отношении респондентов к использованию ИИ в рабочих задачах, их восприятию влияния ИИ на их работу и требования к навыкам. Количественное исследование было дополнено качественным – контент-анализом материалов интервью – также об ожиданиях респондентов относительно грядущих трансформаций рынка труда, что гарантировало комплексность настоящего социологического исследования (n=58 респондентов, представителей различных профессий Нижегородской области).

**Опыт «взаимодействия» с ИИ.** Чуть больше половины опрошенных (52%) так или иначе имели опыт использования средств ИИ в решение своих текущих рабочих задач. Направления же работы с ИИ в данном случае были условно разделены автором на четыре основных направления. Так, путём сравнительного анализа материалов онлайн-опроса и интервью, были получены ключевые механизмы «помощи» искусственного интеллекта в работе простого современного обывателя, не имеющего специализированной подготовки (рис. 1).



**Рисунок 1. Направления использования ИИ, %**

На основе представленной гистограммы можно выделить следующие основные направления использования искусственного интеллекта для решения рабочих задач:

**Автоматизация рутинных задач** – около 52%. Это направление занимает лидирующую позицию в использовании ИИ. Автоматизация рутинных задач позволяет значительно повысить эффективность работы, снизив затраты времени и сил на повторяющиеся процессы. Примеры данного использования средств ИИ могут включать автоматическую обработку данных, управление документами, выполнение стандартных операций и другие задачи, которые обычно требуют значительных временных ресурсов, но имеют предсказуемый алгоритм выполнения.

**Написание текстов** – 27%. Второе по популярности направление использования ИИ. Генерация текстов с помощью ИИ находит применение в таких областях, как написание статей, создание маркетинговых материалов, разработка контента для веб-сайтов и социальных сетей, а также автоматизация отчетов. Это позволяет создавать тексты на основе данных, минимизируя участие человека в процессе написания.

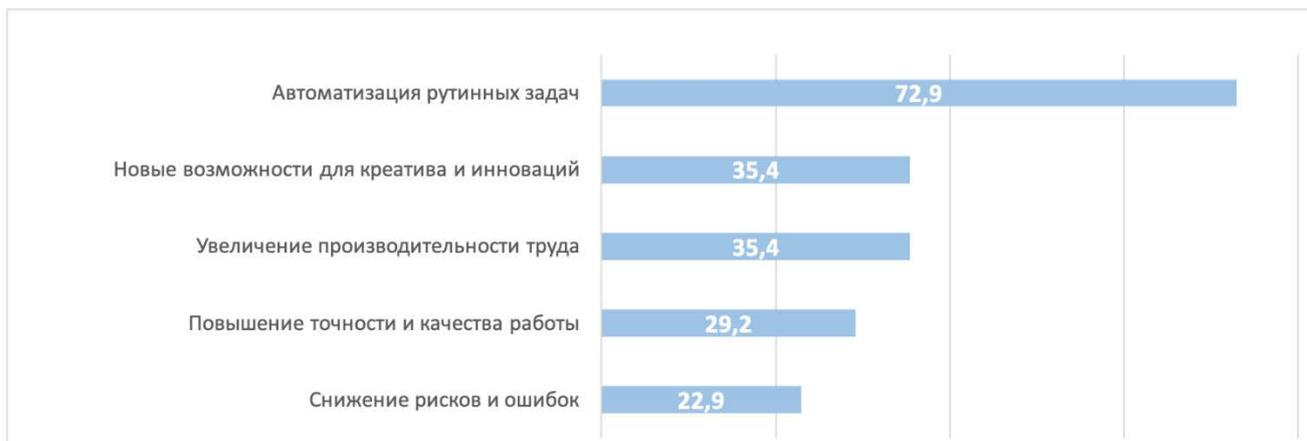
**Генерирование изображений.** Приблизительно 20% от общего числа пользователей ИИ используют его для создания изображений. Это может быть полезно для дизайнеров, рекламных агентств, а также в креативных индустриях. ИИ может генерировать изображения по заданным параметрам или создавать уникальные визуальные материалы для использования в различных проектах.

**Анализ данных** – около 10%. Наименее популярное направление, но тем не менее важное. Анализ данных с помощью ИИ помогает обрабатывать большие объемы информации максимально быстро, выявлять закономерности, проводить прогнозирование и оптимизацию бизнес-процессов. Это особенно актуально для компаний, работающих с большими данными, а также в таких областях, как финансы, маркетинг и исследовательская деятельность.

Так, основное внимание в использовании ИИ сосредоточено на автоматизации рутинных процессов, что говорит о стремлении предприятий к оптимизации трудозатрат. В то же время использование ИИ для генерации текстов и изображений также активно развивается, особенно в креативных и контент-ориентированных областях (наибольшая корреляция данного направления использования ИИ была продемонстрирована среди пользователей-представителей маркетинговых направлений IT-сфер). Анализ данных пока не так широко применяется, что может свидетельствовать о необходимости дальнейшего развития инструментов для обработки информации и повышения доверия к ним среди пользователей. Справедливо предположить, что в настоящий момент автоматический анализ данных, лишенный «человеческого» взгляда, демонстрирует меньшую эффективность по сравнению с более простыми функциями ИИ.

**Преимущества и недостатки использования ИИ в работе.** Данные настоящего исследования позволяют сделать ряд выводов о восприятии обывателями преимуществ искусственного интеллекта (рис. 2). Наиболее выраженным преимуществом ИИ, согласно полученным данным, является автоматизация рутинных задач, набравшая 72,9%. Это говорит о том, что широ-

кая общественность в первую очередь видит в ИИ технологию, способную освободить человека от монотонных и повторяющихся действий, тем самым повышая эффективность и продуктивность труда.



**Рисунок 2. Преимущества ИИ, %**

Вторыми по значимости, с одинаковым показателем в 35,4%, идут новые возможности для креатива и инноваций, а также увеличение производительности труда. Это демонстрирует, что ИИ рассматривается не только как инструмент для оптимизации существующих процессов, но и как двигатель прогресса, способный открыть новые горизонты в области творчества и исследований.

Следующим преимуществом является повышение точности и качества работы (29,2%). Это преимущество отражает потенциал ИИ в улучшении результатов деятельности в различных сферах, где точность и качество имеют ключевое значение.

Представленная на рисунке 3 диаграмма демонстрирует основные опасения общества, связанные с развитием искусственного интеллекта. Наиболее ярко выраженной проблемой, согласно этим данным, являются проблемы с защитой персональных данных (56,3%). Это отражает повсеместное беспокойство о конфиденциальности и безопасности личной информации в эпоху цифровизации. Люди опасаются, что ИИ может быть использован для незаконного сбора, хранения и использования их персональных данных. Например, ИИ может быть использован для создания deepfake-материалов – фальшивых видео или аудио с использованием персональных данных (например, изображений или голоса человека) – что может привести к мошенничеству или клевете. Также, ИИ может хранить персональные данные в обход законов о защите данных (например, GDPR в Европе). Эти данные могут использоваться для аналитики, разработки моделей поведения или передаваться третьим лицам без ведома и согласия пользователя.



**Рисунок 3. Недостатки ИИ, %**

Вторым по значимости является вопрос проблем с этикой и безопасностью ИИ (52,1%). Сюда входят опасения о непредсказуемости и потенциальной опасности искусственного интеллекта, который может принять неконтролируемые решения или стать угрозой для человечества. Третьим по значимости является сложность адаптации к новым технологиям (29,2%). Это отражает беспокойство о том, что быстро развивающийся мир ИИ может быть слишком сложным для понимания и применения большинством людей. Следующим по значимости является угроза потери рабочих мест (27,1%). Респонденты выражают опасения о том, что ИИ может заменить людей на многих рабочих местах, что может привести к массовой безработице. Замыкает список риск возникновения трудового неравенства (16,7%). Их всех потенциальных угроз респонденты меньше всего верят, что ИИ может усилить разрыв между богатыми и бедными, поскольку доступ к ИИ и его преимуществам может быть неравномерным. Однако, технологии ИИ становятся более доступными не только для крупных корпораций, но и для малых и средних предприятий. Облачные решения и сервисы на основе ИИ позволяют даже небольшим компаниям получать доступ к сложным аналитическим инструментам, которые могут улучшить их конкурентоспособность. Более того, благодаря ИИ появляются новые образовательные платформы, которые могут предоставлять качественные и персонализированные учебные материалы широкому кругу людей, включая тех, кто ранее не имел доступа к хорошему образованию.

**Работа с ИИ в перспективе.** На основании материалов интервью были сформулированы основные тренды в представлении работы с ИИ в обозримом будущем:

**Автоматизация рутинных процессов.** Уменьшение рабочих мест, особенно в профессиях, связанных с стандартизированными или повторяющимися задачами. Это касается таких сфер, как HR, юриспруденция, маркетинг, и многие другие. Ускорение выполнения рутинных задач, повышение производительности. Например, сокращение сроков подбора кандидатов и обработки данных.

**«Некреативный» креатив.** Некоторые респонденты отмечают, что ИИ сложнее внедрить в креативные профессии, такие как контент-маркетинг и

дизайн. Однако, если это произойдет, роль неквалифицированных сотрудников может сократиться.

**Рост эффективности и качества работы.** ИИ может повысить качество аналитических данных и их доступность. Это также касается улучшения социальных прогнозов и использования новых методов интерпретации данных. В таких областях, как PR, коммуникации, и маркетинг, ИИ может помочь более эффективно взаимодействовать с аудиторией путем генерации контента, к активному потреблению которого так привык современный обыватель.

**Позитивное восприятие ИИ.** Многие участники интервью выражают оптимизм по поводу внедрения ИИ, предполагая, что он облегчит им жизнь, уменьшит административные расходы и освободит время для более сложных задач. Позитивное влияние ожидается в областях маркетинга, разработки контента, создания концепций и визуальных возможностей.

Однако, имеют место также **скептические настроения.** Некоторые участники интервью высказывают сомнения относительно значимого влияния ИИ в своих областях, особенно в креативных профессиях. А другие «предсказывают», что, несмотря на автоматизацию, ИИ не сможет полностью заменить людей в профессиях, требующих эмоционального интеллекта и человеческой вовлеченности (например, психолог). Также многие респонденты отмечают, что влияние ИИ будет зависеть от времени и развития технологий, подчеркивая, что пока трудно однозначно предсказать, какие именно изменения произойдут.

В краткосрочной перспективе внедрение ИИ, скорее всего, окажет большее влияние на административные и аналитические профессии, высвобождая время для более сложных задач. В долгосрочной перспективе могут пострадать рабочие места, связанные с рутинной, но креативные профессии будут дольше сопротивляться полной автоматизации. Прогнозируется увеличение производительности и качества работы в компаниях, активно внедряющих искусственный интеллект. Он будет не только инструментом для повышения эффективности, но и возможной причиной изменения структуры рабочих мест. Однако, несмотря на угрозу автоматизации, творческие и эмоциональные аспекты многих профессий останутся в зоне человеческой ответственности.

### Библиографический список

1. Абашкин В.Л., Абдрахманова Г.И., Вишневецкий К.О. и др. Цифровая экономика 2024: краткий статистический сборник // Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». Москва: ИСИЭЗ ВШЭ, 2024. 124 с.
2. Валецкая Т.И., Плещенко Е.А. Влияние искусственного интеллекта на рынок труда // Ученые записки Алтайского филиала Российской академии народного хозяйства при Президенте Российской Федерации. 2024. №1 (24). С. 36-39.
3. Ефремова Е. Ю. Роботизация труда: перспективы и угрозы // Вестник НИБ. 2019. №37. С. 83-88.
4. Нарейко В.Г. Искусственный интеллект в управлении персоналом // НПЖ «Диалог». 2022. №1 (21). С. 50-53.

# WORK BEHAVIOR IN THE AGE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

*Ilyina Elizaveta Nikolaevna*

National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod,  
603022, Russia, Nizhny Novgorod, Gagarin Ave., 23  
ilyinaelizaveta12@gmail.com

Artificial intelligence (hereinafter referred to as AI) is rapidly developing, transforming various aspects of life, including the labor market. The article presents a description of labor behavior in the context of using artificial intelligence technologies. A comprehensive sociological study was conducted to clarify the attitude towards the use of AI in work tasks.

**Keywords:** professions, qualifications, labor market, labor behavior, labor market transformations.

УДК 004.032.26

## АЛГОРИТМ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ РАСПОЗНАВАНИЯ МОНОЗИГОТНЫХ БЛИЗНЕЦОВ И ОТЦОВСТВА

*Липин Юрий Николаевич*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет  
614990. Россия. Пермский край. г. Пермь. ул.Комсомольский проспект. Д.29  
+7 (342)2-198-520. [kapc@pstu.ru](mailto:kapc@pstu.ru)

В статье дано описание алгоритма с программным обеспечением определения адекватности монозиготных близнецов (однойцевых) при условии их абсолютной схожести от рождения по цвету лица, глаз, архитектуры черепа головы, черт лица, и ДНК. При обычном распознавании находится степень близости параметров двух фото через их вектора, а в данной задаче необходимо найти их отличие друг от друга, т.е. определить кто есть/’ Мария’ и кто есть ‘Наталья’. Представляет интерес с точки зрения алгоритмизации выявить возможность использовать алгоритмы распознавания в проблеме отцовства..

**Ключевые слова.** Близнецы, монозиготные, асимметрия лица, фото, вектор лица.

**Введение.** Поставленная проблема является весьма важной и трудно решаемой задачей. При обычном распознавании, как в пропускных системах, определяется сходимость двух образцов. В данном случае сходимость с учетом палитры цветов по каналам цветности и архитектуры лиц близнецов даст почти сто процентную сходимость. В основе алгоритма используется данная нам от природы исходная асимметричность половин лица и прочих частей тела. Также от рождения создается некоторая асимметричность глаз, губ,

бровей, рта, овала лица. Алгоритм усиливает эту асимметрию за счет создания еще двух образов из фото левых и правых половин лица, плюс два дополнительных, как средних фото. Итого в анализе используется восемь фото.

**Постановка задачи.** Из введенного фото создаются еще два фото из левых и правых половин лица и четвертое фото, как сумма двух созданных. Итого для анализа будут использованы восемь фото посредством обработки восемь матриц по каждому фото. Каждая матрица преобразуется специальными фильтрами позволяющими определить контур лица и поддерживать яркость и контрастность в определенных значениях

#### **Проблемы распознавания монозиготных лиц.**

Распознавание монозиготных близнецов по изображениям их лиц является сложной задачей в биометрии и оно зависит от видов близнецов. Однояйцевые близнецы [1] (монозиготные) образуются, когда одно оплодотворенное яйцо делится на две отдельные эмбриональные клетки. Характерными свойствами их являются. **Универсальность, Уникальность, Приемлемость** - это факторы, которые следует учитывать и который показывает, в какой степени люди готовы принять биометрическую систему. У данного типа близнецов общими параметрами являются пол, цвет волос, глаз, палитра цветов, черты лица, объекты лица, контур лица, ДНК отпечатки пальцев.,

**Анализ традиционных методов распознавания.** Автор имеет многолетний опыт [6..10] в распознавании различных объектов с соответствующими публикациями. (Распознавании лиц, голоса, асимметрии лица и полушарий мозга, подписи, анализ подписи, отпечатков пальцев). Необходимо отметить, что основным источником информации о лице является его цветовая палитра через цвет пикселей. Основное изображение пропускается через фильтр Собеля с получением черно-белого контрастного вида, позволяющее находить границы изображения лица. Следующим этапом стал период использования правил золотого сечения [11..16]. Отношение малого к большому равно 1.618 какой-то целой части. По черно-белому изображению лица программа находит положение бровей, по ним шесть вертикальных и горизонтальных отрезков и получает программа 25 прямоугольников, по каждому используется преобразование Фурье с получением вектора из 25 значений. Необходимо отметить, что формирование образа лица в векторах происходит от частного к общему представлению. Мозг человека распознает объекты по другой схеме - сначала картина в целом, затем детали в среднем за 70 мсек.. Автором был разработан алгоритм и программа под идею работы мозга. [16]. Использовались два фильтра - Соболя и High Pass, второй для повышения контрастности и яркости.

Факт асимметрии лица является общепризнанным и выражается неравнозначностью правой и левой частей. Причиной данной асимметрии, в большинстве случаев, является неравномерность элементов костного черепа, а на лице степень ее проявления можно объяснить специфичностью мимики.

На входе имеем фото этого типа близнецов Рис.1.

Обычные программы распознавания дают стопроцентную сходимость. Доказательством наличия асимметрии нормального человеческого лица служит метод создания изображения одного и того же лица из двух левых и двух правых половин [10..16]. Таким образом, создаются два дополнительных фото с абсолютной симметрией, но значительно отличающихся от оригинала. В данной разработке на основании входного лица создаются еще три фото, т.е. два фото близнеца используется восемь фото, что значительно усиливает эффект асимметрии лица /Загрузим программу и получим входную форму. Рис.2



Рисунок 1. Фото двух однойцовых близнецов

На Рис. 2. дана выходная форма программы. Верхний ряд слева направо: левые половины первого фото близнеца, первое фото первого близнеца, левое фото второго близнеца, второе фото второго близнеца. Нижний ряд слева направо: правые половины лица первого близнеца, сумма среднего правых и левых половин первого близнеца, правые половины второго близнеца, среднее фото левых, правых половин второго близнеца. Создается база данных из восьми фото. На вход подается первый близнец и в процентах выводится ответ, затем на вход подается второе фото и тоже выводится ответ. Точность ответов равняется длине мантиссе вещественных форматов., т.е.  $10^{-(11zn)}$ .

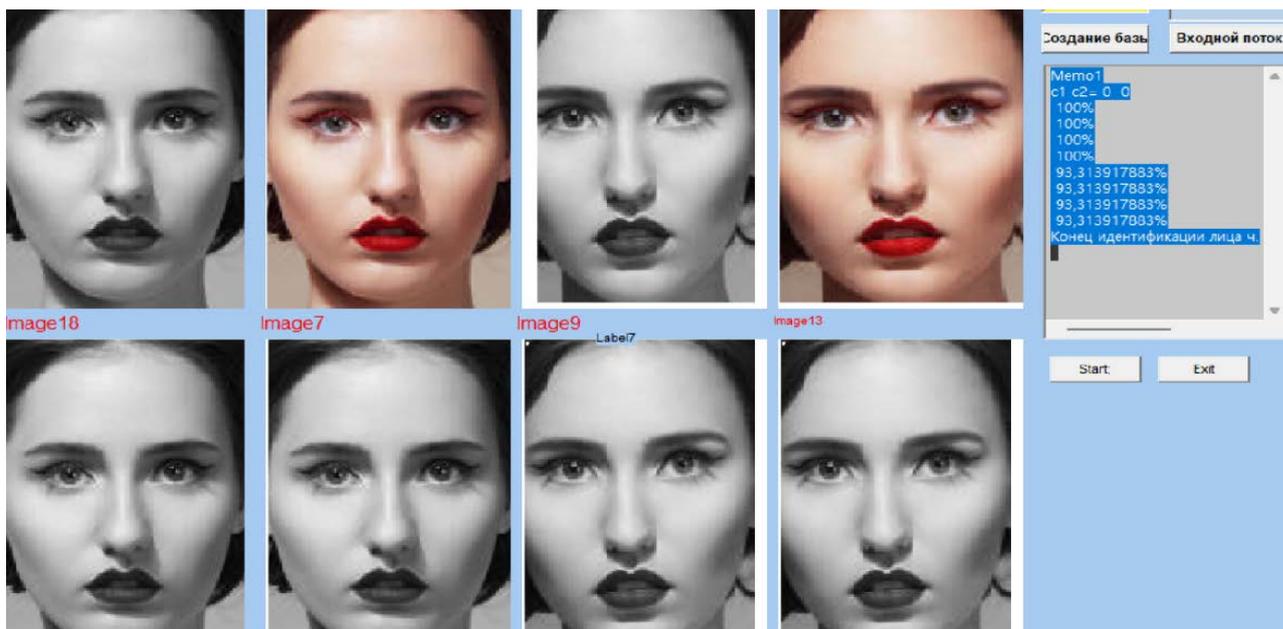


Рисунок 2. Результат работы программы

**Итоги Работы программы.** Вводим фото первого Близнеца и получаем еще три фото- Из левых половин лица, из правых половин лицо и среднее из них. Вводим второе фото близнеца и получаем еще таких же три фото, т.е. для анализа лается восемь фото. Эти восемь фото формируют базу данных в виде  $Mst2[I,J]$ , входной поток будет в виде фото первого близнеца  $Mst1[1,J]$ . Каждое фото по правилам золотого сечения формирует сетку прямоугольников из 25 штук. По каждому из них выполняется преобразование Фурье с привязкой каждой амплитуды гармоника к конкретному пикселю. В конечном каждое фото представлено в виде вектора из 25 значений.

При запуске программы получаем результат;

1. Входной поток-фото первого близнеца

- 100% - Первое фото Близнеца;
- 100%- Фото из левых половин его;
- 100%- Фото из правых половин его;
- 100%- Среднее фото их левых и правых половин его;
- 93,313917883% - Второе фото близнеца;
- 93,313917883%- Левые половины из второго фото;
- 93,313917883%- Правые половины из второго фото;
- 93,313917883%- Среднее из правых и левых половин;

Первое фото само на себя дало 100% подобия, первое фото со вторым фото близнеца дало 93% адекватности, после запятой 9 знаков..

2. Входной поток- фото второго близнеца

- 100%- первый близнец
- 99,86698207928%- тоже, что и выше
- 98,11609849364%ва 23 год.
- 99,04828749328%
- 99,72258807547%- Второй близнец
- 99,67798931826%- тоже, что и выше
- 98,34522320243%
- 99,073201138%

Анализ данных дает разный результат – первый близнец 93,3% и второй близнец- 99,7%, что можно принять предложенный алгоритм с программой для практической работы.

**Определение отцовства по фото Отец-Сын.**



Рисунок 3. Сын слева 89 лет, отец справа 23 года

Результат распознавания 95% по отцу и сыну. С использованием алгоритма распознавания Мозга без применения даже фильтра Фурье.

Начало потока= 17:39 :13 :0

AVG= 162 Дано сын найдено 92,63276841609%

Конец идентификации лица ч.м.с. = 17:39 :13 :253

распознавание % N = 99..100% 0

распознавание % N = 96..98% 0

**распознавание % N = 93..95% 1**

Время Распознавания на одно фото Мсек.в потоке = 6

Конец создания базы = 17:39:13

### Определение отцовства по детским фото.



Рисунок 4. Будущий отец 2.5 года, 2-2.5 Дочь, 3- 18 лет – предполагаемая дочь, 4 - предполагаемый сын

Фактически по жизни 1,2,3 подтверждено, 4- нет.

Начало потока= 18:23 :5 :0

AVG= 149 Дано образец2 найдено 90,42184855767%

AVG= 149 Дано образец3 найдено 91,66066186034%

AVG= 149 Дано обрац4 найдено 48,94481591961%

AVG= 149 Дано сам найдено 1 99,9595959596%

Конец идентификации лица ч.м.с. = 18:23 :5 :723

распознавание % N = 99..100% 1

распознавание % N = 96..98% 0

распознавание % N = 90..92% 2

распознавание % N = 1..67% 1

Время Распознавания на одно фото Мсек.в потоке = 2

Конец создания базы = 18:23:05

Выводы

### Выводы

1. Предложен алгоритм, основанный на внутренней незаметной для глаза асимметрии лица человека через его модель по вектору с обработкой фото;

2. На основании входного фото создаются алгоритмом через программу еще три фото, пропускаются через преобразование Фурье с формированием вектора с 28 значениями для обоих близнецов;

4. Применение алгоритмов распознавания в проблеме отцовства Отец-Сын выполнено с достаточной степенью доверия. Представляет интерес решения этой задачи в случае анализа детских фото будущего отца и малолетних де-

тей. Алгоритм позволил получить доверительные результаты даже в случае разного пола и возрастов. Будущему отцу по фото было 2.5 года и разные возраста в 2.5 г. и 18 лет и эта разница на результаты не повлияла.

### Библиографический список

1. Г. М. Савельева, В. И. Кулаков. [Акушерство](#). — М.: [Медицина](#), 2000. — С. 816. — ISBN 5-225-04549-9
2. Основы психогенетики. Дата обращения: 23 ноября 2018. Архивировано 8 ноября 2016 года.
3. Марина Егорова, Светлана Пьянкова. Динамика близнецовой рождаемости в России (1959–2008) // Психологические исследования. — 2010-10-31. — Т. 3, вып. 13. — ISSN 2075-7999. — doi:10.54359/ps.v3i13.893. Архивировано 2 апреля 2022 года
4. АК Джайн, А. А. Росс, К. Нандакумарр, Введение в биометрию (Springer Science Business Media, Нью-Йорк, 2011), стр. 978-0387773254.
5. Анбарджафари, Распознавание лиц с использованием цветового локального бинарного шаблона из взаимно независимых цветовых каналов. EURASIP J. Процесс обработки изображений и видео. 2013 (1), 6 (2013).
6. Липин Ю.Н., Сторорожев С.А. Разработка программы моделирования алгоритмов систем распознавания лиц // VIII Всерос. науч.-практ. конф. с междунар. участием "Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века".
7. Lipin YU.N., Stororozhev S.A. Development of an algorithm for human face recognition (2021 International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI)). (In Russ.).
8. Lipin YU.N., Stororozhev S.A. Razrabotka programmy modelirovaniya algoritmov sistem raspoznavaniya lic (VIII Vseros. Nauch.-pract. konferenciya s mezhdunarodnym uchast-tem "Iskusstvennyj Intellect v reshenii ak-tual'nyh social'nyh i ekonomicheskikh problem НКНІ века"). (In Russ ).
9. Yu. N. Lipin - Candidate in Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Automatics and Telemechanics, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky Prospect, Perm, Russia, 614990).
10. Липин Ю.Н., Сторорожев. С.А. :Разработка программы моделирования алгоритмов систм распознавания лиц (VIII всероссийская научно практическая конференция с международным участием «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI
11. Тахов А.П. Коды золотой пропорции, Москва, Радио и связь, 1984 / 152 с.
12. Боднар О.Я. Золотое сечение и неевклидова геометрия в природе и искусстве. Львов, Изд-во «СВИТ», 1994 / 204 с.с.
13. Ю. Н. Липин. Разработка алгоритма распознавания лиц с учетом особенностей работы человеческого мозга . Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика. 2022г.

### ALGORITHM AND SOFTWARE FOR THE ADEQUACY OF MONOZYGOTIC TWINS

*Yuri Lipin*

Perm Polytechnic University 614990. Russia. Perm Territory. Perm. Komsomolsky Prospekt. D.29. +7 (342)2-198-520. [caps@pstu.ru](mailto:caps@pstu.ru)

The article describes an algorithm with software for determining the adequacy of monozygotic twins (identical) under the condition of their absolute similarity from birth in complexion, eyes, skull architecture, head features, facial features, and DNA. With ordinary recognition, the degree of proximity of the parameters of two photos through their vectors is found, and in this task it is necessary to find their difference from each other, i.e. to determine who is 'Maria' and who is 'Natalia'. This development will allow, in our opinion, to use it as an additional marker in the problem of DNA work. From the point of view of algorithmization, it is interesting to identify the possibility of using recognition algorithms in the problem of paternity. The researchers concluded that the shape of the face, ears and hairline are inherited from fathers to sons.

**Keywords.** Gemini, monozygotic, facial asymmetry, photo, face vector.

УДК 004.032.26

**ТЕНДЕНЦИИ ИЗМЕНЕНИЯ ИНФОРМИРОВАННОСТИ  
ИЗБИРАТЕЛЕЙ В СВЯЗИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ  
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

*Осмоловская Александра Андреевна*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[osmolovskaya.a@gmail.com](mailto:osmolovskaya.a@gmail.com)

В статье рассматривается влияние искусственного интеллекта на информированность избирателей и, как следствие, на эпистемическое многообразие, необходимое для принятия решений демократическим путем. Информированность избирателей зависит как от самой информации, так и от способа ее передачи. В этой связи показано влияние технологий искусственного интеллекта на автономию избирателей и их способность к суждению, что определяет эффективность принятия решений. В статье выдвигается тезис о том, что способ информирования с использованием искусственного интеллекта может приводить к снижению эффективности решений, принимаемых демократическим путем. Аргументация связана с особенностями технологий искусственного интеллекта, использование которых может негативно отразиться на принципах демократии, поскольку недостоверная или искаженная информация может оказываться основной для принятия решений.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, информированность избирателей, эпистемическое многообразие, автономия избирателей, эффективность принятия решений.

Условием эффективности решений, принимаемых демократическим путем, выступает эпистемическое многообразие избирателей. Для поддержания эпистемического многообразия необходимо сохранение автономии при принятии решений. Условием сохранения автономии, в свою очередь, выступает способность суждения, которая выражается в готовности определять и пересматривать собственные предпочтения, осуществлять выбор между набором альтернатив, выдвигать аргументы за и против и указывать на то, какие из них преобладают, а также проверять информацию на предмет ее достоверности. При этом способность суждения должна быть не просто присуща избирателю, но и регулярно применяться на практике. Только в этом случае способность суждения может условием сохранения автономии при принятии решений.

На эпистемическое многообразие влияет информированность избирателей, которая проявляется на разных уровнях. Прежде всего, информированность избирателей определяется тем, какая информация передается, а

именно степень ее искаженности и предвзятости. Кроме того, информированность определяется способом передачи информации, который основан на той или иной технологии. Поэтому изменения в способе информирования отражаются не столько на характере передаваемой и получаемой информации, сколько на способностях самих избирателей [1]. В настоящей работе будут показаны изменения информированности избирателей, дискуссия о которой была развернута в конце XX века в связи с оценкой влияния радио и телевидения [2, 3], в связи с использованием искусственного интеллекта. Цель работы состоит в том, чтобы показать, как особенности информированности влияют на эпистемическое многообразие избирателей, в том числе через автономию и способность суждения. Представляется, что в силу многообразия информации, роста ее доступности и недостаточного количества ресурсов для ее обработки автономия избирателя имеет тенденцию к снижению под влиянием искусственного интеллекта.

Проблема информированности избирателей впервые была поставлена в рамках делиберативного подхода в значении того эпистемического многообразия, которое представлено среди избирателей и которое во многом определяет ценность делиберации. В этом контексте на рост информированности избирателей могут повлиять внесение большего разнообразия в состав делиберативной группы, введение разделения эпистемологической работы или поощрение делиберации и дискуссии [4]. В конце XX века была развернута дискуссия об информированности избирателей. Одна из позиций в дискуссии предполагала, что, взаимодействуя с различными источниками информации, избиратель может отдавать предпочтение развлекательному контенту, что не будет способствовать росту информированности в политических вопросах [2]. Другая позиция, которая была представлена критической теорией, предполагала, что в существующих обстоятельствах информирование о политических вопросах сводится к пропаганде [3]. Первая позиция была представлена американским теоретиком медиа и критиком культуры Нилом Постманом, вторая позиция – точка зрения критической теории – была представлена Эдвардом Херманом и Ноамом Хомским.

В рамках дискуссии об информированности были поставлены две проблемы. Во-первых, это проблема характера передаваемой информации и того искажения, которому она подвергается, приобретая характер пропаганды. Во-вторых, это проблема влияния характера информации и способа информирования на избирателя, в частности, его мышление. Учитывая многообразие информации, роста ее доступности и недостаточное количество ресурсов для ее обработки, представляется, что именно изменение способностей самих избирателей оказывает большее воздействие на эффективность решений, принимаемых демократическим путем. Дальнейшее развитие технологий – таких как телекоммуникации, мобильные устройства, социальные медиа и искусственный интеллект – в еще большей степени оказало влияние на такие способности.

Далее необходимо обратиться к актуальному статусу дискуссии об информированности, связанному с использованием искусственного интеллекта и его влиянием на автономию избирателя. Вместе с развитием технологий и распространением новых способов информирования дискуссия вызывает вопрос об их влиянии на рост информированности избирателей и, как следствие, поддержание эпистемического многообразия. При этом особое внимание необходимо уделить не столько характеру передаваемой информации, сколько влиянию способов передачи на автономию избирателя.

Можно предположить, что использование искусственного интеллекта должно привести к появлению более информированных граждан, чем при использовании любого другого способа, учитывая возможность обработки больших объемов информации. Такой позиции придерживается Элен Ландемор, считая, что искусственный интеллект представляет собой эффективный инструмент для усиления эпистемического значения демократии [5]. Это оказывается возможным благодаря потенциалу для координации общественных обсуждений, в том числе через возможность более эффективной обработки информации, в частности ее обобщению. На этой основе кажется возможным создание и применение коллективного разума, который основан на информации, присущей большинству и необходимой для решения общественно значимых проблем. В этой связи можно предположить, что создаваемый сегодня общий искусственный интеллект (Artificial General Intelligence) [6, 7] может стать воплощением «коллективного разума» большинства («collective cognition») [8] или «мудрости множества» («wisdom of the multitude») [9].

Но при этом необходимо выделить ряд особенностей технологий искусственного интеллекта, использование которых может негативно отразиться на принципах демократии, поскольку недостоверная или искаженная информация может оказываться основной для принятия решений [10]. Во-первых, технологии искусственного интеллекта основаны на уже имеющихся данных, что противоречит принятию решений демократическим путем, которое часто основано на скрытых предпочтениях, эмоциях или интуиции. Избиратели часто фальсифицируют свои предпочтения, что становится частью данных для применения технологиями искусственного интеллекта. Поэтому то, что избиратели в действительности полагают истинным или полезным, может не быть частью данных. Участие избирателей в процессе принятия решений способствует регулярному приращению данных и обновлению алгоритмов на их основе, но в момент принятия решения такие данные обязательно отсутствуют в любой модели искусственного интеллекта, поскольку еще не существуют как общедоступная информация, поддающаяся классификации и агрегированию.

Во-вторых, технологии искусственного интеллекта включают использование алгоритмов. Действие алгоритмов предполагает возможность систематической замены информации, необходимой для принятия решения, искаженной или отвлекающей. В-третьих, использование технологий искусственного интеллекта снижает разнообразие индивидуального опыта, в том числе

приобретаемого через интенсивность взаимодействия индивидов друг с другом. Индивидуальный опыт предполагает обращение к таким элементам, как эмоции и интуиция, которые не могут быть строго отражены через данные, но вместе с тем способны оказать влияние на принятие решений.

Таким образом, большинство избирателей под направленным воздействием технологий может лишиться того многообразия, которое и составляет глобально эпистемическое значение демократии. Одной из ключевых проблем влияния технологий искусственного интеллекта на демократию оказываются циклы обратной связи, поскольку эпистемически устаревшие агенты, обученные на уже имеющихся данных, будут оказывать влияние на принятие решений, что будет ограничивать появление новых предпочтений. При этом скрытые предпочтения, эмоции и интуиция нивелируются искусственным интеллектом, который закрепляет только уже существующие предпочтения.

Следствием этого может выступать отсутствие самой потребности в вынесении самостоятельных суждений, а также получении суждений от других избирателей в отношении общественно значимых проблем. Это приводит к исключению несогласия из политического дискурса, а как следствие к исключению дискуссии, которая может способствовать более эффективному решению таких проблем. При этом по большинству таких проблем отсутствуют серьезные институциональные ограничения для выражения несогласия, но индивиды, даже имея доступ к информации, оказываются не готовы ей воспользоваться для того, чтобы принять самостоятельное решение. В этих условиях избиратель убеждается, что сложные проблемы можно преодолеть только предложенными решениями. Большинство не способно реализовать свой эпистемический потенциал под систематическим набором внешних воздействий, которые заставляют совершать ошибки в одном и том же направлении в одно и то же время.

Если бы значение имело только содержание передаваемой информации, то можно было бы говорить о росте эпистемического многообразия как следствии применения технологий искусственного интеллекта благодаря широким возможностям ее обработки. Но, поскольку для демократии более важное значение имеет способ информирования, в частности, передача готовых суждений, применение таких технологий может приводить к снижению эпистемического многообразия в связи с потерей автономии избирателей, которая определяется не только наличием способности суждения, но и ее регулярной практикой, в том числе в отношении общественно значимых вопросов. Таким образом, современные тенденции информирования избирателей приводят к снижению эпистемического многообразия, тем самым снижая эффективность принятия решений демократическим путем.

#### **Библиографический список**

1. Carter, J.A. (2017). Intellectual autonomy, epistemic dependence and cognitive enhancement. *Synthese*, 197, 2937-2961.
2. Postman, N. (1985). *Amusing ourselves to death: public discourse in the age of show business*.
3. Herman, E.S., & Chomsky, N. (1988). *Manufacturing Consent. Power and Inequality*.
4. Goodin, R.E., & Spiekermann, K.P. (2018). *An Epistemic Theory of Democracy*. Oxford Scholarship Online.

5. Landemore, H. (2022). Can AI Bring Deliberative Democracy to the Masses? In HAI Weekley Seminar (2022): 1-35.
6. Jungherr, A. (2023). Artificial Intelligence and Democracy: A Conceptual Framework. *Social Media + Society*, 9.
7. Xu, B. (2024). What is Meant by AGI? On the Definition of Artificial General Intelligence. ArXiv, abs/2404.10731.
8. Farrell, H., Washington, G.T., & Shalizi, C.R. (2012). Cognitive Democracy.
9. Waldron, J. (1995). The Wisdom of the Multitude. *Political Theory*, 23, 563-584.
10. Risse, M. (2023). Political Theory of the Digital Age.

## **TRENDS IN VOTER AWARENESS RELATED TO THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

*Aleksandra A. Osmolovskaia*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

[osmolovskaya.a@gmail.com](mailto:osmolovskaya.a@gmail.com)

The article examines the impact of artificial intelligence on voter awareness and, as a result, on the epistemic diversity necessary for democratic decision-making. Voter awareness depends on both the information itself and the way it is transmitted. In this regard, the influence of artificial intelligence technologies on the autonomy of voters and their ability to judge, which determines the effectiveness of decision-making, is shown. The article puts forward the thesis that the method of informing using artificial intelligence can lead to a decrease in the effectiveness of decisions made democratically. The argument is related to the peculiarities of artificial intelligence technologies, the use of which can negatively affect the principles of democracy, since unreliable or distorted information can be the main one for decision-making.

**Keywords:** artificial intelligence, voter awareness, epistemic diversity, voter autonomy, decision-making efficiency.

УДК 004.032.26

## **НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СКЛОННОСТИ К СЕРИЙНЫМ УБИЙСТВАМ**

*Пономарев Александр Федорович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15

[airsunday2001@gmail.com](mailto:airsunday2001@gmail.com)

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для определения склонности человека к серийным убийствам по типовым признакам. Данные для исследования основаны на биографии существующих серийных убийц, а также обычных людей, которые могли бы оказаться в схожих усло-

виях. Исследование не несет в себе практический характер, из-за неэтичности разрабатываемой системы.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, маньяк, серийные убийства.

**Введение.** Можно ли судить человека по генетическому коду, заложенному ему с рождения? Обратимся к исследованиям Каролинского института гена MAOA или «Ген война» [1]. Результаты исследования, пусть и оказались противоречивы, но свидетельствуют, что ген может способствовать примерно 5-10 % тяжким насильственным преступлениям в Финляндии. Подобными исследованиями так же занимается нейрокриминалогия, применяя методы визуализации мозга и принципы из нейробиологии для понимания, прогнозирования и предотвращения преступлений. Значимой фигурой в нейрокриминалогии можно считать итальянского психиатра и тюремного врача Чезаре Ломброзо [2]. В своих исследованиях он был убежден, что преступление возникает из-за аномалий мозга. Также в своих исследованиях пришел к выводу, что гениальность тесно связана с безумием, и ее можно назвать одной из форм безумия. В своей книге [3] он исследует не только аспекты творческого гения, но и его связь с патологией и преступностью. Хотя его идеи нашли подтверждение в некоторых исследованиях, их нельзя считать истинными. Американский нейрофизиолог Джеймс Фэллон, который также длительное время занимался поисками причины психопатии, изучая нейрокриминалогию, отсканировал свой собственный мозг и обнаружил, что сам имеет признаки закоренелого преступника, будучи примерным семьянином и успешным ученым [4]. Единственное, ученый отмечает, что в молодости не был примером идеального ребенка, но юность прошла и он так и не стал преступником или, того хуже, маньяком. Несмотря на противоречивость исследований, нейробиология применяется в судебной практике. Одним из примеров прецедентного случая можно считать суд над Гербертом Вайнштейном, которому удалось сократить срок от 25 до 7 лет за жестокое убийство из-за доказанного через МРТ отклонения в способности регулировать свои эмоции [5]. В статье про нейрокриминалогию [6] рассмотрено влияние различных биологических факторов на вероятность совершения различных преступлений индивидом, однако, совокупность биологических факторов не позволяет считать человека невиновным за совершение преступлений. В статье, так же упоминается, что недостаточно полагаться только на нейрокриминалогию для определения склонности к преступлению. Неотъемлемым фактором влияния на уровень функциональности гена является окружающая среда, что подрывает традиционные аргументы биологического детерминизма. В исследованиях психологических особенностей личности [7] были выдвинуты показатели, которые встречаются у различных видов маньяков для определения более значимых в выявлении серийных убийц: наследственное отягощение, физический статус, особенности раннего развития, психический статус, стиль воспитания в семье, характер работы, проявление социальной дезадаптации в

трудовой деятельности и в отношениях с противоположным полом, проявление негетеросексуальных девиаций, увлечения.

Целью данной работы является исследование влияния определенных внешних факторов жизни человека на их предполагаемую склонность к серийным убийствам с использованием нейросетевого подхода. Несмотря на отсутствие практической направленности и этические ограничения, проведенный анализ направлен на более глубокое понимание факторов, которые могут сыграть роль в формировании подобных тенденций.

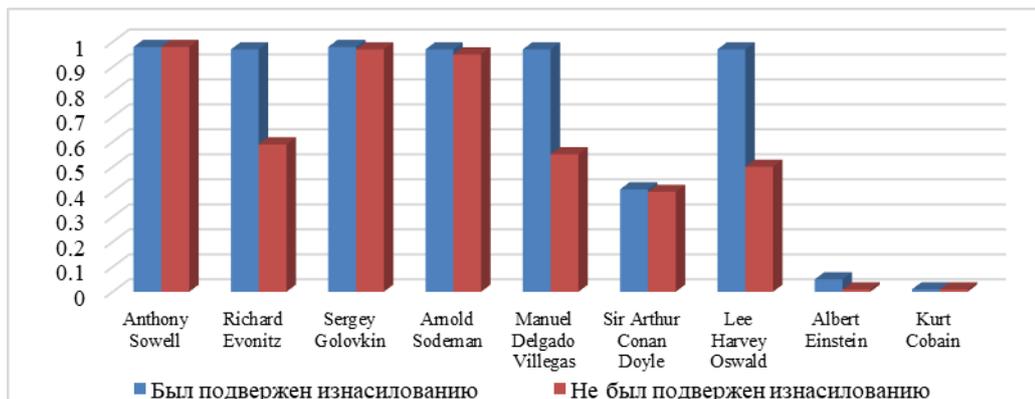
Для создания нейросети было задействовано 17 входных параметров: отношение к религии, национальность, пол, наличие работы, тюремное заключение, дефекты речи, травмы головы, воровство, был подвержен изнасилованию, родители наркоманы / алкоголики, злоупотребление наркотиками / алкоголем, проблема в школе, жил с детьми, физические дефекты, посещал психолога, была попытка самоубийства, посещал судебно-медицинскую клинику.

В нейросети предусмотрен только один выходной слой – склонность к серийным убийствам. Обратимся к учебному пособию [8], чтобы определить количество связей и нейронов. Учитывая, что у нас 17 входных параметров и один выходной, объем базы знаний для обучения должен составлять от 134 и выше. Следовательно, объем для валидирующего множества – 13, а для тестового – 7. Далее по теореме Арнольда-Колмогорова – Хехт-Нильсена получаем, что количество синоптических связей должно находиться от 17 до 270. Количество нейронов скрытого слоя для двухслойного персептрона будет располагаться от 1 до 10. Для нейросети была собрана база данных [9], состоящая из трех типов людей: 65 серийных убийц (100% маньяк), 95 знаменитостей, которые не являются убийцами (0% маньяк), 25 людей, совершивших одно убийство (50% маньяк).

Для обучения нейросети была использована нейросеть, написанная на питоне, с использованием библиотеки keras. Также использовался подбор гиперпараметров с использованием randomized search. Лучший результат получилось при наборе: 3 скрытых слоя (нейроны на скрытых слоях: 4, 2, 10), 2000 эпох, функция активации – релу, выходная функция – сигмоида, функция взвешенной суммы – софтплюс.

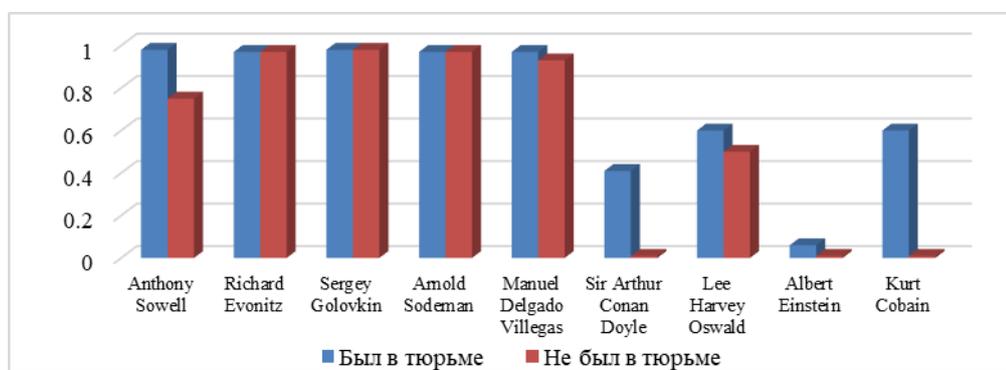
По результату обучения можно выделить следующие результаты: коэффициент детерминации: 0.996, максимальная ошибка: 0.109, абсолютная ошибка: 0.012, медианная абсолютная ошибка: 0.009, среднеквадратичная ошибка: 0.02;

Далее рассмотрим, как новая модель реагирует на заморозку параметров и проследим как зависит вероятность становления маньяком от различных внешних факторов. Сначала, обратимся к рисунку 1, чтобы увидеть, как влияет фактор пережитого насилия в жизни человека. Как можно заметить, в большинстве случаев данный фактор сильно меняет вероятность становления убийцей.



**Рисунок 1. Влияние фактора насилия**

Теперь обратимся к рисунку 2, где показано как меняется склонность к убийству относительно фактора нахождения человека в тюрьме. Как можно увидеть, прибытие в тюрьму негативно влияет на формирование личности и увеличивает шанс того, что человек может стать убийцей.



**Рисунок 2. Влияние фактора пребывания в тюрьме**

**Заключительные замечания.** В биографиях одних из самых популярных профайлеров [10], подробно расписано как появилась культура профайлинга в их странах, и как следователи ловили самых известных серийных маньяков. В каждой из книг явно показано, что, несмотря на тяжёлое прошлое преступников, которое узнавалось при допросах, точно выявить типовые особенности становления маньяка, акцентируя внимание только на внешние факторы, невозможно. Количество людей, которые оказываются в подобных ситуациях, как и бедующие маньяки, огромно. Однако они не становятся серийными убийцами. Данная нейросетевая система, или любая подобная, не может достоверно считаться ответом на вопрос – является ли человек маньяком. Подобное исследование описано в статье изучения личности сиренных убийц [11], где так же отмечается, что результирующие данные получились спорными. Как было сказано ранее, по результатам исследований для выявления склонности человека к серийным убийствам необходимо рассматривать как внутренние факторы, так и внешние. К сожалению, никто достоверно не может выявить склонность человека к преступлениям. Разработка подобной системы однозначно будет иметь большие проблемы, связанные с этической стороной вопроса, а также с презумпцией невиновности – пока вина человека не доказана, он считается невиновным. С другой стороны, такая система может повторить судьбу полиграфа и никогда не будет яв-

ляться доказательством в суде. Единственное применение этой системы в следственной практики может быть только для предположительного сужения круга подозреваемых.

### Библиографический список

1. Новости Каролинского института: Гены связаны с повторными насильственными преступлениями [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://news.ki.se/genes-linked-to-repeated-violent-crime> (Дата обращения 23.11.2023).
2. Adalbert Albrecht, Cesare Lombroso, 1 J. Crim. L. & Criminology 237 (1910) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://scholarlycommons.law.northwestern.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://en.wikipedia.org/&httpsredir=1&article=1023&context=jclc> (Дата обращения 23.11.2023).
3. Cesare Lombroso. The Man of Genius [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.gutenberg.org/cache/epub/50539/pg50539-images.html> (Дата обращения 23.11.2023).
4. Techinsider: Нейрокриминология. как устроен мозг маньяков и отличается ли он от нашего [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.techinsider.ru/science/233839-kak-ustroen-mozg-manyaka-ubiysy-my-otlichaemysya-ot-nikh/> (Дата обращения 23.11.2023).
5. Legal Talks: Нейроправо в мире: как болезнь и гормоны могут повлиять на приговор [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://legalacademy.ru/sphere/post/neiropravo-v-mire-kak-bolezn-i-gormony-mogut-povliyat-na-priговор> (Дата обращения 23.11.2023).
6. Гомонов Н. Д., Труш В. М., Тимохов В. П. Нейрокриминология: прогнозирование и предупреждение насильственной преступности / Новеллы права и правоприменения [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrokriminologiya-prognozirovanie-i-preduprezhdenie-nasilstvennoy-prestupnosti/viewer> (Дата обращения 23.11.2023).
7. Логунова О.А., Дворянчиков Н.В. Исследование психологических особенностей личности и поведения серийных сексуальных убийц различных типов [Электронный ресурс] // Психология и право. 2019. Том 9. № 1. С. 54–70. DOI: 10.17759/psylaw.2019090104.
8. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Издательский «Лаборатория знаний», 2016. – 222 с.
9. The serial killer database [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://killer.cloud/> (Дата обращения 23.11.2023).
10. Квон Ирён, Ко Наму. Кто читает сердце тьмы.: Москва «Экмо», 2023. – 288с.
11. Л. Н. Ясницкий, С. В. Ваулева, Д. Н. Сафонова, Ф. М. Черепанов. Использование методов искусственного интеллекта в изучении личности серийных убийц.: Криминологический журнал Байкальского государственного университета экономики и права. 2015. Т. 9, No 3. С. 423–430.

### NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING PROPENSITY TO SERIAL MURDERS

*Ponomarev Alexander F.*

Perm State University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, [airsunday2001@gmail.com](mailto:airsunday2001@gmail.com)

The article describes the development of a neural network system for determining a person's propensity to serial murder by typical signs. The data for the study is based on the biographies of existing serial killers, as well as ordinary people who could find themselves in similar conditions. The study does not carry a practical nature, in view of the unethical nature of the system being developed.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, forecasting, maniac, serial murders.

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ПСИХОЛОГИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ

*Трусова Вероника Александровна*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
veronikatrusova2003@gmail.com

*Поляков Максим Валентинович*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
m.v.polyakov@volsu.ru

В данной работе спроектирована и реализована нейронная сеть, предназначенная для прогнозирования ухудшения психологического состояния человека на основе имеющихся данных. По результатам тестирования нейронной сети была получена среднеквадратичная ошибка для заданного набора данных равная 0.68. Показаны возможности практического применения нейросетевых технологий в психологических исследованиях.

**Ключевые слова:** анализ данных, анализ психологического состояния, машинное обучение, нейросетевые технологии

**Введение.** В современном мире объём доступной человеку информации увеличивается с каждым днём. С тем же растёт и её значимость, ведь, анализируя, можно выявлять закономерности с целью принятия обоснованных решений, повышении эффективности работы и предотвращении будущих ошибок [1]. Интеллектуальный анализ данных позволяет автоматизировать значительную часть работы с большим объёмов данным, что ускоряет процесс и снижает число ошибок, связанных с человеческим фактором, которые появляются при расчётах вручную или используя стандартные формулы в табличных процессорах. Существует множество общих методов интеллектуального анализа данных, такие как классификация, кластеризация, регрессия, нейронные сети и т.д. Они используются исследователями, чтобы повысить точность и объективность полученных результатов [2].

Интеллектуальный анализ данных используется уже во многих сферах. Нашёл своё применение он и в психологии, помогая специалистам диагностировать и поддерживать пациентов [3]. Благодаря нему можно выявлять тенденции человека к ухудшению самочувствия, а это в свою очередь влияет на качество повседневной жизни. С поиском закономерностей может помочь нейронная сеть, которая будет рассматривать данные о трудностях с социальным взаимодействием и с преодолением давления или стресса, а также к интересу к работе.

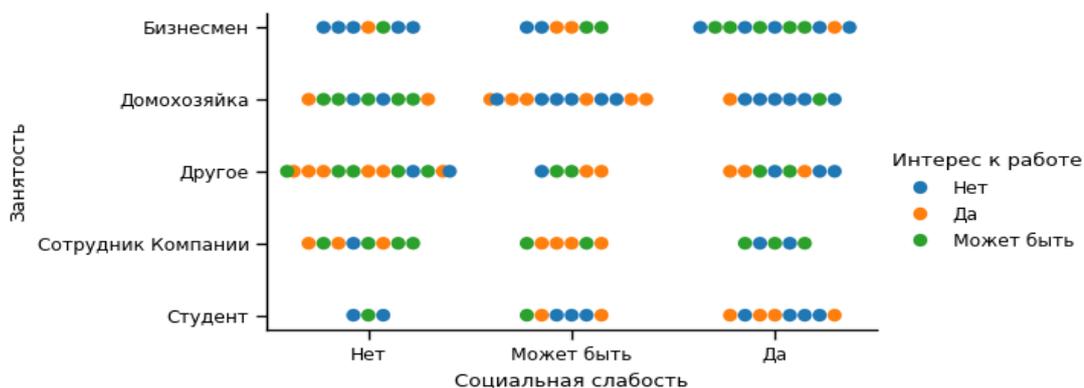
**Постановка задачи и формирование DataSet.** Для моделирования нейронной сети будет использоваться набор данных, в котором содержится информация о глобальном исследовании, проведенном с целью отслеживания тенденций в области психического здоровья. Данные охватывают ряд переменных, таких как уровень стресса, наличие психологических расстройств, субъективного благополучия и использования услуг в области психического здоровья [4].

Для создания нейросетевой системы были выбраны следующие параметры: X1 – пол, X2 – страна, X3 – род деятельности, X4 – самозанятость, X5 – семейная история психологических заболеваний, X6 – лечение, X7 – дни в помещении, X8 – изменения в привычках, X9 – история психического здоровья, X10 – перепады настроения, X11 – интерес к работе, X12 – готовность рассказать о своем здоровье, X13 – осведомленность о вариантах лечения. X14 – растущий стресс, X15 – трудности с преодолением давления/стресса. X16 – социальная слабость. Выходные параметры: Y1 – растущий стресс, Y2 – трудности с преодолением давления/стресса, Y3 – социальная слабость.

В базе данных присутствуют записи, для которых пропущены значения, но так как таких записей пренебрежительно мало (<2%), то они были удалены из выборки. Итоговое множество составило 287162 примеров, которые были перемешаны и разделены на тренировочное и тестовое множества в соотношении 80% и 20%.

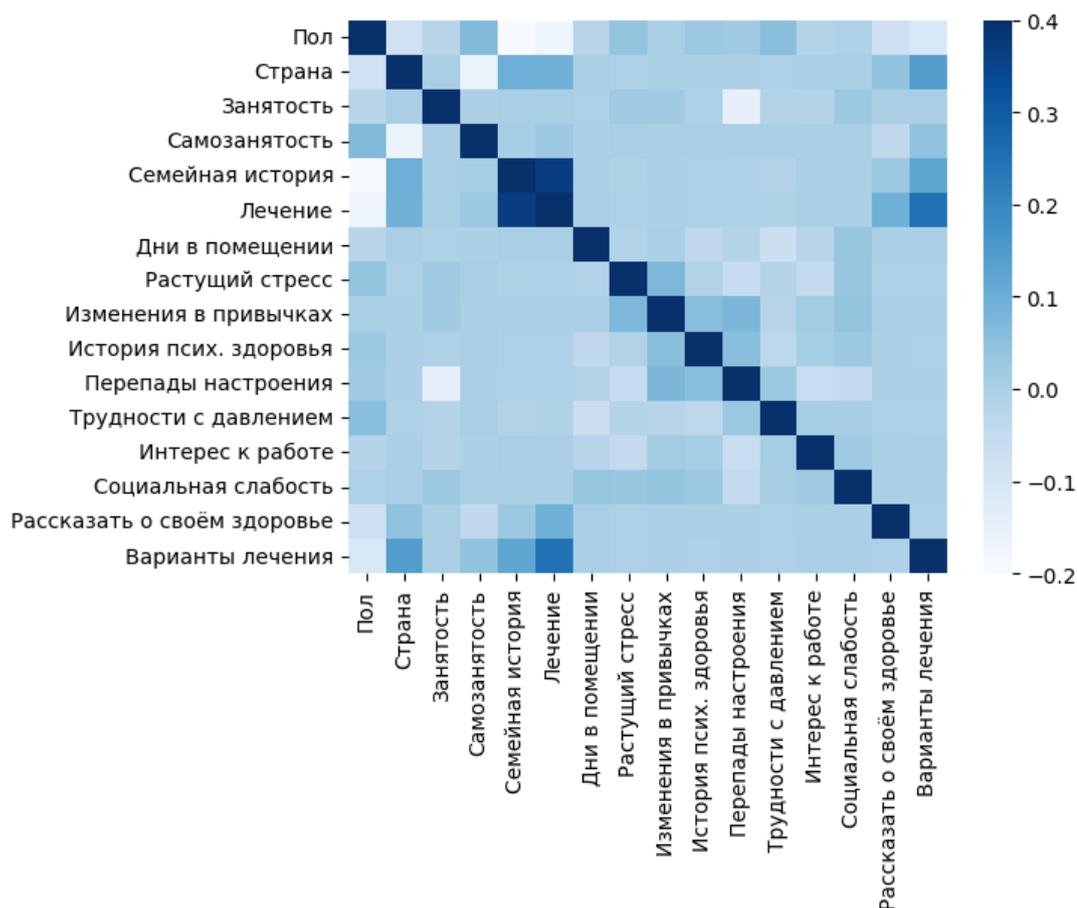
**Анализ данных для поиска закономерностей в исходной выборке.**

Для исследования взаимосвязи признаков и обнаружения возможных закономерностей, были построены диаграммы рассеяния, на основе которых выведены несколько зависимостей. Например, больше всего трудностей с социальным взаимодействием испытывают студенты и люди, работающие в сфере бизнеса, на что влияет и их отношение к своему роду деятельности (рис. 1).



**Рисунок 1. Диаграмма рассеяния для исходной выборки данных**

Была построена матрица корреляции между всеми переменными набора данных. Это позволило увидеть, что между данными практически не существует линейных связей, за исключением историй психологических заболеваний в семье и получения психологической помощи, что является очевидным (рис. 2).

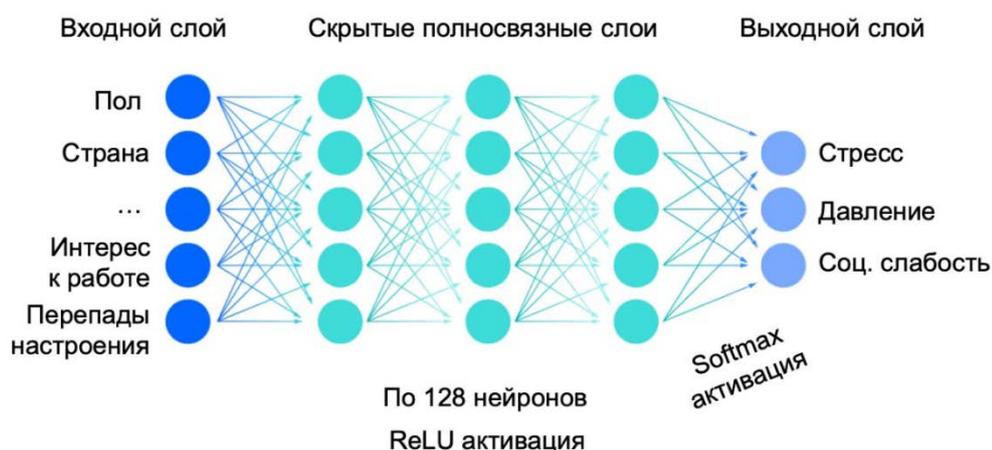


**Рисунок 2. Матрица корреляции для исходной выборки данных  
Проектирование, обучение и тестирование нейронной сети.**

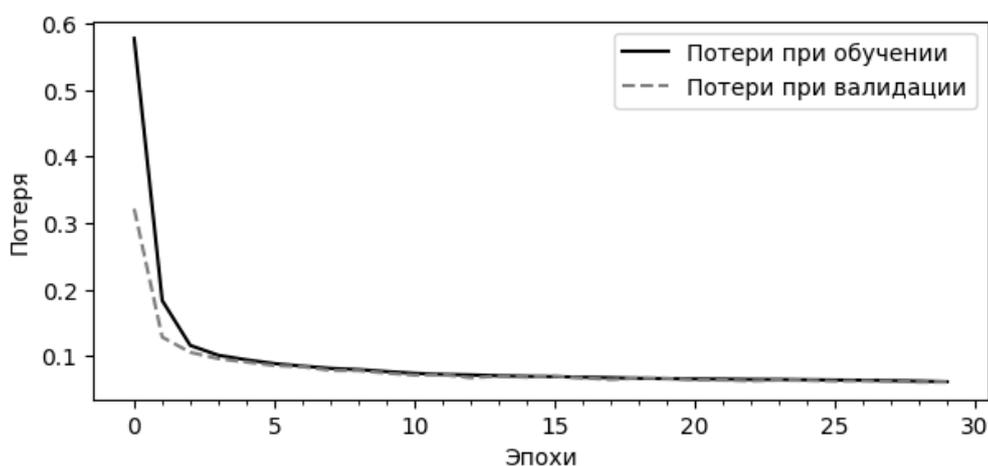
Чтобы иметь возможность работать с нелинейными связями между данными и предсказывать ухудшения состояния, была создана нейронная сеть, состоящая из трех полносвязных слоев, на каждом по 128 нейронов (рис. 3). Скрытые слои будут иметь функцию активации ReLU, так как она помогает бороться с исчезающим градиентом, что обеспечивает более быстрое и эффективное обучение нейронных сетей.

Обучение и тестирование нейросети выполнялись в среде разработки Google Colab на языке Python с помощью таких библиотек, как Matplotlib, Seaborn, TensorFlow, Keras и Scikit-learn, в которых находятся инструменты для удобного создания нейронов сети, подготовки данных, оценки по разным метрикам моделей и визуализации [5].

За 30 эпох обучения на тренировочных данных, среди которых обучающей выборке отводилось 80% записей, а тренировочной – 20%, нейронная сеть смогла значительно уменьшить потери (рис. 4).



**Рисунок 3. Схема нейронной сети**



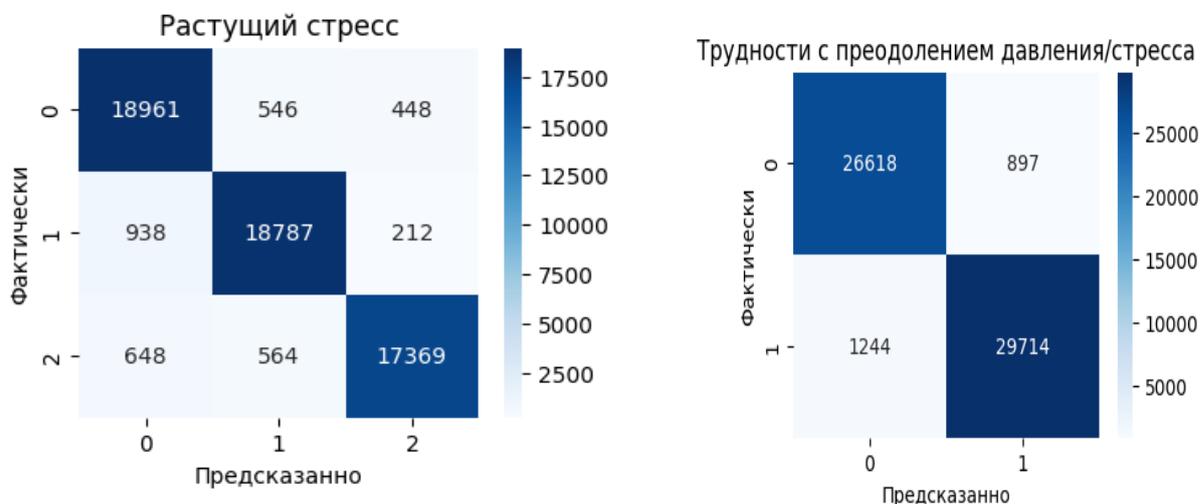
**Рисунок 4. Зависимость потери нейронной сети от эпохи при обучении и валидации**

Проведя несколько тестов при разных функциях ошибок, мы можем видеть, что нейронная сеть предсказывает состояние человека достаточно точно и имеет хорошие показатели по различным метрикам (таб. 1).

**Таблица 1. Результаты тестирования нейронной сети**

	MAE	MSE	CCE
Потери	0.8480	0.0680	0.2179
Точность	0.7542	0.9495	0.7542
F1	0.7542	0.9499	0.7449

Хороший результат можно увидеть и на матрицах запутанности, где большее число записей попало в поле категории True Positive (рис. 5).



**Рисунок 5. Матрицы запутанности для растущего стресса и трудности с преодолением давления/стресса**

**Заключение.** В данной работе был проведен анализ данных о психологическом состоянии человека с использованием средств языка Python. Спроектирована и разработана искусственная нейронная сеть, позволяющая предсказывать основные характеристики психологического состояния человека с достаточно высокой точностью.

Нейронная сеть для второго набора смогла предсказать ожидаемые значения определенных психологических характеристик, что было бы трудно, основываясь на анализе вручную или с использованием матрицы корреляции и графиков рассеяния, что показывает полезность разработки нейронных сетей для специалистов в области психологии.

#### Библиографический список

1. Abdul-Jabbar S. S. et al. Data Analytics and Techniques //ARO-The Scientific Journal of Koya University. – 2022. – V. 10. – №. 2. – P. 45-55.
2. Taherdoost H. Different types of data analysis; data analysis methods and techniques in research projects // International Journal of Academic Research in Management. — 2022. — Vol. 9, no. 1. — P. 1–9.
3. Irshad S., Azmi S., Begum N. Uses of Artificial Intelligence in Psychology // Psychology. — 2022. — Vol. 5, no. 4. — P. 21–30.
4. Kaggle: Mental Health Dataset by Bhavik Jikadara. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/bhavikjikadara/mental-health-dataset/data>
5. Advanced Deep Learning for Engineers and Scientists / K. B. Prakash [et al.]. — Springer, 2021. — 285 p.

## INTELLIGENT DATA ANALYSIS FOR THE STUDY OF PSYCHOLOGICAL STATE CHARACTERISTICS

*Trusova Veronika Alexandrovna*

Volgograd State University,

Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062

veronikatrusova2003@gmail.com  
*Polyakov Maxim Valentinovich*  
Volgograd State University,  
Universitetsky Ave, 100, Volgograd, Russia, 400062  
[m.v.polyakov@volsu.ru](mailto:m.v.polyakov@volsu.ru)

In the modern world, the amount of information available to people is increasing every day. At the same time, its importance grows, because by analysing it, it is possible to identify patterns in order to make informed decisions, improve performance and prevent future errors. And intelligent data analysis helps with this by automating much of the work with large amounts of data. It is already used in many fields. Intelligent data analysis has also found its application in psychology, helping professionals to diagnose and support patients. In this paper a neural network was designed and implemented to predict the deterioration of a person's psychological state on the basis of available data. According to the results of testing the neural network, the RMS error for a given set of data is equal to 0.68. The possibilities of practical application of neural network technologies in psychological researches are shown.

**Keywords:** data analysis, psychological state analysis, machine learning, neural network technologies.

## Секция: Искусственный интеллект и спорт

УДК 004.032.26

### НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОБЕДИТЕЛЯ МАТЧА ФУТБОЛЬНОЙ КОМАНДЫ ЛИВЕРПУЛЬ В РАМКАХ АНГ- ЛИЙСКОЙ ПРЕМЬЕР-ЛИГИ

*Корепанов Станислав Александрович*

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»

ВШЭ 614107, Россия, г. Пермь, ул. Бульвар Гагарина, 37а,

e-mail: [sakorepanov@edu.hse.ru](mailto:sakorepanov@edu.hse.ru)

В статье представлено описание разработки системы нейросетевого прогнозирования результатов матчей английской футбольной команды «Ливерпуль». Система показывает достаточную точность прогнозирования. Данная статья опровергает влияние на результат футбольного матча времени начала, места проведения, отношение матча к категории дерби, а также место команды противника в таблице результатов. Выявленные для команды «Ливерпуль» рекомендации соответствуют реальным показателям Английской Премьер-лиги.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, футбол, АПЛ.

**Введение.** В экономике существует очень интересная область исследования в экономической теории и теории игр: «Дизайн экономических механизмов» [1]. Эта область представляет собой подход создания механизмов и стимулов для достижения желаемых целей, где игроки действуют рационально, а действия экономических субъектов приводят к решению, оптимальному для функции социального выбора [2]. Один из таких механизмов – настройка ценности очков за победу, ничью и поражение в рамках футбольного матча и чемпионата. Исторически сложилась такая ситуация, что за победу в футбольном матче команде-победителю присуждалось 2 очка, за ничью – по 1 очку каждой команде, за поражение – ничего, 0 очков. Такая система «весов» привела к тому, что футбольные матчи чаще всего становились скучными по причине желания обеих команд не проиграть. Разница между победой и ничьёй оказывалась для команд крайне маленькой в плане результата и набора очков в турнирной таблице, так как зачастую для победы требуется приложить огромное количество усилий, потому что команда, которая

проигрывает по ходу игры, будет всегда стараться ответить и сравнять счёт. Во многом поэтому, в 1994 году, было установлено «Правило трёх очков за победу» [3]. Это правило сильно повлияло на стратегию игры команд в рамках национальных чемпионатов. Если раньше, стратегию даже самых сильных команд чемпионата для победы в нём вкратце можно было описать так: «сыграть на выезде в ничью, победить дома», то теперь, с установлением данного правила, команды, которые на что-то претендуют (первые 4-6 места национальных чемпионатов выходят на специальные международные турниры с большими призовыми: «Лига чемпионов» и «Лига Европы УЕФА»), обязаны играть активно и всегда стараться победить, почти в каждой игре. Отличный пример такой агрессивной и доминантной команды-победителя – победа в чемпионате Англии команды «Арсенал» под руководством Арсена Венгера в сезоне 2003/2004, которая не проиграла ни одну игру в чемпионате (из 38 матчей одержала 26 побед и только 12 ничьих). Таким образом, данный механизм очень сильно увеличил ценность победы для команды-участника. Побеждая, команда не только могла забрать целых три очка себе, но и отобрать возможные очки у противника (одно или даже три). В связи с описанным выше, в ходе построения модели учитывалась лишь разница между «победой» и «не победой» команды. То есть, ничья и поражение воспринимались как одинаковый выходной признак – «не победа».

Английская премьер лига – известнейшая и престижная футбольная английская лига. В чемпионате играют 20 команд-участников. Всего, в сезоне каждая команда играет 38 матчей - по два матча с каждой другой командой, из них один матч на своем стадионе (home) и один в гостях (away). В рамках работы были оценены и спрогнозированы результаты матчей команды «Ливерпуль», а также выделены наиболее важные признаки, влияющие на результат.

**Постановка задачи.** Данные были взяты с сайта «fbref.com» [4]. Особенности этого ресурса являются: общедоступный доступ к данным, в том числе с помощью технологий вебскрапинга (web scraping) [5] и удобное представление данных в виде таблицы с ключевыми показателями матча. Особенность футбольного матча – очень высокий фактор удачи. Чтобы понизить этот фактор, была проанализирована информация только за последние два сезона перед сезоном 2022/2023, результаты которого мы знаем. Это важно, потому что сезон 2019/2020 Английской Премьер Лиги для многих топ-команд, к которым относится и «Ливерпуль», оказался переломным и кризисным из-за ситуации с COVID-19 и всеобщим локдауном, а результаты кризиса до сих можно увидеть в том, насколько сильно изменились лидеры турнирной таблицы за несколько лет [6-7]. Логично, что анализ более поздних результатов команды является нерелевантным и неактуальным. Авторами [8-9, 15] были выделены факторы, наиболее сильно влияющие на результат футбольного матча команды: количество ударов по воротам, фактор места встречи (домашнее поле или на выезде), а также метрика ожидаемых голов «xG». Также, в набор входных параметров были включены следующие фак-

торы, анализ которых представлял большой интерес: время встречи, принадлежность матча к классу «дерби» (игра против команды из родного города или с исторически важным, принципиальным соперником), принадлежность к классу «игра против команды из топ-6».

**Таблица 1. Признаки модели**

Обозначение	Разброс значений	Пояснение
X1	0 – до 17:00 1 – после 17:00	время начала матча
X2	от 0 до 5,4	«xG» команды за матч
X3	от 0 до 3,5	«xG» противника за матч
X4	от 1 до 13	удары по воротам, раз
X5	0 – в гостях 1 – дома	место встречи
X6	0 – нет 1 – да	принадлежность матча к классу «дерби»
X7	0 – нет 1 – да	принадлежность матча к классу «игра против команды из топ-6 таблицы»
Y	0 – «не победа» 1 – «победа»	результат матча (результатирующий признак)

Перед созданием модели была выполнена очистка и трансформация данных по методологии Knowledge Discovery in Databases [10] в программном средстве Deductor Studio Academic. Итоговый набор данных состоял из 94 записей. Всё множество записей было разделено на обучающее и тестирующее в соотношении 85% на 15%. В качестве тестового множества были взяты первые 18 матчей команды в сезоне 2022/2023.

**Создание нейронной сети.** Создание структуры, обучение и тестирование нейронной сети было выполнено в программе «Нейросимулятор 5» [11]. Оптимальной оказалась структура с 7 входными нейронами, одним выходным и 5 нейронами на скрытом слое. Средняя относительная ошибка тестирования на тестовом множестве составила 30,9 %.

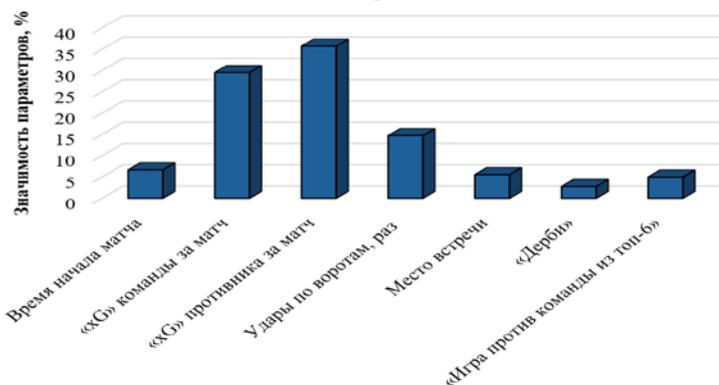


**Рисунок 1. Результат тестирования**

На рисунке 5 можно увидеть график, демонстрирующий разность между ожидаемым результатом (реальным) и рассчитанным нейросетью. При-

мерно треть результатов оказалась неверной, что для нейросети анализирующей результаты футбольного матча, является типичным результатом.

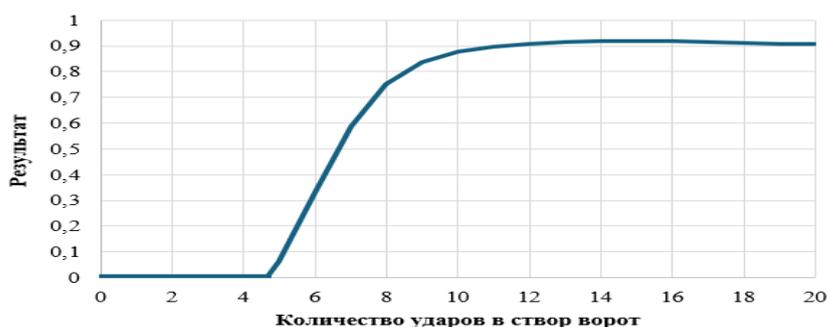
**Исследование предметной области.** С помощью программы «Нейро-симулятор» была вычислена значимость входных параметров.



**Рисунок 2. Значимость параметров**

На рисунке 2 продемонстрированы наиболее значимые параметры – «xG команды», «xG противника» и «удары по воротам». К удивлению, самым значимым параметром является «xG противника». Также, можно сказать, что результаты команды «Ливерпуль» почти не зависят от внеигровых условий: места встречи, противника, времени матча.

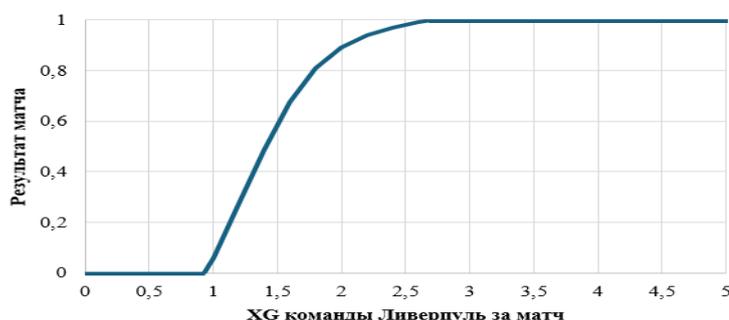
Был проведен анализ зависимостей между выбранными тремя наиболее значимыми признаками и результатом матча с помощью метода замораживания [13]. Для метода был выбран нейтральный пример множества, для которого нейросеть не может предсказать результат матча с высокой степенью уверенности.



**Рисунок 3. Зависимость результата матча от количества ударов по воротам**

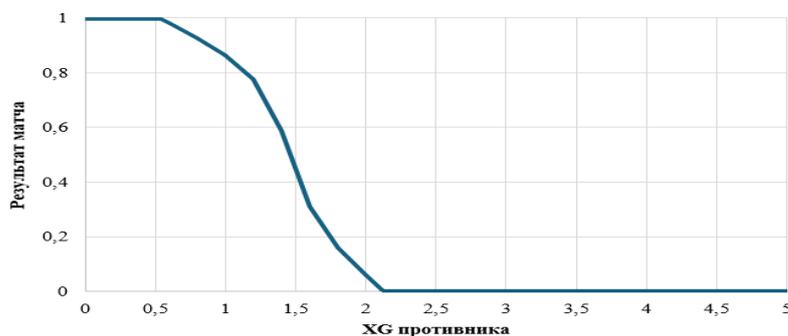
На рисунке 3 представлена зависимость результата матча команды «Ливерпуль» от количества ударов команды по воротам противника. Можно заметить, что количество ударов меньше 5, говорит об однозначном «поражении» или «ничье» команды, в то же время, оптимальное значение ударов по воротам является 14. Это говорит о том, что команда должна стремиться ударить по воротам противника как минимум 14 раз за матч для надежды на успех. В реальности уже подсчитано, что среднее соотношение голов в зависимости от ударов по воротам составляет примерно 18-30% в зависимости от

команды [14]. Таким образом, несложно подсчитать среднее ожидаемое количество голов команды, если она ударит по воротам хотя бы 14 раз за матч: 3,5 гола. Это достаточный показатель для победы в абсолютном большинстве матчей.



**Рисунок 4. Зависимость результата матча от метрики «xG» команды Ливерпуль за матч**

На рисунке 4 представлена зависимость результата матча команды «Ливерпуль» от суммарной метрики «xG» в данном матче. Примечательна отметка в 2,5 потенциальных голов за матч, как обеспечивающая победу команды практически на 100%. Команде следует стремиться к такому показателю. Также, можно сделать вывод, что показатель «xG», меньше чем 1, свидетельствует о проблемах команды в матче: поражение или ничья.



**Рисунок 5. Зависимость результата матча от метрики «xG» противника команды Ливерпуль за матч**

На рисунке 5 можно наблюдать зависимость результата от показателя «xG» противника. Как видно из графика, в случае допущения командой Ливерпуль создания противником менее 1 опасного момента, ведущего к голу, означает победу с большой долей вероятности. В случае, если метрика «xG» противника равна или больше 2,2, команду ждёт неудовлетворительный результат. Это означает, что защита команды «Ливерпуль» может позволить противнику создание в среднем не более 2 опасных, «стоцентных» моментов у своих ворот.

**Заключение.** Были проанализированы матчи английской команды Ливерпуль за сезоны 2020/2021 и 2021/2022, на их основе были спрогнозированы результаты матчей команды для первой половины сезона 2022/2023. Точность модели составила 33,2%. Была опровергнута гипотеза о значимости следующих параметров на результат матча: «время начала матча», «класс

матча - дерби», «игра против команды из топ-6 таблицы» и «место встречи команд». Также, были предложены рекомендации для команды, связанные с минимально необходимым для победы количеством ударов по воротам (14), оптимальными показателями «xG» команды (2,5) и противника (0,5).

Дальнейшее совершенствование данной работы предполагает использование других предсказательных моделей машинного обучения и увеличения количества записей в датасете, например, включением в анализ матчей не только АПЛ, но и других турниров, в которых участвовала команда в анализируемые сезоны.

### Библиографический список

1. Теория экономических механизмов // ПостНаука URL: <https://postnauka.org/talks/9281> (дата обращения: 10.03.2024).
2. Савватеев А.В., Филатов А.Ю. Занимательная экономика. - М.: АСТ, 2023. - 352 с.
3. 13 главных изменений в правилах футбола за последние 50 лет // Чемпионат URL: <https://www.championat.com/football/article-3458661-kak-menjalis-futbolnye-pravila.html> (дата обращения: 10.03.2024).
4. 2021-2022 Manchester City Stats (Premier League) // fbref URL: <https://fbref.com/en/squads/b8fd03ef/2021-2022/Manchester-City-Stats> (дата обращения: 10.03.2024).
5. Web Scraping // Habr URL: <https://habr.com/ru/articles/488720/> (дата обращения: 17.03.2024).
6. 2018-2019 Premier League Stats // fbref URL: <https://fbref.com/en/comps/9/2018-2019/2018-2019-Premier-League-Stats> (дата обращения: 16.03.2024).
7. 2022-2023 Premier League Stats // fbref URL: <https://fbref.com/en/comps/9/2022-2023/2022-2023-Premier-League-Stats> (дата обращения: 15.03.2024).
8. Манукян А.А., Катышев П.К. ВЫЯВЛЕНИЕ И ОЦЕНКА ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА РЕЗУЛЬТАТ ФУТБОЛЬНОГО МАТЧА // Регион и мир. 2019. №5. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vyyavlenie-i-otsenka-faktorov-vliayuschih-na-rezultat-futbolnogo-matcha> (дата обращения: 16.03.2024).
9. Lepschy H., Wäsche H., Woll A. Success factors in football: an analysis of the German Bundesliga // International Journal of Performance Analysis in Sport. - 2020. - №20. - С. 150-164.
10. Обнаружение знаний в базах данных (Knowledge Discovery in Databases) // Loginom URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/knowledge-discovery-in-databases.html> (дата обращения: 16.03.2024).
11. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
12. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. - М.: Издательский центр «Академия», 2010. - 176 с.
13. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 6. С. 985.
14. Статистика ударов // Советский спорт URL: <https://www.sovsport.ru/football/articles/272715-statistika-udarov?ysclid=lu8hb97mqs160888607> (дата обращения: 23.03.2024).
15. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20.
16. Ясницкий Л.Н., Киросова А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Методика нейросетевого прогнозирования результатов спортивных состязаний на примере чемпионата мира-2015 по легкой атлетике. Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика. 2014. № 3 (26). С. 90-97.

# NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE WINNER OF THE LIVERPOOL F.C. FOOTBALL TEAM MATCH IN THE ENGLISH PREMIER LEAGUE

*Korepanov Stanislav A.*

National Research University Higher School of Economics

Studencheskaya Street, 38, Perm, Russia, 614990,

[sakorepanov@edu.hse.ru](mailto:sakorepanov@edu.hse.ru)

This article describes the development of a neural network forecasting system for the results of matches of the English football team Liverpool FC. The system shows sufficient forecasting accuracy. This article refutes the impact on the result of a football match of the start time, venue, belonging of the match to the derby category, as well as the place of the opposing team in the results table. The recommendations identified for the Liverpool team correspond to the real indicators of the English Premier League.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network, prediction, soccer, football, EPL.

УДК 004.032.26

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ КОМАНД РОССИЙСКОЙ ПРЕМЬЕР-ЛИГИ В КОНЦЕ СЕЗОНА

*Пачин Андрей Дмитриевич*

Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики»

ВШЭ 614107, Россия, г. Пермь, ул. Бульвар Гагарина, 37а,

e-mail: [andreypachin2014@gmail.com](mailto:andreypachin2014@gmail.com)

В статье описаны этапы разработки нейросетевой системы для прогнозирования расположения футбольных клубов Российской Премьер-Лиги (РПЛ). Система позволяет предсказать позицию клубов в итоговой турнирной таблице на основании результатов первой половины сезона. Разработанная интеллектуальная система позволила провести исследование предметной области и выявить закономерности, влияющие на итоговый результат.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, футбол, РПЛ, Российская Премьер-Лига.

**Введение.** Статистические данные стали неотъемлемой частью в спорте, в частности в футболе. С их помощью тренерский штаб футбольного клуба может формировать стратегию, касающуюся подбора игроков, и готовить тактики к предстоящим матчам. В настоящее время в футбол внедряются технологии, упрощающие сбор и анализ информации о действиях игроков на поле. Оттого обработка и интерпретация полученных данных значительным образом может повлиять на будущие результаты клубов. Для этого важно иметь инструмент, позволяющий выявлять закономерности, которая может в большинстве случаев предоставить верный прогноз. До недавнего времени

турнирная таблица делилась на три зоны: зона еврокубков, середина таблицы, где клубы лишь сохраняли свое место в РПЛ, и зона вылета, означающая, что клубы на последних местах либо покидают лигу, либо борются за нахождение в РПЛ с клубами из нижнего дивизиона. Знание об итоговых результатах могла использоваться для привлечения спонсоров и повышения как статуса клуба, так и его привлекательности для игроков. Как показал опыт Пермской научной школы искусственного интеллекта, например, [1-3], правильно натренированная нейросетевая система может добиться успешности большей части прогнозов.

При анализе литературных источников выяснилось, что в качестве событий отдают предпочтение личным встречам, нежели конечным итогам чемпионатов. Клубный футбол в национальных чемпионатах также отличается от международных клубных чемпионатов и соревнований национальных сборных. Так, в качестве параметров не могут быть указаны результаты жеребьевки и сыгранных групповых матчей, поскольку таких событий нет в РПЛ. В работах Бутиной Д.В. [4-5] рассмотрены национальные лиги Италии и Германии. Входные параметры отличаются в работах: при построении модели для «Бундеслиги» выбраны физические показатели игроков и результаты команды в сезоне; при рассмотрении «Серии А» были выбраны стоимостные характеристики.

Основная цель настоящей работы заключается в сборе множества публичных данных о клубах и их матчах, а также создание и обучение нейросетевой модели на этих данных. Конечным результатом должна быть нейросетевая система, способная итоговую зону в турнирной таблице в больше, чем 70% случаев.

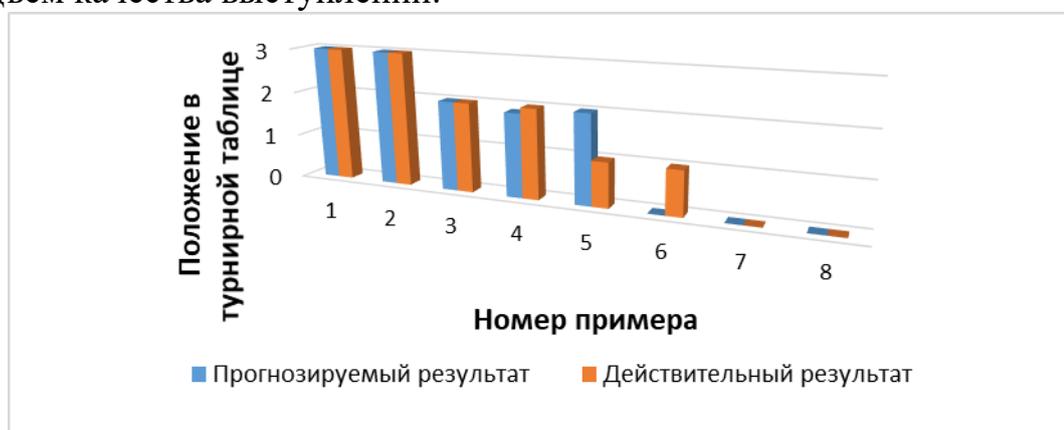
**Постановка задачи.** Для создания нейронной сети были выбраны такие параметры, как: X1 – среднее количество забитых мячей за матч (количество голов за сезон/количество матчей), X2 – среднее количество пропущенных мячей за матч (количество пропущенных мячей за сезон/количество матчей), X3 – процент побед в гостевых матчах (от числа всех игр), X4 – процент побед в домашних матчах (от числа всех игр), X5 – стоимость состава, X6 – средний возраст состава, X7 – среднее количество ударов по воротам за игру, X8 – позиция в таблице по итогам прошлого сезона, X9 – процент ничейных результатов, X10 – средняя стоимость вратарей, X11 – средняя стоимость игроков защиты, X12 – средняя стоимость полузащитников, X13 – средняя стоимость игроков атаки. Выходной параметр – позиция по итогам текущего сезона.

Обучающее множество было собрано вручную с интернет-ресурсов. Объем итогового множества включает в себя 106 примеров. Собранные данные были разделены на обучающие, валидационные и тестовые в отношении 82/14/8 соответственно. Большая часть данных была собрана с интернет-ресурсов [6, 9-10].

**Проектирование нейронной сети.** Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимуля-

тор 5» [7] по методике [8]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет тринадцать входных нейронов, один выходной и один скрытый слой с тремя нейронами. Активационная функция входного слоя – синус, скрытого слоя – тангенс гиперболический, выходного – линейная.

Для оценки корректной работы спроектированной нейронной сети использовалось тестирующее множество, состоящее из 8 примеров. Среднеквадратичная ошибка тестирования составила примерно 0,25, что означает четверть спрогнозированных результатов ошибочна. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим и прогнозируемым нейросетью результатами клубов по итогу соревнования. На ней можно увидеть, что четверть прогнозов неверна. Однако это вызвано тем, что значения параметров, характеризующих игровые показатели, для тестового множества взяты за половину сезона. В футболе может, как и в других дисциплинах, команда во вторую половину чемпионата может демонстрировать как спад, так и подъем качества выступлений.

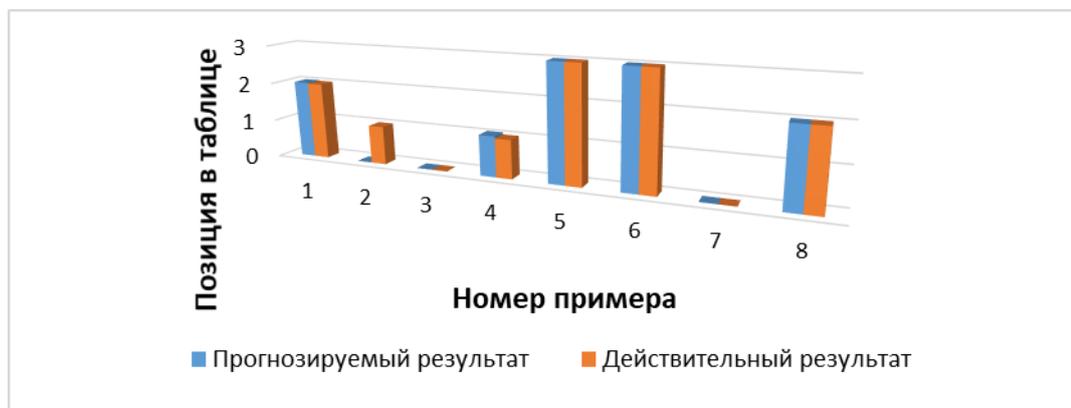


**Рисунок 1. Результат тестирования нейронной сети на данных за первую половину сезона**

На рисунке 2 видно, что точность прогнозов повысилась. Единственный пример, в котором нейросеть выдала ошибку, в действительности находился на 11 месте в таблице, которое отделено одной позицией от зоны вылета. Среднеквадратичная ошибка тестирования уже снизилась примерно до 0,126. Примеры 5 на рисунке 1 и 4 на рисунке 2 демонстрируют результаты клуба «Амкар» за первую половину сезона и весь сезон соответственно. Сравнение прогнозируемых результатов дает подтверждение тому, что выступления команд в разных половинах сезона может отличаться. Так, на замену хорошим выступлениям «Амкара» в первой части турнира, пришел спад во второй ее половине.

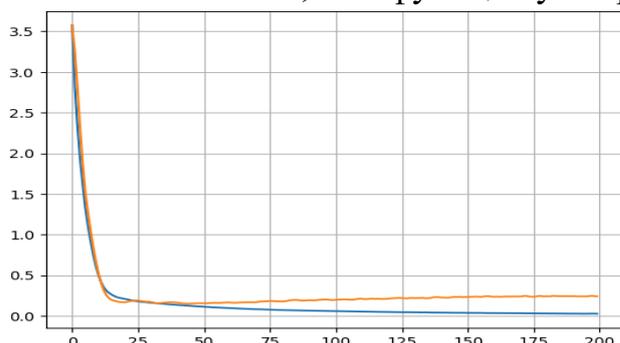
Для сравнения точности прогнозов была смоделирована аналогичная нейронная сеть при помощи языка Python и библиотеки Keras. Чтобы сравнение было объективным, обеим моделям (построенным в Нейросимуляторе и в Python) активационная функция входных нейронов была заменена на гиперболический тангенс. Это вызвано тем, что стандартный набор инструментов Keras не подразумевает использование синуса как активационной функции.

При построении модели с помощью Python обучающий и тестовый наборы данных были стандартизированы. При обучении к тому же использовалась регуляризация.

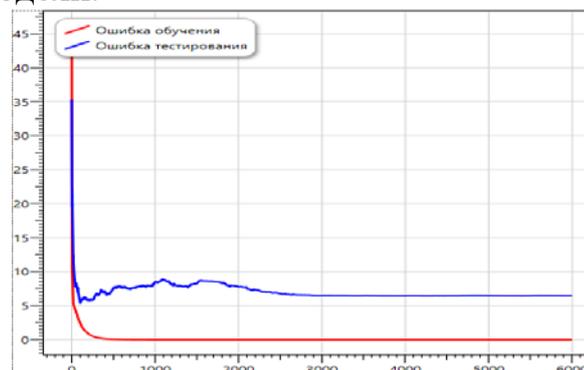


**Рисунок 2. Результат тестирования нейронной сети на данных за весь сезон**

Построенная нейросеть с помощью инструментов Python имела график функции потерь, изображенный на рисунке 3. На рисунке 4 же изображен график функции потерь для модели, построенной в Нейросимуляторе. Можно заметить, что у модели, построенной в Python, функция потерь принимала меньшие значения, чем функция у второй модели.

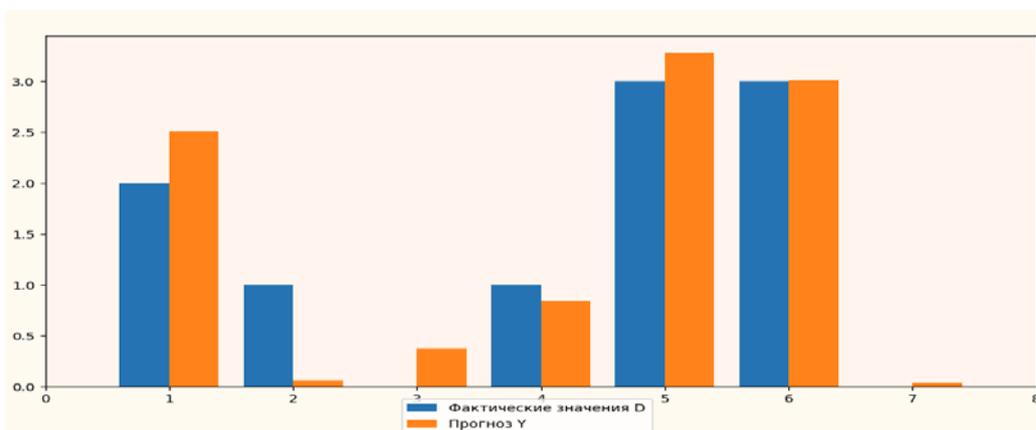


**Рисунок 3. График функции ошибок модели (Keras)**



**Рисунок 4. График функции ошибок модели (Нейросимулятор)**

На рисунках 5 и 2 видно разницу в ошибках прогнозов двух моделей. Для тестов использовались одинаковые наборы данных. Точность прогнозов у второй модели (рис. 2) выше. Это же подтвердило и вычисленное средне-квадратичное отклонение (MSE) (таб.1).



**Рисунок 5. Сравнение фактических и прогнозируемых результатов (Keras)**

Также качество моделей можно оценить при помощи коэффициента детерминации, то есть оценку качества зависимости выходного значения от входных параметров. Сеть, построенная с помощью Нейросимулятора, продемонстрировала лучший результат, что можно увидеть в таблице 1.

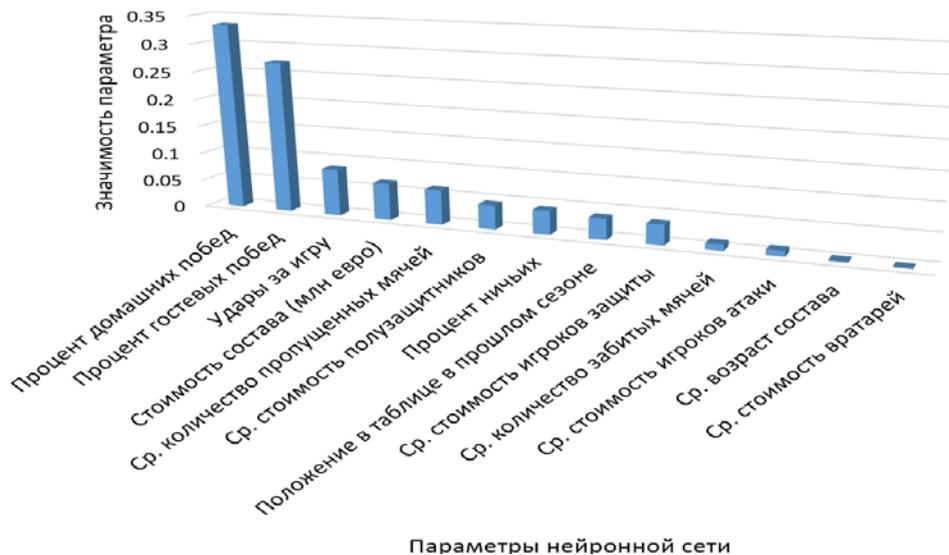
**Таблица 1. Сравнение среднеквадратичных ошибок**

	Среднеквадратичная ошибка (MSE)	Коэффициент детерминации (R2)
Keras	0,1749	0,8601
Нейросимулятор	0,1257	0,8997

**Исследование предметной области.** Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5», результат отображен на рисунке 7.

Как видно из рисунка 3, наиболее значимыми параметрами являются проценты домашних и гостевых побед, причем значение домашних выше, чем гостевых. Влияние среднего количества ударов по воротам за игру означает, что атакующий потенциал команды важен. Но все же не он не определяет результаты команды, ибо не каждый удар по воротам заканчивается голом. Обычно в спорте стоимость состава демонстрирует качество выступающих за клуб игроков, однако этот параметр не всегда является верным индикатором. Причины тому разные, одной из них, например, является значимость клуба и лиг, в которых клуб выступает, для игроков. Средние стоимости игроков на разных позициях практически не влияют на итоговый результат.

Далее было проведено исследование полученных зависимостей между входными параметрами и результатами прогнозирования. Исследование производилось с помощью метода «замораживания» [1-3, 8], суть которого заключается в варьировании значения одного параметра и фиксации значений всех других параметров. Для этой цели был отобран пример 2 с рисунка 2, на котором нейронная сеть ошиблась. В действительности игровые и стоимостные параметры позволяют отнести рассматриваемый клуб в зону вылета, однако клуб находится на 11 месте. Значения параметров взяты в контексте всего сезона.



**Рисунок 7. Значимость входных параметров нейросетевой модели**

На рисунке 8 показан график зависимости итоговой позиции от побед в домашних встречах. Чем выше процент побед, тем более высокую позицию прогнозирует нейросеть. В действительности редко какая-либо из команд за сезон способна приблизиться к показателю равному 40%. Поэтому следует обратить внимание на прогнозы для 30% и 35%. Относительно собранных статистических данных прогнозы для выделенных значений являются адекватными.



**Рисунок 8. Зависимость прогнозируемого победителя от процента побед в домашних матчах**



**Рисунок 9. Зависимость прогнозируемого победителя от процента побед в гостевых матчах**

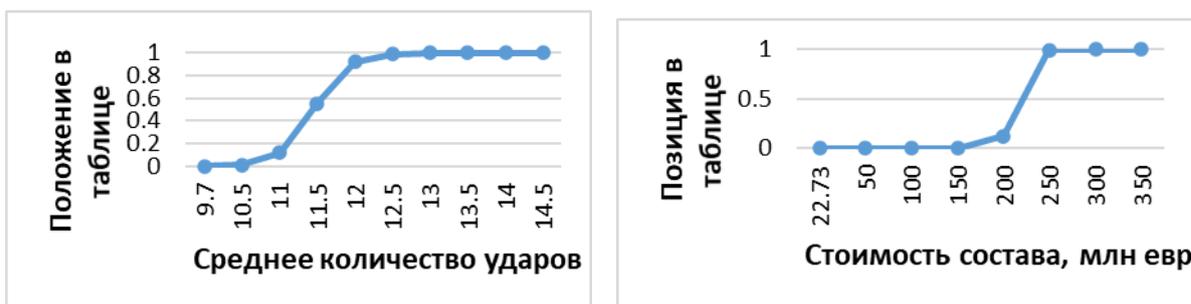
На рисунке 9 продемонстрирована зависимость позиции от процента побед в гостевых встречах. Можно заметить, что итог гостевых встреч сильнее влияет на результат клуба в сезоне.

На рисунке 10 изображен график зависимости позиции от среднего количества ударов. Как видно из графика, изменение этого параметра не дает сильный прирост к значению выходного параметра. В статистике за рассматриваемый период отметка в 18 ударов преодолевалась лишь единожды, и даже с этим показателем нейронная сеть не дает клубу место выше 9-12.

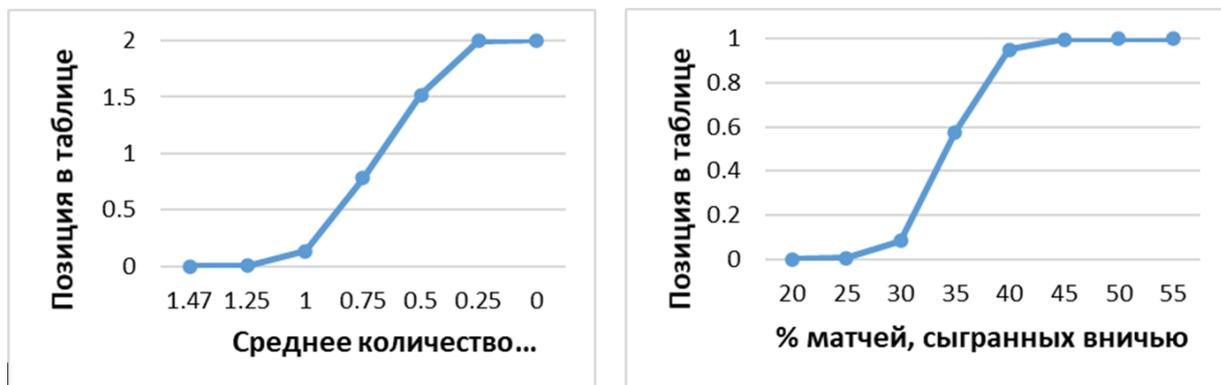
На рисунке 11 продемонстрирована зависимость результата от стоимости всех игроков в составе. Как видно из графика, увеличение этого критерия

практически не влияет на позицию в турнирной таблице. Это объясняется тем, что ценовые характеристики по значимости уступают игровым показателям. Также в генеральной совокупности заметно, что общая стоимость глобально не определяет позицию, не считая клубов со сравнительно большими бюджетами, чем у остальных участников турнира. На самом деле лишь одна-две команды в собранном наборе данных смогли иметь игроков на сумму более 150 млн евро, поэтому все значения выше этой отметки можно считать аномальными.

На рисунке 12 продемонстрирована зависимость прогнозируемого результата от среднего количества пропущенных мячей. Чем меньше команда пропускает мячей, тем более высокую позицию она может занимать.



**Рисунок 10. Зависимость положения в таблице от среднего количества ударов за игру**



**Рисунок 12. Зависимость прогнозируемого победителя от победителя предыдущей встречи**

**Рисунок 13. Зависимость прогнозируемой позиции от процента ничейных матчей**

**Заключение.** Построена система нейросетевого прогнозирования расположения клубов Российской Премьер-Лиги. Спроектированная нейросетевая модель учитывает 13 параметров: среднее количество забитых мячей за матч, среднее количество пропущенных мячей за матч, процент побед в гостевых матчах, процент побед в домашних матчах, стоимость состава, средний возраст состава, среднее количество ударов по воротам за игру, позиция в таблице по итогам прошлого сезона, процент ничейных результатов, средняя стоимость вратарей, средняя стоимость игроков защиты, средняя стоимость полузащитников, средняя стоимость игроков атаки. Выходной параметр –

позиция по итогам текущего сезона. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей прогнозируемого победителя матча от изменения входных параметров. Применение такого набора параметров в модели позволяет с высокой точностью прогнозировать победителя матчей. Данный набор параметров может быть изменен для повышения точности прогнозов.

### Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 6. С. 985.
2. Ясницкий Л.Н., Vnukova O.V. Прогноз результатов олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 1. С. 189.
3. Ясницкий Л.Н., Кировоса А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов чемпионата мира-2015 по легкой атлетике методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 4. С. 624.
4. Бутина Д. В., Ясницкий Л. Н. Нейросетевая система прогнозирования результатов сезона итальянской футбольной лиги "Серия А" // Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика. 2023. Вып. 1(60). С. 84–92.
5. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20.
6. Soccer 365. URL: <http://soccer365.ru/> (дата обращения: 08.03.2024).
7. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
8. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
9. Transfermarkt. URL: <https://www.transfermarkt.world/> (дата обращения: 08.03.2024).
10. WhoScored. URL: <https://ru.whoscored.com/> (дата обращения: 08.03.2024).

## NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE ITALIAN FOOTBALL LEGA "SERIE A" SEASON RESULTS

*Pachin Andrey D.*

National Research University Higher School of Economics  
Studencheskaya Street, 38, Perm, Russia, 614990, [andreypachin2014@gmail.com](mailto:andreypachin2014@gmail.com)

The paper describes the stages of development of a neural network system for predicting the position of football clubs in the Russian Premier League (RPL). The system allows predicting the position of clubs in the final standings based on the results of the first half of the season. The developed intellectual system allowed to conduct a study of the subject area and identify patterns affecting the final result.

**Keywords:** artificial intelligence, neural network technologies, forecasting, football, RPL, Russian Premier League.

## СОЗДАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИСХОДА ПОЕДИНКА В СМЕШАННЫХ ЕДИНОБОРСТВАХ

*Решетников Михаил Андреевич*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
ПМИ. 614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15,  
Reshetnikov-mikhail@yandex.ru

Разработанная нейронная система предназначена для прогнозирования победителя поединка на основе статистических показателей предыдущих результатов. Предметная область – спорт. С помощью разработанной интеллектуальной системы проведено исследование предметной области, выявлены закономерности, имеющие практической значение

**Ключевые слова:** нейросетевая модель нейросеть, UFC, прогнозирование результатов, обучение сети, смешанные единоборства.

**Введение.** Тема спорта очень невероятно актуальна и интересна. На тему спорта было сделано множество нейросетевых проектов, которыми я вдохновлялся [6, 8, 9, ~~Ошибка! Источник ссылки не найден.~~, 10]. ММА – самый быстро развивающийся спорт в мире. Некоторые люди нашли возможность зарабатывать на этом, предугадывая исходы поединков. С увеличением популярности данного вида спорта, к нему стал увеличиваться интерес как со стороны спортивных аналитиков, пытающихся давать максимально проходимые прогнозы, так и со стороны букмекерских контор, для которых, в свою очередь, верный подсчет коэффициентов на поединок является залогом прибыли. В связи с этим целью является разработка нейросетевой модели для предсказания исхода боя.

При анализе литературных источников выяснилось, что над такими моделями уже велись работы. Данная модель может стать помощником, как для букмекерских компаний, так и для спортивных аналитиков.

**Описание модели.** Сеть создана на основе программного инструмента Нейросимулятор-5.0 [0], имеет шесть ( $X_n$ ) входных параметров и один ( $X_y$ ) выходной.

**Методика прогнозирования.** Для создания нейросетевой системы были выбраны следующие параметры:  $X_1$  – Разница общего количества раундов,  $X_2$  – Разница роста,  $X_3$  – Разница размаха рук,  $X_4$  – Разница возраста,  $X_5$  – Ставка на бойца 1,  $X_6$  – Ставка на бойца 2. Выходной параметр – Вероятность победы бойца.

Множество для обучения было собранно с интернет-ресурса Kaggle[5], содержащее большое количество дата-сетов. Обучение нейросети было произведено с помощью программы “Нейросимулятор 5” [0]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой перцептрон,

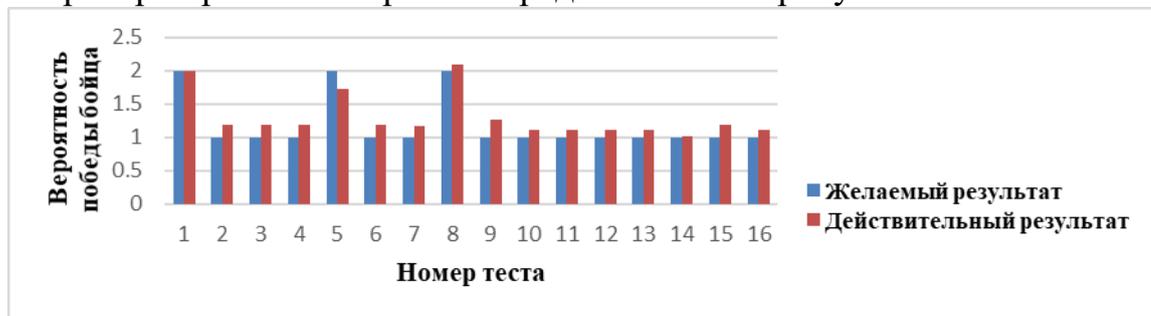
который имеет 6 входных нейронов, один скрытый слой, на котором 3 нейрона, один выходной слой. Персептрон представлен на рисунке 1.

Данные для обучения и тестирования основаны на информации с сайта. Всего собрано 182 примеров, 150 ( $Q$ ) из которых были использованы для обучения сети. По формуле, являющейся следствием из теоремы Арнольда – Колмогорова [3], был найден диапазон для количества нейронов на скрытом слое.

В этой формуле:  $N_y$  – количество выходных нейронов,  $N_x$  – количество входных нейронов,  $Q$  – число элементов множества обучающих примеров,  $N_w$  – необходимое число синоптических связей. Полученная оценка:  $18,24 \leq N_w \leq 182$ .

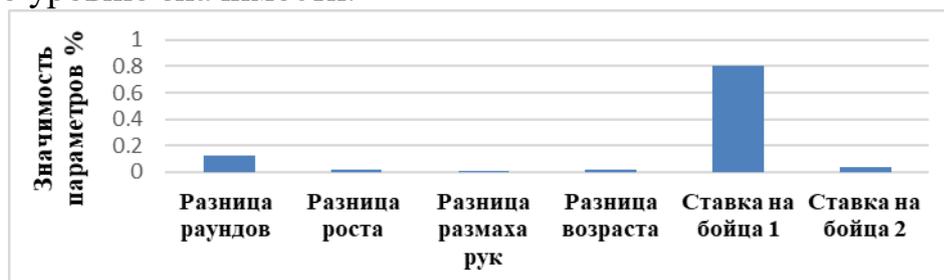
Далее находим оценку для  $N$  (количество нейронов на скрытом слое):  $2,60 \leq N \leq 26,00$ . В качестве оптимального варианта выбрано  $N=3$ .

**Проверка модели.** Сеть была протестирована на 16 примерах. Результаты проверки работы нейросети представлены на рисунке 1.



**Рисунок 1. Сопоставление ожидаемых и полученных результатов**

**Значимость параметров.** Построенная гистограмма, изображенная на рисунке 2, характеризует значимость (степень влияния на результат) входных параметров. Как видно из рисунка, наиболее значимым параметром является ставка на победу первого бойца. Остальные параметры незначительно отличаются по уровню значимости.



**Рисунок 2. Гистограмма распределения значимости входных параметров**

**Дальнейшее исследование сети.** Исследование производилось с помощью метода «замораживания» [0,4,5], суть которого заключается в варьировании значения одного параметра и фиксировании значений всех других параметров.

Влияние разницы общего количества раундов проведенных за карьеру на исход боя. Был произведен прогноз на 6 примерах с различными данными. Данные примеры приведены в таблице 3, где входной параметр  $X_1$  отвечает за количество проведенных раундов в карьере бойца.

**Таблица 1. Примеры для исследования влияния ставки на бойца 1 на вероятность победы 1-го бойца в поединке**

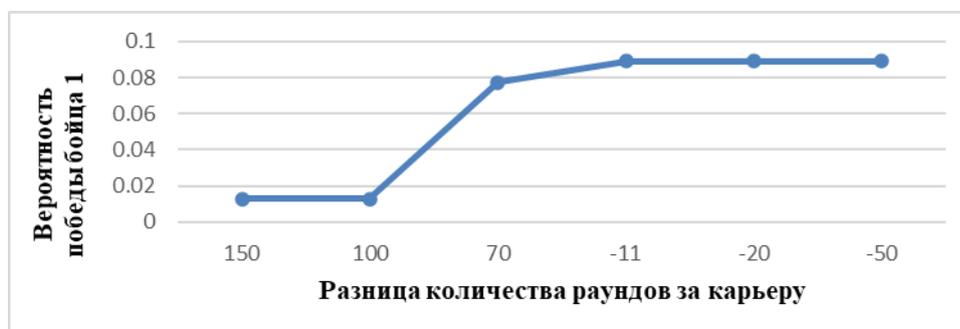
Разница общего количества раундов	Разница роста	Разница размаха рук	Разница возраста	Ставка на бойца 1	Ставка на бойца 2
-11	-15,24	-17,78	-5	435	-570
-11	-15,24	-17,78	-5	100	-570
-11	-15,24	-17,78	-5	-200	-570
-11	-15,24	-17,78	-5	-500	-570
-11	-15,24	-17,78	-5	-1000	-570
-11	-15,24	-17,78	-5	-1500	-570

На рисунке 3 показано влияние ставки на бойца 1, на вероятность его победы в бою. Исходя из графика, можно сделать вывод, что чем меньше ставка на бойца 1, тем выше вероятность его победы.



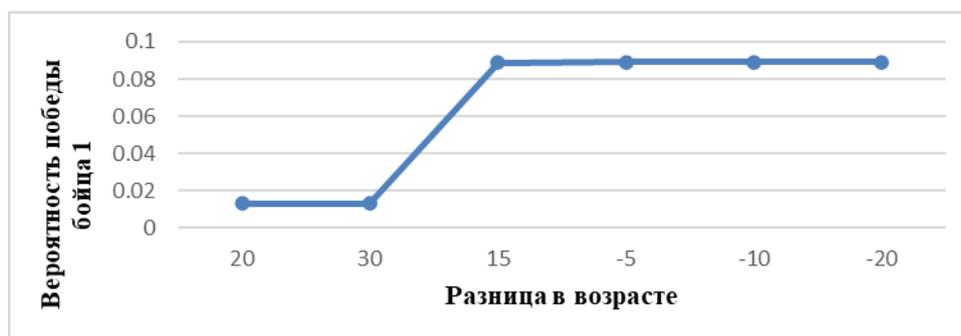
**Рисунок 3. График, иллюстрирующий зависимость вероятности выигрыша 1-го бойца от размера ставки на него.**

На рисунке 4 показано влияние разницы количества раундов бойцов за карьеру на вероятность победы 1 бойца в бою. Исходя из графика, можно сделать вывод, что чем больше боев провел боец 1, чем боец 2, тем выше вероятность победы 1 бойца.



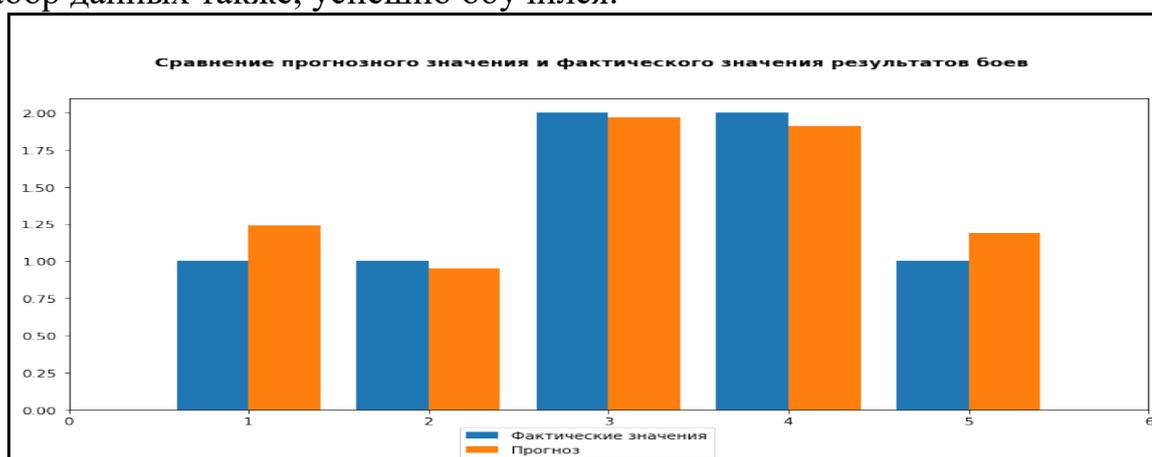
**Рисунок 4. График, иллюстрирующий зависимость вероятности выигрыша 1-го бойца от разницы раундов бойцов за карьеру.**

На рисунке 5 изображено влияние разницы возраста бойцов на победу 1 бойца в бою. Исходя из графика, можно сделать вывод, что чем старше боец 1, тем выше вероятность его победы.

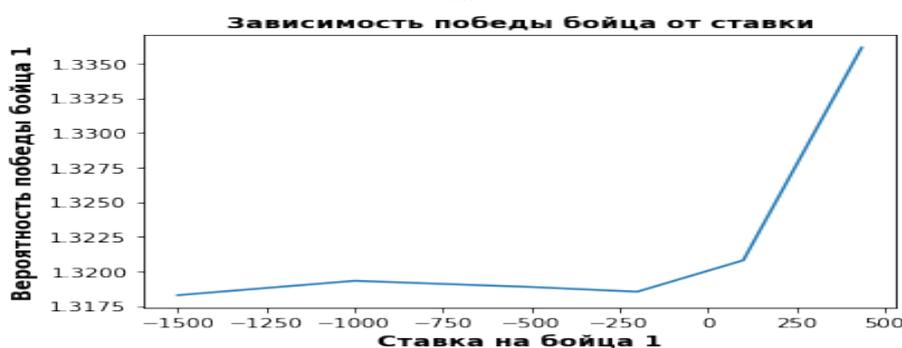


**Рисунок 5. График, иллюстрирующий зависимость вероятности выигрыша 1-го бойца от разницы в возрасте бойцов за карьеру.**

**Работа с Keras.** Проведены сравнения моделей разработанной в нейросимуляторе и Keras. Данные были взяты из работы в Нейросимуляторе. Набор данных также, успешно обучился.



**Рисунок 6. Сопоставление ожидаемых и полученных результатов, в Keras.**



**Рисунок 7. График, иллюстрирующий зависимость вероятности выигрыша 1-го бойца от размера ставки на него, в Keras.**

**Сравнение коэффициента детерминации.** Коэффициент детерминации в Keras, получился  $r = 0.75$ , что является нормальным результатом, адекватной сети. Коэффициент детерминации сети из

Нейросимулятора, был высчитан при помощи работы с Microsoft Excel,  $r = 0,77$ . Из этого можно сделать вывод, что сеть из Нейросимулятора дает лучшие результаты, чем сеть, обученная в Keras.

**Заключение.** Созданная нейросетевая модель позволяет спрогнозировать поединка в ММА. Данная модель учитывает физические характеристики и историю боев, влияющие на исход боя. Методом сценарного прогнозирования построены графики зависимостей шансов на победу бойца от некоторых входных данных. Модель может быть использована для спортивной аналитики, расчёта котировок коэффициентов в букмекерских конторах. Модель работает адекватно, может быть использована для прогнозирования успеха бойца, такая информация может быть полезна как для тренеров, так и для букмекерских контор.

### Библиографический список

1. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 5.0 // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014618208. Заявка Роспатент № 2014614649. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 12 августа 2014г.
2. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные информационные технологии и системы: учеб.-метод пособие / Л. Н. Ясницкий; Перм. Ун-т. – Пермь, 2007. – 271 с.
3. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы: учебник. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221с.
4. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2015. – № 5. – С. 48-56.
5. Ultimate UFC Dataset [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/mdabbert/ultimate-ufc-dataset>
6. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 6. С. 985; URL: <http://www.scienceeducation.ru/113-11206>
7. Yuan Tian Predict [https://medium.com/@yuan\\_tian/predict-ufc-fights-with-deep-learning-ii-data-collection-and-implementation-in-pytorch-ff7a95062554](https://medium.com/@yuan_tian/predict-ufc-fights-with-deep-learning-ii-data-collection-and-implementation-in-pytorch-ff7a95062554) // UFC Fights with Deep Learning II — Data collection and implementation in PyTorch.
8. Ясницкий Л.Н., Кировоса А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов чемпионата мира-2015 по легкой атлетике методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 4. С. 624.
9. Ясницкий Л.Н., Vnukova O.V. Прогноз результатов олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 1. С. 189.
10. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу Евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20..
11. Towards Data Science. – URL: <https://towardsdatascience.com/predicting-ufcbouts-with-dnn-classifier-f955e9abe6c6>
12. UFC-Data [Электронный ресурс]. – URL: <https://github.com/ktonthat/UFCdata>

## CREATING A NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTING THE OUTCOME OF A MIXED MARTIAL ARTS MATCH

**Reshetnikov Mikhail Andreevich**

Perm State University, PMI. 614990, Russia, Perm, Bukireva str., 15,

[Reshetnikov-mikhail@yandex.ru](mailto:Reshetnikov-mikhail@yandex.ru)

The developed neural system is designed to predict the winner of a duel based on statistical indicators of previous results. The subject area is sports. With the help of the developed intellectual system, a study of the subject area was carried out, patterns of practical importance were identified

**Keywords:** neural network model neural network, UFC, prediction of results, network training, mixed martial arts.

УДК 004.032.26

## **НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ КУБКА МИРА ПО БИАТЛОНУ**

*Россихина Евгения Михайловна*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
ПМИ. 614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15,  
zheniarosshina@gmail.com

В статье представлено описание разработки нейросетевой системы для прогнозирования результатов спортсмена в различных гонках Кубка мира по биатлону. Система позволяет определить примерное место, которое займет биатлонист в соревновании с учетом его физических и психологических показателей.

**Ключевые слова:** биатлон, искусственный интеллект, нейросетевые технологии, прогнозирование, процентовка стрельбы, скорострельность, скорость, спорт.

**Введение.** В последнее время в спортивной науке обретают удачное применение нейросетевые технологии. Их возможно применять с целью прогнозирования результатов, отбора более эффективных спортсменов, раскрытия важных условий в программе подготовки к состязаниям. Результативность применения искусственного интеллекта при моделировании итогов состязаний была показана в трудах российских исследователей [1-3,11]. Таким образом, в одном из трудов [11], опубликованном в 2013 г., был показан подтвердившийся в дальнейшем прогноз места в частном командном зачёте российских спортсменов в зимней Олимпиаде-2014. При формировании нейросетевых систем авторы трудов[1-3] принимали во внимание не только физиологические и психические показатели спортсменов, а также их условия жизни (страна, народ, вероисповедание и т.д.).

Это изучение нацелено на создание системы прогнозирования результатов интернациональных состязаний по биатлону. Главная задача данной работы состоит в сборе множества касательно действующих спортсменов, и, кроме того, создание и обучение нейросетевой модели на этих сведениях.

В результате анализа литературных источников [1-3, 9-11] и собственного опыта был выбран следующий набор показателей: X1 – вид гонки, X2 –

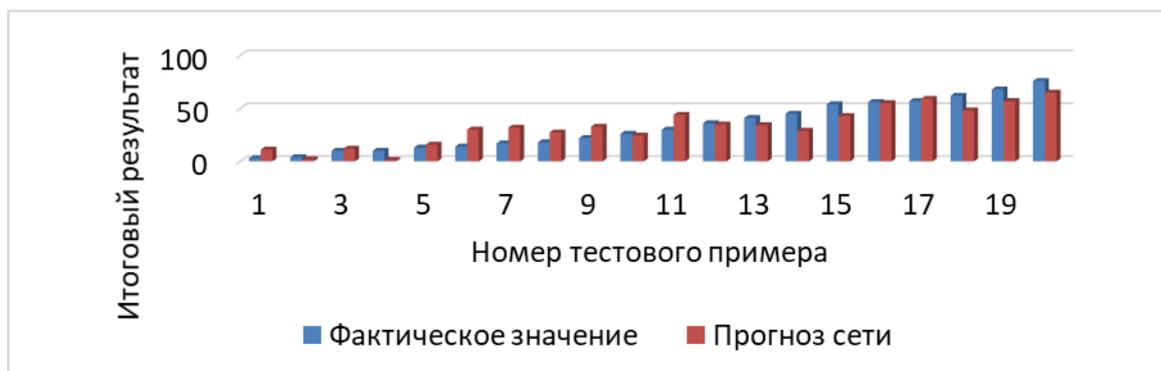
место по скорости за предыдущую гонку, X3 – место по скорострельности за предыдущую гонку, X4 – процентовка стрельбы на момент начала гонки, X5 – наличие коронавирусной инфекции у спортсмена в 2020-2021 гг., X6 – пол, X7 – возраст (лет), X8 – страна. Выходной параметр D1 – итоговый результат.

Параметр «Вид гонки» был закодирован: 0 – индивидуальная гонка, 1 – спринт. Были отобраны именно эти виды гонок, так как они имеют наибольшее количество участников и не зависят от результатов других гонок. Для кодирования параметра «Наличие коронавирусной инфекции у спортсмена в 2020-2021 гг.» использовались следующие обозначения: 0 – спортсмен переболел, 1 – спортсмен не болел. Параметр «Страна» также был закодирован: 0 – слабые страны, 1 – средние, 2 – сильные. Деление стран по категориям происходило по усредненным результатам Кубка Нации 2020/2021 [4-5]. В число сильных стран вошли страны с 1 по 9 место, в число средних – с 9 по 17, остальные – в число слабых. Другие параметры являются числовыми, поэтому для них кодировка не потребовалась.

Множество входных данных о результатах спортсменов было собрано с сайта IBU [6]. Объем итогового множества включает в себя 470 примеров. Данное множество было разделено на обучающее, тестирующее и подтверждающее в соотношении 80%, 15% и 5% соответственно. Собранные данные охватывают серию международных соревнований 2020-2021 года.

Проектирование, обучение, тестирование нейронной сети выполнялись с помощью программы «Нейросимулятор 5» [7] по методике [8]. В результате оптимизации спроектированная нейронная сеть представляла собой персептрон, который имеет восемь входных нейронов, один выходной и один скрытый слой с четырьмя нейронами.

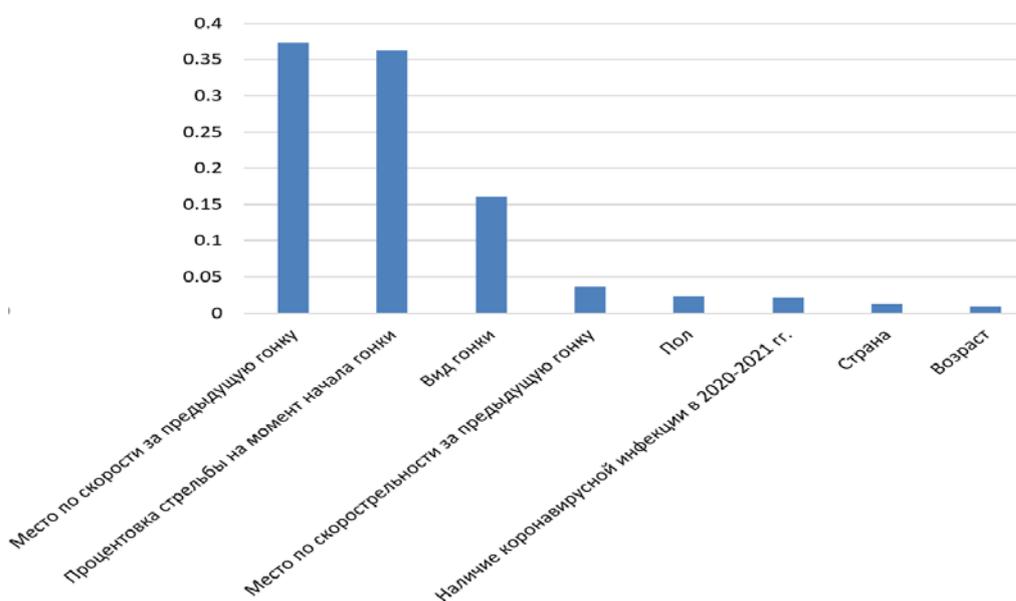
Для оценки корректной работы спроектированной нейронной сети использовалось подтверждающее множество, состоящее из 20 примеров. Средняя ошибка тестирования составила 11.22%, что можно считать приемлемым результатом. На рисунке 1 представлена гистограмма, демонстрирующая разницу между фактическим и прогнозируемым нейросетью итоговым результатом случайно отобранных 20 спортсменов из подтверждающего множества.



**Рисунок 1. Результат тестирования нейронной сети**

Из результатов, изображенных на рисунке 1, можно сделать вывод об адекватной работе спроектированной нейронной сети.

Оценка значимости входных параметров была выполнена с помощью программы «Нейросимулятор 5» [7], результат отображен на рисунке 2.



**Рисунок 2. Значимость входных параметров нейросетевой модели**

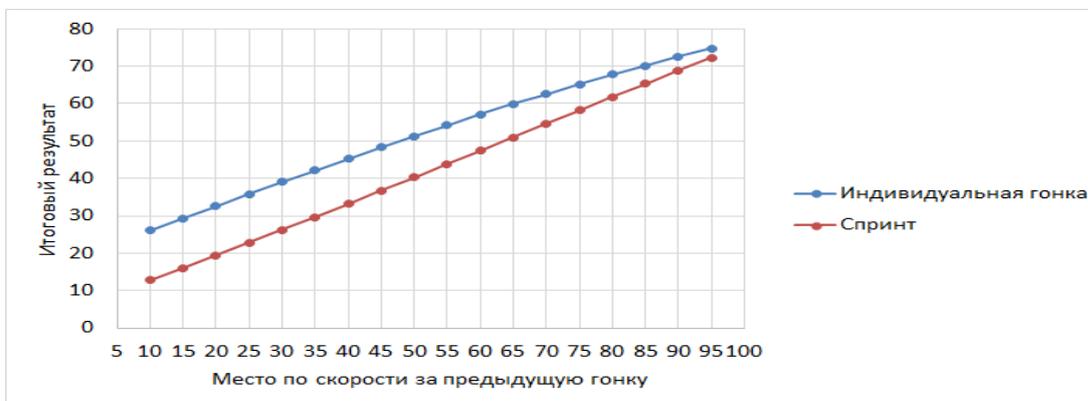
Как видно из рисунка 2, наиболее значимыми являются «Место по скорости», «Процентова стрельбы» и «Вид гонки». Значительно меньшее влияние оказывают такие параметры как «Скорострельность», «Пол», «Наличие коронавирусной инфекции», «Страна» и «Возраст».

Далее было проведено исследование итоговых результатов спортсменов. Исследование производилось с помощью метода «замораживания» [8], суть которого заключается в варьировании значения одного параметра и фиксации значений всех других параметров. Данный метод позволяет выявить влияние исследуемого параметра на выходной. Для этой цели был отобран спортсмен, информация о параметрах которого отражена в табл. 1.

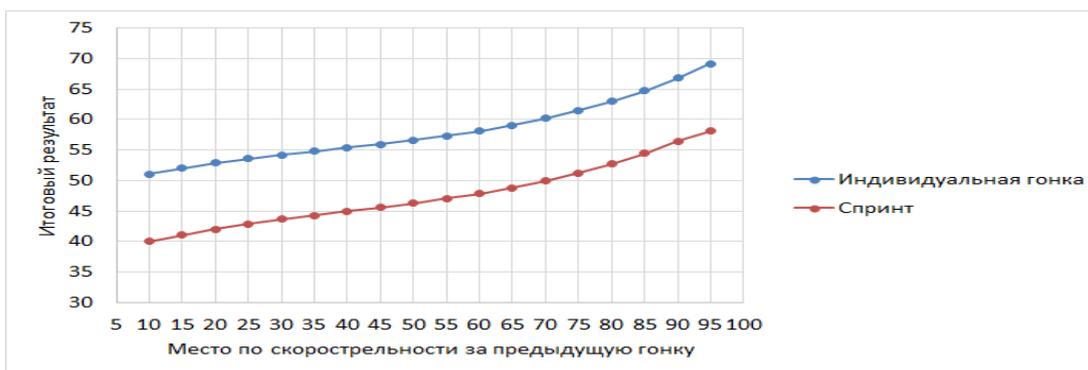
**Таблица 1. Характеристики спортсмена, выбранного для исследования**

Входные параметры	Расшифровка	Характеристики
X2	Место по скорости за предыдущую гонку	47
X3	Место по скорострельности за предыдущую гонку	3
X4	Процентова стрельбы на момент начала гонки	80
X5	Наличие коронавирусной инфекции в 2020-2021 гг.	1
X6	Пол (0 - м, 1 - ж)	0
X7	Возраст	28
X8	Страна (2 - сильные, 1 - средние, 0 - слабые)	2

На рисунках 3-4 показаны графики зависимости итогового результата от места по скорости и скорострельности за предыдущую гонку соответственно. Как следует из графиков, вне зависимости от вида гонки, более высокое место по скорости и скорострельности приводит к более высокому результату.



**Рисунок 3. Зависимость итогового результата от места по скорости за предыдущую гонку**

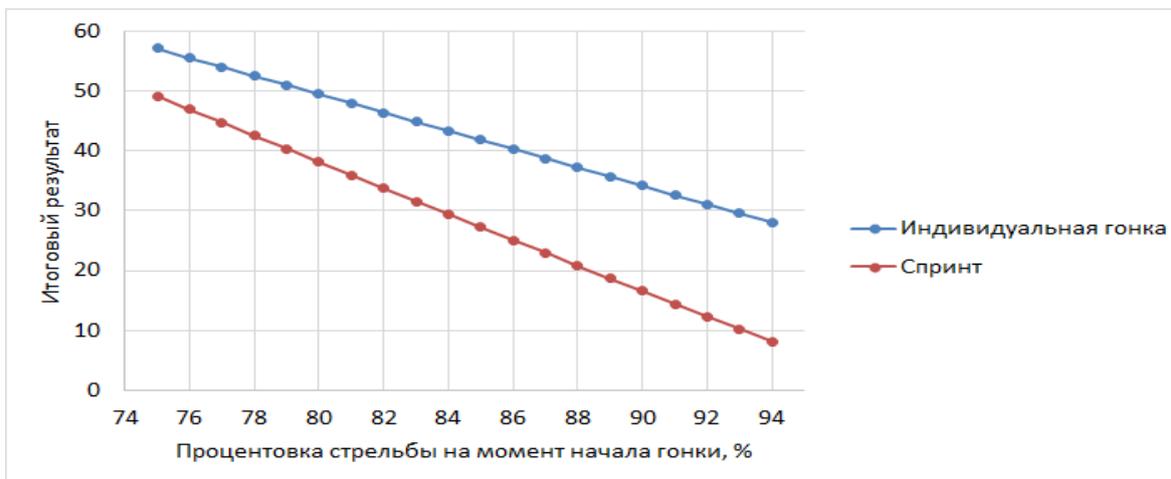


**Рисунок 4. Зависимость итогового результата от места по скорострельности**

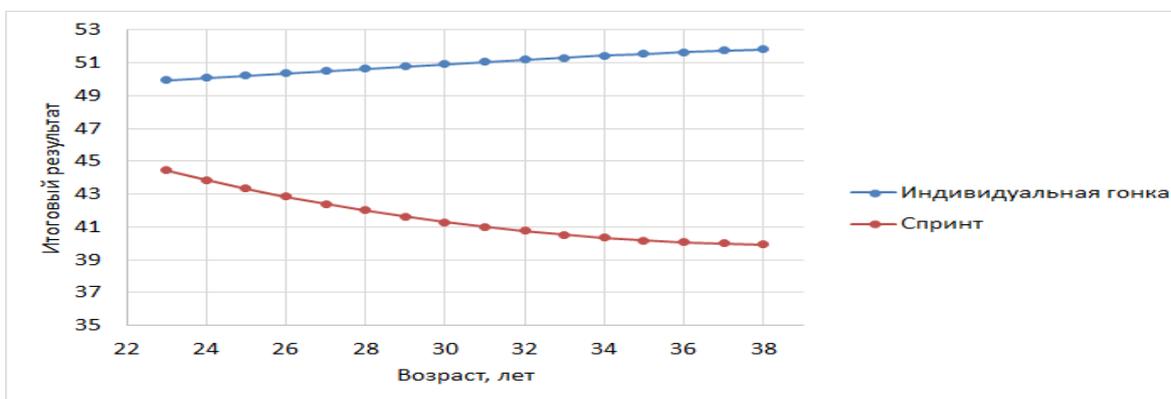
На рисунке 5 продемонстрирован график зависимости результата биатлониста от процентки стрельбы на момент начала гонки. По полученному графику можно заметить, что при увеличении процентки стрельбы улучшается итоговый результат.

На рисунке 6 представлен график зависимости итогового результата от возраста спортсмена. Как показывает график, этот параметр почти никак не влияет на итоговый результат, но можно заметить, что более опытный спортсмен лучше преодолевает спринтерскую гонку, чем молодой. Скорее всего это связано с тем, что с возрастом у спортсмена формируется более устойчивая нервная система, а значит и улучшается качество стрельбы, что крайне важно в гонках на короткие дистанции.

Полученные результаты исследований не противоречат реальности, что подтверждает, что спроектированную нейронную сеть можно считать пригодной для прогнозирования итогового результата спортсменов.



**Рисунок 5. Зависимость итогового результата от процентовки стрельбы на момент начала гонки**



**Рисунок 6. Зависимость итогового результата от возраста**

**Заключение.** Выстроена система нейросетевого прогнозирования результатов интернациональных состязаний по биатлону. Спроектированная нейросете-

вая модель предусматривает две группы характеристик, оказывающих большое влияние на окончательный результат спортсмена: физиологические и психические. Проведен анализ окончательных результатов спортсмена. Методом сценарного прогнозирования построены графики связей окончательного результата с местом по скорости, места по скорострельности за предшествующую гонку, процентовки стрельбы, а также возраст. Технология нейросетевого моделирования способна также быть использована с целью извлечения полезных советов с целью усовершенствования итогов спортсмена, занимающегося этим видом спорта.

#### **Библиографический список**

1. Ясницкий Л.Н., Внукова О.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2014 – № 1; URL: <http://www.science-education.ru/115-11339> (дата обращения: 22.03.2021).
2. Ясницкий Л.Н., Киросова А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Методика прогнозирования результатов спортивных состязаний на примере Чемпионата мира-2015 по

- легкой атлетике // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 3. С. 90-97.
3. Ясницкий Л.Н., Кировоса А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов Чемпионата мира-2015 по легкой атлетике методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 4; URL: [www.science-education.ru/118-14423](http://www.science-education.ru/118-14423) (дата обращения: 22.03.2021).
  4. Olympтека.ru [Электронный ресурс]. – URL: <https://olympteka.ru/sport/biathlon/rating/355.html>
  5. Olympтека.ru [Электронный ресурс]. – URL: <https://olympteka.ru/sport/biathlon/rating/356.html>
  6. International Biathlon Union – IBU [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.biathlonworld.com/calendar/#/event-2>
  7. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 4.0. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2014612546. Заявка № 2014610341 от 15.01.2014.
  8. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
  9. Skattebo Ø., Losnegard T. Variability, Predictability, and Race Factors Affecting Performance in Elite Biathlon // International Journal of Sports Physiology and Performance. – vol. 13 – № 3. – P. 313-319; URL: <https://journals.humankinetics.com/view/journals/ijsp/13/3/article-p313.xml>
  10. Laaksonen M.S., Finkenzeller T., Holmberg H.-C., Sattlecker G. The influence of physiobiomechanical parameters, technical aspects of shooting, and psychophysiological factors on biathlon performance // Journal of Sport and Health Science. – October 2018. – vol. 7 – № 4 – P. 394-404; URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095254618300760#!>
  11. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 6. URL: <http://www.science-education.ru/113-11206> (дата обращения: 22.03.2021).

#### NEURAL NETWORK SYSTEM FOR PREDICTING THE RESULTS OF THE BIATLON WORLD CUP

**Rosihina Evgeniya Mikhailovna**

Perm State University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990,

[zheniarosihina@gmail.com](mailto:zheniarosihina@gmail.com)

The article describes the development of a neural network system for predicting the results of a sportsman in various races of the Biathlon World Cup. The system allows people to determine the approximate place that a biathlete will take in the competition, taking into account his psychological and physical indicators.

**Keywords:** biathlon, artificial intelligence, neural network technologies, prediction, shooting percentages, rate of fire, speed, sport.

## Секция: Развитие технологий искусственного интеллекта

УДК 004.8

### ПРОБЛЕМЫ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ В ЗАДАЧАХ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И ПУТИ РАЗВИТИЯ ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*Гладкий Сергей Леонидович*

ООО «Випакс-Разработчик», 614000, Россия, г. Пермь, ш. Космонавтов, 111,  
lrndlrnd@mail.ru

В работе приведен обзор теоретических проблем нейронных сетей, возникающих в задачах компьютерного зрения. Рассмотрены проблемы обобщающей способности сверточных нейронных сетей, проблема катастрофической забывчивости и проблема интерпретации результатов работы глубоких нейронных сетей. Для каждой из проблем изложены гипотезы о некоторых возможных причинах их возникновения и предложены методы и направления развития нейросетевых моделей с целью устранения данных проблем. Хотя рассмотренные проблемы носят чисто теоретический характер, их решение может иметь большое практическое значение для дальнейшего развития искусственного интеллекта.

**Ключевые слова:** сверточная нейронная сеть, нейронная сеть на основе знаний, глубокое обучение, компьютерное зрение, распознавание изображений, переносимое обучение, обобщающая способность, катастрофическая забывчивость, объяснимый искусственный интеллект.

**Введение.** Благодаря революции искусственного интеллекта (ИИ) в начале XXI-го века, связанной с развитием сверточных нейронных сетей (СНС) и глубокого обучения, интеллектуальные системы превзошли человеческие возможности во многих задачах компьютерного зрения [1-6]. Среди наиболее значимых достижений ИИ в области анализа изображений следует отметить распознавание лиц по фотографиям и сегментацию медицинских снимков. Однако, несмотря на несомненные успехи нейронных сетей в практическом применении, остаются важные нерешенные теоретические вопросы, связанные с пониманием принципов работы и интерпретацией результатов нейросетевых моделей.

В работе рассматриваются три из наиболее важных теоретических проблем нейросетевого моделирования: проблема обобщающей способности СНС, проблема катастрофической забывчивости и проблема объяснимости результатов глубоких нейронных сетей.

**Проблема обобщающей способности.** Обобщающей способностью нейронной сети называется ее способность давать правильный результат для входных данных, которые не были использованы в процессе обучения [4]. Точное определение числового значения обобщающей способности конкретной нейронной сети не представляется возможным, поскольку полная выборка множества входных данных недоступна в практических приложениях.

На практике, обычно используется следующий подход. Полная выборка доступных исходных данных делится на две части – обучающую и валидационную. При обучении используется только обучающая, а для определения обобщающей способности вычисляется точность работы нейронной сети на значениях валидационного множества. В некоторых случаях выделяется так же третья выборка – тестирующая.

Такой подход не позволяет решить проблему обобщения. В реальных задачах тренировочная и валидационная выборки по сути являются частями одного подмножества данных и, вероятно, будут иметь схожую функцию распределения вероятности образцов в многомерном пространстве входных данных. Таким образом, валидация будет происходить на точках пространства, близких к тренировочным данным.

Основной же проблемой обобщения является то, как нейронная сеть будет работать на точках пространства исходных данных, *достаточно далеко удаленных* от точек тренировочной выборки (но лежащих внутри минимальной в некотором смысле оболочки, натянутой на точки, входящие в тренировочную выборку).

Одним из направлений развития, может быть, создание нейронных сетей на основе знаний. В [7, 8] демонстрируется создание нейронных сетей, основанных на знаниях о решаемой задаче – распознавании печатных символов. Показано, что заложенные в нейросеть знания позволяют повысить обобщающую способность модели.

В работе [9] показано снижение обобщающей способности нейронных сетей в следствии цветовой зависимости. Данную проблему можно решить, удалив из исходных данных информацию о цветах, то есть, заложив в модель знания о том, что классы объектов не определяются цветовыми характеристиками.

Следует отметить, что нейросетевые модели на основе знаний могут быть построены для ограниченного класса простых задач компьютерного зрения. Создание моделей для практических задач требует разработки принципиально новых подходов к проектированию и обучению глубоких нейронных сетей.

**Проблема катастрофической забывчивости.** Катастрофическая забывчивость нейронных сетей — это феномен, который проявляется в значительном снижении точности работы нейронной сети при обучении ее на новых данных, отличных от предыдущих [10]. Эта особенность приводит к невозможности дообучения нейронных сетей, то есть при появлении новых данных необходимо использовать для обучения полную выборку.

Для задач компьютерного зрения выдвинута следующая гипотеза: катастрофическая забывчивость СНС связана с наличием многослойного персептрона в головной части модели.

Поясним это на примере классификатора изображений. Наиболее используемой архитектурой классификатора является модель, состоящая из экстрактора признаков, за которым следует многослойный персептрон. Исследования показывают, что современные экстракторы признаков обучаются выделению значимых высокоуровневых признаков, о чем свидетельствует успех применения переносимого обучения в задачах распознавания изображений. Гипотеза состоит в том, что часть персептрона, ответственная за принятие конечного решения, какому классу принадлежит объект на изображении, обучается по принципу *запоминания множества сочетаний* высокоуровневых признаков для *конкретных конфигураций объектов* в множестве обучающих данных. Именно здесь, согласно выдвигаемой гипотезе, теряется обобщение данных.

Одним из возможных способов преодоления потери обобщающей способности может быть замена персептрона на нейросети Колмогорова-Арнольда (Kolmogorov-ArnoldNetwork, KAN) [10]. Основными отличительными особенностями нейросетей Колмогорова-Арнольда является наличие обучаемых активационных функций и их расположение на ребрах графа. Как показано в [10] на задачах аппроксимации многомерных функций, KAN не подвержены феномену катастрофической забывчивости.

**Проблема объяснения результатов нейронных сетей.** Точность работы современных нейронных сетей в некоторых задачах компьютерного зрения превосходит человеческие возможности. Тем не менее, когда нейронная сеть ошибается, то объяснить ошибку в большинстве практических случаев не представляется возможным. Лучшие нейронные сети состоят из сотен и даже тысяч слоев и выделяют тысячи признаков на различных уровнях. Поэтому, выяснение вывода нейронной сети для ошибочного экземпляра данных является крайне дорогостоящей задачей, поскольку требует анализа нейронной сети на каждом уровне

Одним из подходов к решению данной проблемы может быть разработка интерпретируемых моделей компьютерного зрения, например, как в работе [11]. Построение модели с заранее выверенной архитектурой, которая определяет ее поведение, позволяет более просто и надежно проследить логику вывода нейронной сети при ошибке, тем самым обеспечивая интерпретируемость ее результатов.

Вторым методом может быть построение нейронных сетей на основе знаний [7, 8]. При контролируемом обучении нейронных сетей, в них закладываются знания, путем обучения заранее известным признакам, которые являются значимыми для решения данной задачи. Таким образом нейронная сеть так же является интерпретируемой, поскольку известно, какие признаки она выделяет.

Третий подход может быть основан на применении нейронных сетей Колмогорова-Арнольда. По утверждению авторов, данные нейросети позволяют строить интерпретируемые модели нейронных сетей для задач аппроксимации функций и решения дифференциальных уравнений [10]. Для построения интерпретируемых KAN в задачах компьютерного зрения необходимо разработать специальные архитектуры нейронных сетей.

Отметим, что все три подхода имеют общую черту – в нейросети закладываются априорные знания разработчика о решаемой задаче. В первом случае знания заложены на этапе проектирования архитектуры нейронной сети. Во втором – на этапе обучения нейронной сети признакам, значимым для решения данной задачи. В третьем случае, архитектура нейронной сети основана на знании о возможности представления функции нескольких переменных через множество функций одной переменной по теореме Колмогорова-Арнольда.

#### **Заключение.**

В работе рассмотрены три теоретические проблемы нейросетевых моделей, применяемых в задачах компьютерного зрения: проблема обобщающей способности, проблема катастрофической забывчивости и проблема объяснимости результатов работы глубоких нейронных сетей.

Выдвинуты гипотезы о возможных причинах данных проблем. Все гипотезы полагают, что проблемы возникают из-за неоптимальной архитектуры используемых в настоящее время нейронных сетей. Базовые архитектуры СНС, используемые в компьютерном зрении, имеют целью обучение (по сути - запоминание) большого числа вариантов распознаваемых изображений, а не обобщение знаний. Для создания интерпретируемых нейронных сетей с лучшей обобщающей способностью, без катастрофической забывчивости, необходима разработка новых архитектур, основанных на знаниях о решаемой задаче.

Несмотря на теоретический характер данных проблем, их решение может привести в будущем к значительному прогрессу и в практических целях, поскольку более глубокое понимание принципов работы нейронных сетей может дать импульс для развития новых подходов к проектированию более производительных и точных архитектур нейросетевых моделей.

#### **Библиографический список**

1. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение / пер. с англ. А. А. Слинкина. – 2-е изд., испр. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.
2. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
3. Chollet F. Deep Learning with Python. – NY.: Manning Publications Co., 2018. – 386 p.
4. Rosebrock A. Deep Learning for Computer Vision with Python. Starter Bundle. – pyimage-search.com, 2017. – 332 p.
5. Rosebrock A. Deep Learning for Computer Vision with Python. Practitioner Bundle. – pyimage-search.com, 2017. – 210 p.
6. Rosebrock A. Deep Learning for Computer Vision with Python. ImageNet Bundle. – pyimage-search.com, 2017. – 323 p.

7. Гладкий С.Л. Переносимое обучение на основе знаний в компьютерном зрении. // Сборник статей по материалам Международной конференции «Интеллектуальные системы в науке и технике» (г. Пермь, 12-18 октября 2020 г) / под редакцией Л. Н. Ясницкого; Пермский государственный национальный исследовательский университет. – Пермь, 2020. С. 76-86.
8. Гладкий С.Л. Сверточная нейронная сеть на основе знаний для распознавания символов. // Сборник статей по материалам Международной конференции «Интеллектуальные системы в науке и технике» (г. Пермь, 21-22 октября 2020 г) / под редакцией Л. Н. Ясницкого; Пермский государственный национальный исследовательский университет. – Пермь, 2021. С. 412-422.
9. Гладкий, С. Л. Исследование цветовой зависимости сверточных нейронных сетей в задачах компьютерного зрения / С. Л. Гладкий, С. Д. Халявин // Прикладная математика и вопросы управления. – 2024. – № 1. – С. 111–122. – DOI 10.15593/2499-9873/2024.1.07 [в печати]
10. KAN: Kolmogorov-Arnold Networks / Z. Liu, Y. Wang, S. Vaidya, F. Ruehle, J. Halverson, M. Soljačić, T.Y. Hou, M. Tegmark / 2024. – URL: <https://arxiv.org/abs/2404.19756> (дата обращения: 21.08.2024)
11. Transparency by Design: Closing the Gap Between Performance and Interpretability in Visual Reasoning/ D. Mascharka, P. Tran, R. Soklaski, A. Majumdar / 2018. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1803.05268> (дата обращения: 21.08.2024)

## **PROBLEMS OF NEURAL NETWORK MODELS IN COMPUTER VISION AND DIRECTIONS TO INTERPRETABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

*Sergey L. Gladkiy*

LLC «VIPAKS-Developer», Kosmonavtov av., 111, Perm, Russia, 614000,  
lrndlrnd@mail.ru

The work concerns three important theoretical problems of neural networks, arising in the computer vision: problem of generalization, catastrophic forgetting problem, and the problem of interpretability of deep neural network results. Some hypothesis of possible reasons of the problems suggested. The directions of developing neural network models proposed to overcome partially the problems. Despite of the theoretical type of the considered problems, their solution can provide strong impact on the future progress in the artificial intelligence.

**Keywords:** convolutional neural network, knowledge based neural network, deep learning, computer vision, image recognition, transfer learning, generalization, catastrophic forgetting, interpretable artificial intelligence.

УДК 004.032.26

## **ПОИСК ВЫБРОСОВ В СТАТИЧЕСКИХ ДАННЫХ ОТНОСИТЕЛЬНО ЗАВИСИМОГО ПРИЗНАКА**

*Бочкарев Владислав Антонович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[pikova98@gmail.com](mailto:pikova98@gmail.com)

В статье представлено описание алгоритма для поиска выбросов среди статических данных относительно зависимого признака. Предложенный алгоритм

позволяет эффективно находить аномалии среди данных как при малых, так и для больших датасетов.

**Ключевые слова:** фильтрация данных, поиск аномалий.

**Введение.** Прогнозирование выбросов в статических данных является важной задачей машинного обучения и анализа данных. Аномалии в данных могут возникать по разным причинам: ошибки измерений, аномальные события или даже намеренные искажения данных. В современных условиях, когда объемы собираемых данных стремительно растут, возрастает и актуальность методов их обработки для повышения качества моделей.

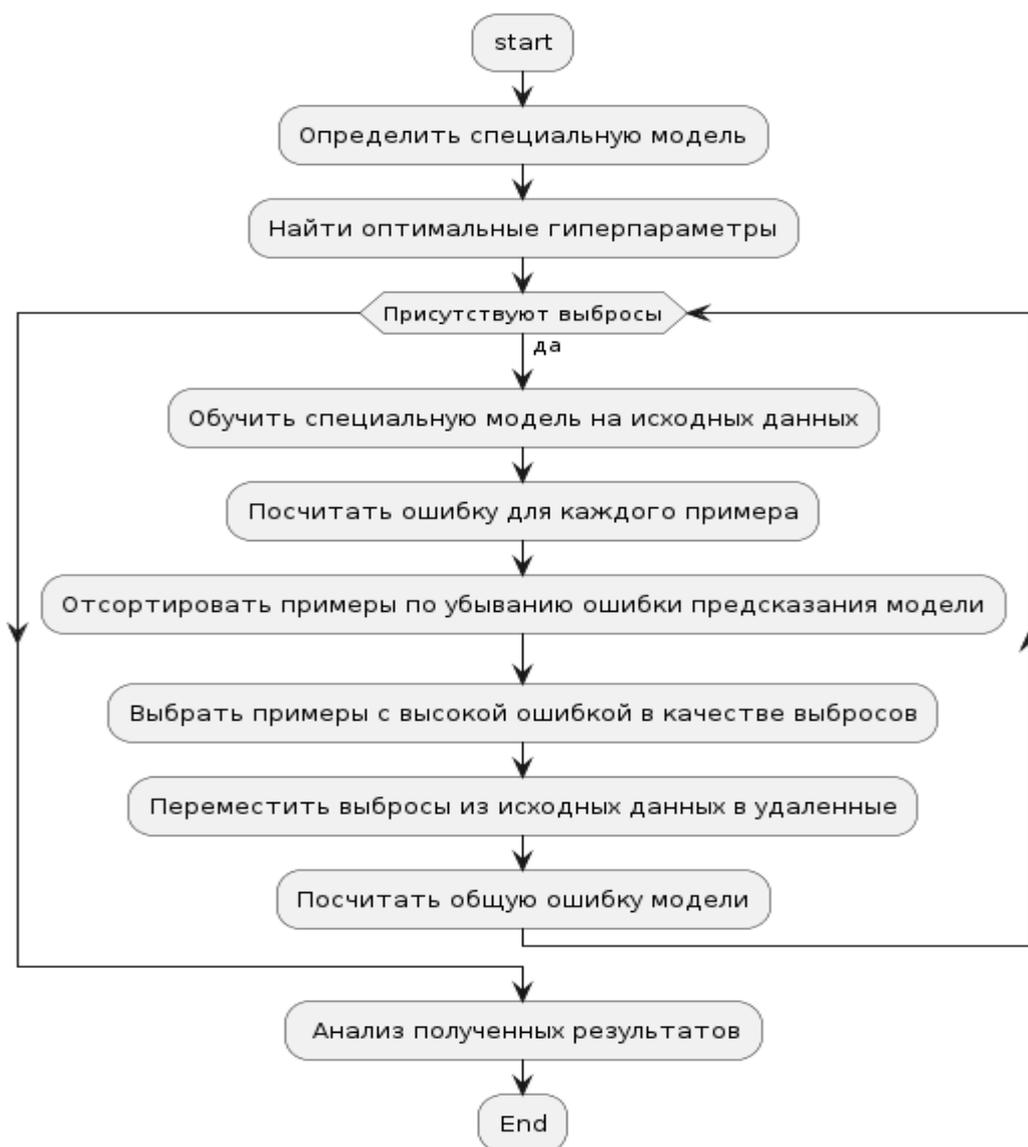
В данной работе рассмотрен метод поиска и устранения выбросов на основе итерационной фильтрации данных с использованием специальной модели, которая устойчива к аномалиям, как логическое продолжение и улучшение метода поиска выбросов предложенного в статье Ф.М. Черепанова и Л.Н Ясницкого [1]. Основная цель – проектирование и тестирование алгоритма, способного автоматически находить выбросы, устраняя их влияние на качество модели. Это позволит улучшить процесс обучения и повысить точность предсказаний в задачах классификации и регрессии.

**Постановка задачи.** Требуется создать алгоритм итерационной фильтрации данных относительно зависимого признака, абстрактно можно описать схемой, изображенной на рисунке 1.

Подразумевается, что при обучении специальной модели на каком-либо признаке, модель будет способна воспроизвести внутренний закон распределения данных. Тогда при исследовании различия предсказанного признака (по независимой части) от истинного значения зависимого признака, мы должны увидеть большие отклонения для выбросов. Это произойдет по естественной причине отклонения значений исследуемого примера от закона распределения, которому была обучена модель. Таким образом, если мы будем итерационно находить примеры с большими отклонениями, удалять их и переучивать модель, наша модель и данные будут сходиться к истинному распределению данных.

**Проектирование и тестирование реализации.** Самая главная задача при реализации данного подхода - выбор базовой модели. Нейросетевые модели слишком медленные для данной задачи, потому было решено использовать модели градиентного бустинга.

Тестирование алгоритма проведено на нескольких наборах данных с различными характеристиками, включая задачи классификации и регрессии. Результаты показали улучшение качества предсказаний модели после удаления выбросов, что подтверждается как численными метриками (такими как precision, recall и r<sup>2</sup>), так и визуализацией данных.



**Рисунок 1. Абстрактная схема работы алгоритма**

**Классификация отказа сердца.** После загрузки датасета [2] и обучении модели имеем следующий результат оценки качества классификатора с кросс-валидации при  $cv=10$  и 3 повторениями:

class	precision	recall	f1-score	support
1	0.84	0.94	0.89	609
0	0.84	0.62	0.71	288

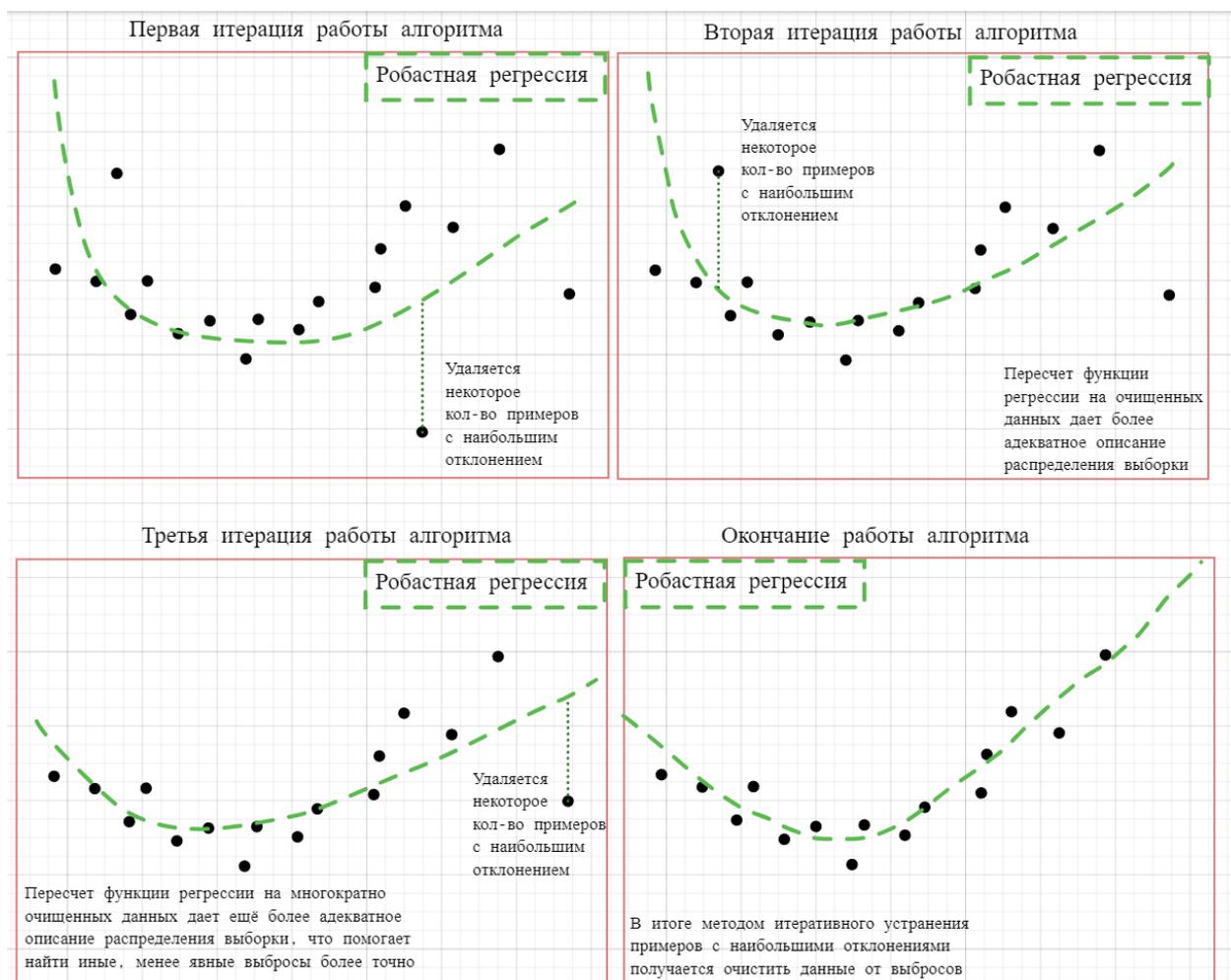
Для того чтоб лучше показать эффективность алгоритма, было удалено 30% данных, которых алгоритм посчитает выбросами.

Но в процессе выполнения алгоритма, было встречено увеличение значения ошибки от метрики модели, и в итоге было удалено 19% данных

Та же метрика после удаление выбросов:

class	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	1.00	1.00	537
0	1.00	1.00	1.00	189

Как видно, по результатам многократной кросс-валидации, модель успешно всегда разделяет классы, и мы имеем идеальную точность.



**Рисунок 2. Абстрактная схема итерации алгоритма**

Используя отображение исходных многомерных данных в 2 координаты используя PCA, и отображая каждый класс в свой цвет, получаем визуализацию ниже.

Как видно, алгоритм не только по результатам метрики, но и визуально очень вразумительно удалил выбросы. Два “рукава” разных классов стали куда чище и четче.

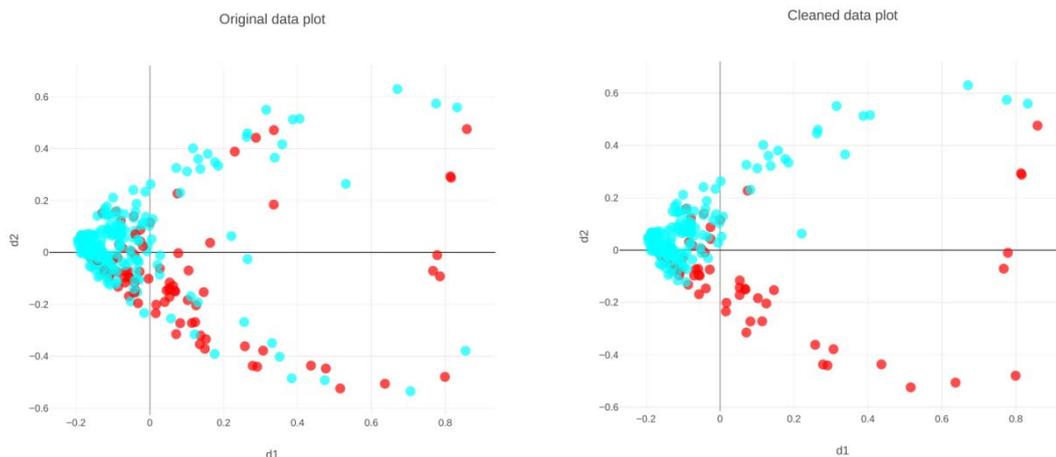
**Регрессия возобновляемой энергетики.** После загрузки датасета [3], делается регрессия по параметру произведенной энергии. После загрузки и кросс-валидации с  $cv=5$  и 3 повторениями,  $r^2$  метрика модели на исходных данных равна;

$$r^2 = 0.922$$

Выполнен поиск выбросов с параметрами  $\gamma = 0.9$ ,  $cv=5$ ,  $repeats = 3$ ,  $iterations = 5$ .

После удаления 10% выбросов, так же  $r^2$  метрика модели на очищенных данных равна:

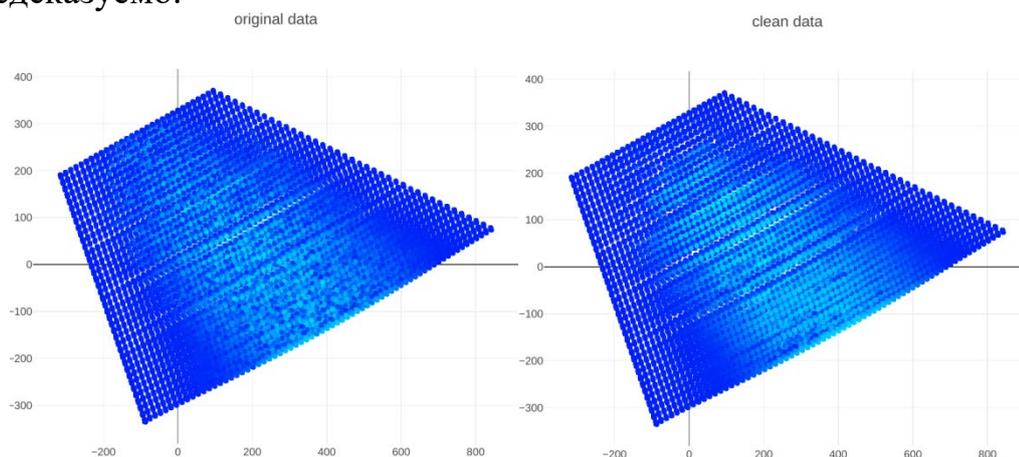
$$r^2 = 0.989$$



**Рисунок 3. Визуализация выбросов датасета классификации отказа сердца**

Делая визуализацию данных, используя PCA с 2 компонентами, получаем следующие графики.

Как видно, и по  $r^2$  метрике, и по визуальной оценке качества данных, алгоритм успешно удалил выбросы и сделал данные чище. Среди “Линий” данных, стало гораздо меньше шума, распределение стало равномернее, более предсказуемо.



**Рисунок 4. Визуализация очистки выбросов датасета регрессии возобновляемой энергии**

**Классификация семян. После загрузки датасета [4] и обучении модели имеем следующий результат оценки качества классификатора с кросс-валидации при  $cv=10$  и 3 повторениями**

class	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.89	0.90	198
1	0.97	0.96	0.97	204
2	0.93	0.95	0.94	195

Выполнен поиск выбросов с параметрами  $\gamma = 0.9$ ,  $cv=5$ ,  $repeats = 5$ ,  $iterations = 5$

Та же метрика после удаления 5% выбросов

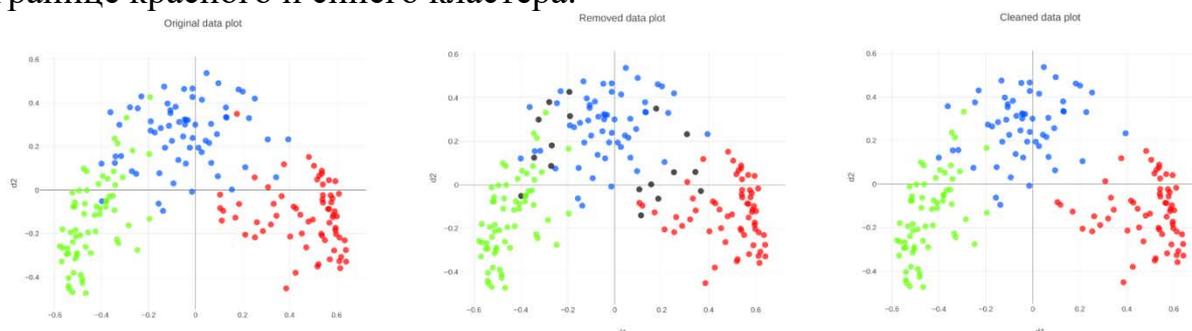
class	precision	recall	f1-score	support
0	0.96	0.90	0.93	189
1	1.00	0.99	0.99	201
2	0.91	0.98	0.94	192

Как видно, практически все показатели стали лучше.

Делая отображение данных датасета в 3 измерения через Kernel PCA, и используя цвет как обозначение класса можно сделать плот исходных и очищенных данных:

На рисунках ниже представлены результаты работы алгоритма.

Можно заметить, как даже визуально были удалены примеры, которые по своему классу явно не находятся в неправильном положении, особенно на границе красного и синего кластера.



**Рисунок 5. Визуализация выбросов датасета классификации семян**

**Заключение.** В результате исследования построен и протестирован алгоритм поиска и устранения выбросов из статических данных.

### **Библиографический список**

1. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросетевой фильтр для исключения выбросов в статистической информации : <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrosetevoy-filtr-dlya-isklyucheniya-vybrosov-v-statisticheskoy-informatsii>
2. Датасет отказа сердца: <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/heart-failure-clinical-data>
3. Датасет возобновляемой энергии: <https://www.kaggle.com/datasets/pythonafroz/renewable-power-generation-and-weather-conditions/>
4. Датасет классификации семян: <https://www.kaggle.com/code/jmcaro/machine-learning-classifiers-wheat-seeds/input>

### **OUTLIERS SEARCH IN STATIC DATA RELATION TO A DEPENDENT FEATURE**

*Bochkarev V. Antonovich*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990

[pikova98@gmail.com](mailto:pikova98@gmail.com)

The article presents a description of an algorithm for detecting outliers in static data relative to a dependent feature. The proposed algorithm allows for efficiently identifying anomalies in datasets, both small and large.

**Keywords:** data filtering, anomaly detection.

УДК 004.032.26

## О НЕКОТОРЫХ ПРОБЛЕМАХ ФОРМИРОВАНИЯ ОБУЧАЮЩИХ НАБОРОВ ДАННЫХ В ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

*Лосев Александр Георгиевич*

Волгоградский государственный университет,  
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100  
alexander.losev@volsu.ru

Статья посвящена обсуждению некоторых проблем, возникающих при разработке новых методов формирования обучающих наборов данных в медицине. Предлагаются подходы, основанные на использовании технологий искусственного интеллекта, а также компьютерного и суррогатного моделирования.

**Ключевые слова:** интеллектуальный анализ данных, компьютерное моделирование, медицинская диагностика, объяснимый искусственный интеллект.

**Введение.** Одной из ключевых проблем искусственного интеллекта является разработка методов правильного формирования обучающего набора данных, используемого в решении различных задач машинного обучения. Особенно остро данная проблема стоит при работе с малыми данными. В настоящее время, по различным причинам, большее внимание уделяется разработке методов обработки больших данных. Иногда, по не очень понятным автору причинам, даже отождествляют искусственный интеллект с большими данными. При этом в ряде задач, например в задачах медицинской диагностики, зачастую приходится иметь дело именно с относительно небольшими наборами данных. И алгоритмы, разработанные для анализа больших данных, в большинстве случаев не очень подходят для анализа малых данных. Впрочем, разработка методов правильного формирования обучающей выборки актуальна и в других случаях. Более того, подавляющее большинство специалистов признает, что правильное формирование обучающей выборки зачастую имеет ключевое значение в решении задач интеллектуального анализа данных. При этом теоретическая база данной задачи находится на начальной стадии разработки.

**Постановка задачи и проблемы формирование DataSet.** Известно, что натурные данные, полученные посредством измерений, могут обладать следующими недостатками:

1. Наличие ошибок результатов измерений. Это могут быть как пропуски данных, так и некорректные измерения, связанные с человеческим фактором, неисправностью техники или иными причинами;

2. Наличие ошибок в метках. Особую сложность данной задаче придает тот факт, что ошибки могут быть связаны не только с погрешностью измерений, но и с релевантностью данных принятым моделям. Данная проблема в последние годы обозначилась практически во всех сферах применения методов искусственного интеллекта, но особенно она характерна для медицинских данных. По мнению некоторых специалистов, в медицинских картах пациентов может содержаться до 30 процентов неточных диагнозов, что порождает неверные метки, которые в дальнейшем используются в обучающих выборках алгоритмов классификации.

С другой стороны также доподлинно неизвестно насколько адекватно модель отражает действительность. Отмечается [1], что в принятых моделях зачастую содержатся некорректные данные, далекие от реальности, причем связано это не с методами измерений, а с пониманием проблемы. Получается, что данные отражают не объективную сущность, а восприятие этой сущности тех, кто формировал эти данные, что далеко не всегда верно.

Методы машинного обучения способны извлекать знания из статистической информации. Но, если в представленных для обучения датасетах знаний нет, то методы машинного обучения бессильны. В этой связи возникает задача разработки методов, позволяющих все-таки выделить ту истину, которая содержится в данных и нивелировать ошибки, а также принципиально новых методов аугментации данных и формирования обучающего набора данных в интеллектуальном анализе данных.

3. Наличие персональных данных. Последнее может породить трудности с распространением набора данных и валидацией полученных результатов.

4. Малый набор данных. В зависимости от предметной области сложность составления набора данных варьируется. Так, например, в медицине гораздо легче составить большой набор данных на основе обследований здоровых или пациентов с наличием распространенных заболеваний, нежели на редко встречаемых.

5. Несбалансированность данных. Как правило, при решении различных задач модели машинного обучения должны быть непредвзятыми и в равной степени определять как объекты мажоритарного класса, так и миноритарного. В тоже время важна и равнозначность оценивания месторасположения объектов в признаковом пространстве.

Обозначенные проблемы в известной степени возможно решить на основе синтезирования набора данных различными методами. Например, статистическими методами в какой-то мере можно пытаться решить проблемы №3, №4 и №5, а проблемы №1 и №2 решить до степени распространенности соответствующих ошибок в обучающем наборе данных.

Весьма перспективным выглядит подход, заключающийся в создании компьютерных моделей с достаточно высокой степенью описывающих природу исследуемых объектов (см., например, [2]). Построенный за счет подобных моделей набор данных позволяет в большей мере решить обозначенных

проблем, т. к. полученные модели не будут содержать ошибки как в метках, так и в измерениях. Более того построенные модели позволяют выявлять новую качественную информацию об изучаемом объекте за счет большего количества информации.

Однако синтез набора данных на основе компьютерных моделей порождает свои проблемы.

1. Во-первых, в данной ситуации предъявляются крайне высокие требования к адекватности модели. Для построения качественных моделей требуются: понимание структуры объекта и процессов, происходящих в исследуемом объекте, качественные и эффективные математические и численные модели;

2. Во-вторых, из-за сложной структуры возникают проблемы в управляемом получении набора данных, обладающего заранее заданными свойствами;

3. Также из-за сложной структуры требуется большое количество времени (по сравнению со статистическими методами) для генерации новых объектов.

Последнюю проблему позволяет решить суррогатное моделирование. Данный подход по небольшому набору компьютерных моделей способен построить собственную упрощенную модель. На основе последней становится возможным быстрое конструирование и подбор объектов, необходимых для решения поставленной задачи. Однако, при этом, проблемы адекватности модели остаются актуальными.

Отдельно отметим круг задач, связанных с разработкой методов формирования полного и достоверного набора данных на основе натуральных. Перечислим задачи, относящиеся в данной группе:

1. Разработка методов фильтрации набора данных. Исходный набор данных может содержать как достоверную информацию, так и различного рода ошибки. Следующие задачи направлены на их нахождение и корректировку:

А) Определение недостоверных данных. Данная задача связана с ошибками измерений, в результате которых объект содержит некорректные описания. В зависимости от типа ошибок возможна как их корректировка, так и удаление объекта из обучающего набора данных.

В) Корректировка меток. Задача связана с нехарактерностью описания объекта присвоенному ему классу. Данная нехарактерность может быть связана, как с ошибочным присвоением метки, так и с самой аномальностью объекта (в данном случае предполагается, что метка присвоена верно). В таких случаях считается, что искусственное изменение меток в обучающем наборе данных улучшит его качество при дальнейшем синтезировании компьютерных моделей.

С) Доопределение меток. Вполне возможна ситуация, когда, помимо полностью размеченного набора данных, также имеется полуразмеченный набор данных. В таком наборе у объектов может стоять множество

возможных меток. Данные объекты возможно использовать для дополнения обучающего набора, а именно множества объектов минорных классов.

2. Построение информативных областей признакового пространства. Полученные информативные области позволят выделить, во-первых, области характерных значения для объектов различных классов, а также выявить области, в которых наблюдается нехватка объектов. Последние области предполагается дополнять объектами, полученных посредством компьютерного и суррогатного моделирования.

3. Построение характеристик синтетического набора данных, которым будет дополняться полученный обучающий набор.

Также отметим важнейший аспект разработки моделей искусственного интеллекта в задачах медицинской диагностики. Автору основным направлением в решении данных задач видятся алгоритмы объяснимого искусственного интеллекта. Причем весьма перспективным выглядит подход на основе разработки математических моделей диагностического состояния пациента, каждый элемент которых понятен врачу-диагносту и легко им интерпретируется (см., например, [3]).

### **Библиографический список**

1. Gorban A. N., Makarov V. A., Tyukin I. Y. Symphony of high-dimensional brain: Reply to comments on “The unreasonable effectiveness of small neural ensembles in high-dimensional brain” / *Physics of Life Reviews*, 2019, 29, 115
2. Levshinskii, V., Polyakov, M., Losev, A., Khoperskov, A.V. Verification and Validation of Computer Models for Diagnosing Breast Cancer Based on Machine Learning for Medical Data Analysis. *Communications in Computer and Information Science*. 2019. 1084, с. 447-460
3. Levshinskii V, Galazis C, Losev A, Zamechnik T, Kharybina T, Vesnin S, Goryanin I. Using AI and passive medical radiometry for diagnostics (MWR) of venous diseases. *Computer Methods and Programs Biomed.* 2022 Mar;215:106611.

## **SOME PROBLEMS OF FORMING TRAINING DATASETS IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

*Alexander G. Losev*

Volgograd State University,

Pr. Universitetsky, 100, Volgograd, Russia, 400062

alexander.losev@volsu.ru

The article is devoted to the discussion of some problems that arise in the development of new methods for the formation of training data sets in medicine. Approaches based on the use of artificial intelligence technologies, as well as computer and surrogate modeling are proposed.

**Keywords:** data mining, computer modeling, medical diagnostics, explainable artificial intelligence

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СИСТЕМЕ ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*Попов Илларион Евгеньевич*

Волгоградский государственный университет,  
4000062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100

[popov.larion@volsu.ru](mailto:popov.larion@volsu.ru)

В статье предложен подход по построению системы объяснимого искусственного интеллекта в задачах классификации. Система состоит из двух модулей: ансамбля алгоритмов машинного обучения, поддающихся интерпретации и модели нейронной сети. На основе второй достигается высокоточная классификация и выбирается наиболее адекватное обоснование, сформированное ансамблем алгоритмов.

**Ключевые слова:** объяснимый искусственный интеллект, нейронные сети, лес решений.

**Введение.** На сегодняшний день объяснимый искусственный интеллект находится на ранней стадии развития, а большинство моделей машинного обучения, по сути своей, являются черными ящиками, не поддающимися интерпретации. В тоже время актуальной является задача создания экспертных систем, способных, помимо предоставления своего решения, еще и к его объяснению. Подобные системы повышают доверие специалистов к методам искусственного интеллекта, а также предоставляют полезную информацию о причинах того или иного решения.

Для создания систем объяснимого искусственного интеллекта можно использовать как интерпретируемые модели машинного обучения, так и сложные модели, объяснимость которых достигается с помощью специальных методов, таких как LIME, SHAP или визуализации активаций [1, 5]. Недостатком описанных специальных методов является то, что они работают с моделями как с черным ящиком и не объясняют внутреннюю логику вывода того или иного решения. Интерпретируемые модели, в свою очередь, способны сформировать более полное обоснование предлагаемого решения. При этом чем сложнее и точнее модель машинного обучения, тем сложнее она интерпретируется. Так, нейронная сеть считается черным ящиком в общем случае, а дерево решений или наивный байесовский классификатор – интерпретируемыми [3, 6].

Чтобы предлагаемое решение было одновременно высокоточным и интерпретируемым, в работе предлагается синтез моделей машинного обучения.

**Модель.** Одними из главных критериев оценивания системы объяснимого искусственного интеллекта являются точность объяснения, в частности,

предсказания класса объекта, а также ее глобальная интерпретируемость, т. е. объяснение должно покрывать общую логику работы модели [2, 4].

Ключевым элементом предлагаемой системы является ансамбль интерпретируемых алгоритмов классификации. Это может быть случайный лес, состоящий из деревьев решений, ансамбль линейных регрессий или наивных байесовских классификаторов. Особенность ансамбля моделей машинного обучения заключается в разнообразии предлагаемых решений. Данное разнообразие достигается за счет разных гиперпараметров, случайных подвыборок обучающего набора данных и наборов признаков для каждой модели. Таким образом помимо разнообразия в решениях, достигается и разнообразие в предлагаемых обоснованиях данных решений. Однако вывод обоснования по каждой модели является перегруженным и сложным для восприятия.

С целью выбора наиболее адекватного решения и, соответственно, обоснования предлагается использовать высокоточную модель машинного обучения, а именно, искусственную нейронную сеть. Так как каждая из моделей оценивает степень принадлежности объекта к тому или иному классу, появляется возможность сравнения данных степеней, а значит, и выявление наиболее близкого решения среди моделей ансамбля к решению нейронной сети. Таким образом алгоритм обоснования предлагаемого решения будет следующим:

1. Посчитать  $X$  – результат классификации объекта искусственной нейронной сетью. В случае бинарной классификации это будет значение от 0 до 1, где 0 - наиболее вероятно, что объект принадлежит классу 0, 1 – к классу 1.
2. Посчитать  $Y$  – результат классификации объекта ансамблем моделей машинного обучения.  $Y$  является массивом чисел, каждое из которых соответствует решению одной из моделей ансамбля.
3. Среди  $Y$  найти модель  $y$ , решение которой наиболее близко к  $X$ . Метод определения наиболее близкого решения может варьироваться. Это может быть как нахождение минимума модуля разности, так и нахождение минимума среди решений ансамбля той же группы, что и решение нейронной сети.
4. Построить обоснование по модели  $y$ .

На рис. 1 приведена архитектура предлагаемой системы и алгоритм генерации наиболее адекватного обоснования.

**Заключение.** В результате была предложена система объяснимого искусственного интеллекта, которая является одновременно и высокоточной за счет использования модели искусственных нейронных сетей, и информативной за счет использование ансамбля интерпретируемых моделей машинного обучения.



**Рисунок 1. Система объяснимого искусственного интеллекта**

Данная система может применяться в различных сферах деятельности, где требуется высокий уровень доверия к искусственному интеллекту. Так, например, в медицинской диагностике для специалиста скорее важно не предлагаемое диагностическое решение, а то, на основании чего оно было получено.

### Библиографический список

1. Шевская, Н. В. Объяснимый искусственный интеллект и методы интерпретации результатов / Н. В. Шевская // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2021. – Т. 9, № 2(33).
2. Arrieta Alejandro Barredo, Díaz-Rodríguez Natalia, Del Ser Javier, Bennetot Adrien, Tabik Siham, Barbado Alberto, García Salvador, Gil-López Sergio, Molina Daniel, Benjamins Richard, et al. Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Inf. Fusion*, 58 (2020), pp. 82-115, 10.1016/j.inffus.2019.12.012.
3. Losev, A. G., Popov, I. E., Petrenko, A. Y., et al. Some Methods for Substantiating Diagnostic Decisions Made Using Machine Learning Algorithms // *Biomedical Engineering*. – 2022. – Vol. 55, No. 6. – P. 442-447. – DOI: 10.1007/s10527-022-10153-y.
4. Molnar, C. (2022). *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable* (2nd ed.). URL: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/> (дата обращения: 17.09.2024).
5. Ribeiro, M.T., Singh, S., Guestrin, C. "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. – 2016. – P. 1135–1144. – DOI: 10.1145/2939672.2939778.
6. Rudin, C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nat Mach Intell* 1, 206–215 (2019). <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>.

# USING NEURAL NETWORKS IN EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEM

*Illarion E. Popov*

Volgograd State University,  
4000062, Russia, Volgograd, Universitetsky Ave., 100  
[popov.ilarion@volsu.ru](mailto:popov.ilarion@volsu.ru)

The article proposes an approach to constructing an explainable artificial intelligence system in a classification problem. The system consists of two modules: an ensemble of machine learning algorithms that can be interpreted and a neural network model. Based on the second, a highly accurate classification is achieved and the most adequate justification formed by the ensemble of algorithms is selected.

**Keywords:** explainable artificial intelligence, neural networks, decision forest.

УДК 004.8

## УСТРАНЕНИЕ ЦВЕТОВОЙ ЗАВИСИМОСТИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

*Гладкий Сергей Леонидович*

ООО «Випакс-Разработчик», 614000, Россия, г. Пермь, ш. Космонавтов, 111,  
[lrndlrnd@mail.ru](mailto:lrndlrnd@mail.ru)

В работе рассматривается проблема зависимости сверточных нейронных сетей от цветовых параметров изображений. При решении задач распознавания изображений, в которых цвет не является значимым признаком, нейронные сети могут ошибочно обучиться распознавать объекты определенного класса на основе их цвета. Для решения данной проблемы предложена методика исключения цветовых составляющих изображения при сохранении полной информации о форме (геометрии) объектов. Методика заключается в преобразовании цветного изображения в градиентное. Разработаны вычислительные нейронные сети для получения градиентов цветного изображения. Проведено обучение и тестирование двух нейронных сетей на цветных и градиентных представлениях изображений. Показано отсутствие цветовой зависимости при обучении нейронных сетей на градиентных изображениях.

**Ключевые слова:** сверточная нейронная сеть, вычислительная нейронная сеть, глубокое обучение, компьютерное зрение, цветовая зависимость, распознавание изображений.

**Введение.** Использование сверточных нейронных сетей (СНС) является одним из основных факторов успеха глубокого обучения в приложениях компьютерного зрения [1, 2]. Самые эффективные СНС способны превзойти человека по точности решения во многих задачах компьютерного зрения, таких, как распознавание лиц и классификации изображений животных [3-6]. Несмотря на очевидные успехи применения СНС в задачах компьютерного

зрения, остаются нерешенными многие проблемы, такие, как определение обобщающей способности нейронных сетей.

Для задач компьютерного зрения одним из главных факторов, влияющих на обобщающую способность, является качество (параметры изображений такие, как яркость, контрастность, цветовой баланс, четкость и др.) и состав (разнообразие форм и цветов объектов) изображений в обучающей выборке. Из всех исследований, касающихся влияния параметров изображений на обучение СНС, следует вывод, что они напрямую влияют на точность работы нейронных сетей [7]. Например, показано, что с помощью изменения цветовых параметров изображений (color attack) можно значительно снизить точность распознавания СНС [7-9]. В [10] показано наличие нейронов, реагирующих только на цвета в некотором узком диапазоне оттенков, а также нейронов, активирующихся только при наличии на изображении объектов определенного класса и цвета.

В работе [11] рассмотрена проблема цветовой зависимости при обучении СНС на задаче классификации объектов. Проблема возникает в множестве задач распознавания, когда цвет не является определяющим признаком класса объекта. При этом, если в обучающей выборке объекты разных классов имеют разные цвета, нейронная сеть обучается разделять объекты по цвету. Таким образом, возникает цветовая зависимость, которая приводит к снижению обобщающей способности. При тестировании такой нейронной сети на выборке изображений с измененными цветами объектов, СНС ошибочно определяет класс по тому цвету объекта, который был в обучающем множестве. Существенное снижение обобщающей способности нейронной сети, обусловленное проблемой цветовой зависимости явно продемонстрировано в [12] на примере решения задачи на визуальное мышление.

Проблема цветовой зависимости может быть решена деколоризацией изображений – преобразованием цветного изображения в значения интенсивности. Например, могут быть использованы оптимизированные алгоритмы, предложенные в [13, 14]. Однако, при любом алгоритме деколоризации происходит потеря информации о форме. Например, всегда будут присутствовать изолюминантные цвета, то есть различные цвета, которые данный алгоритм преобразует в одно значение яркости. Потеря информации очевидно приведет к снижению точности работы СНС.

В настоящей работе предложен метод устранения цветовой зависимости при обучении СНС в задачах компьютерного зрения. Метод заключается в преобразовании цветного изображения в форму градиентов. В отличие от обычной деколоризации, градиентное представление изображений полностью сохраняет информацию о форме (геометрии объектов) и исключает информацию о цветовых составляющих изображений.

**Постановка задачи и метод решения.** Проблема цветовой зависимости нейронных сетей (цвето-зависимого обучения) в задачах распознавания изображений может быть сформулирована следующим образом [11]: при обучении СНС на цветных изображениях, нейронные сети могут ошибочно

обучиться распознавать объект по цветовым признакам, хотя данный цвет, по сути, значимым признаком данного объекта не является. Цветовая зависимость нейронной сети приводит к снижению ее точности на данных, с отличными от обучающей выборки цветовыми характеристиками объектов.

Для решения проблемы цветовой зависимости предлагается метод преобразования изображений в цвето-независимую форму. То есть, все изображения (как во время обучения, так и во время использования нейронной сети) должны быть преобразованы в такое представление, которое полностью удаляет цветовую информацию, и при этом полностью сохраняет информацию о форме (геометрии) объекта. А именно, предложено попиксельное представление в градиентной форме (формула 1).

$$RGB \rightarrow GRAD \quad (1)$$

где  $RGB \in R^3[0, 1]$  – цвет пикселя в формате RGB,  $GRAD \in R^2[-1, 1]$  – градиент цвета в данном пикселе изображения. Таким образом, трехканальное цветное изображение преобразуется в двухканальное, компонентами которого являются производные цвета в направлении осей изображения  $x$  и  $y$ .

Производная двух цветов  $C_1 = (R_1, G_1, B_1)$  и  $C_2 = (R_2, G_2, B_2)$  вычисляется по следующей формуле:

$$D(C_1, C_2) = \text{sign}(\|C_2\| - \|C_1\|) \cdot \|C_2 - C_1\| \quad (2)$$

где  $D \in R[-1, 1]$  – производная цвета,  $\|C\| \in R[0, 1]$  – векторная норма цвета,  $\text{sign}$  – ненулевая сигнатура значения (принимает строго значения -1 или 1).

Преобразование цветного изображения в градиентную форму (1) с вычислением производных по формуле (2) удовлетворяет двум условиям цвето-независимого представления. Во-первых, вся информация о цветовых составляющих удаляется из представления, поскольку величину производной определяет векторная норма, а не отдельные компоненты цвета. Во-вторых, полностью сохраняется информация о форме (геометрии), поскольку для любых отличных цветов производная будет иметь ненулевое значение.

Векторная норма цвета может быть вычислена по различным формулам в зависимости от целей и наличия вычислительных ресурсов. Предлагаются следующие формулы для вычисления векторной нормы цвета  $X = (X_1, X_2, X_3) \in R^3[-1, 1]$ :

$$\|X\| = \sqrt{(|X_1| + |X_2| + |X_3|)/3} \quad (3.1)$$

$$\|X\| = \tanh(|X_1| + |X_2| + |X_3|) \quad (3.2)$$

$$\|X\| = \ln((e - 1)(|X_1| + |X_2| + |X_3|)/3 + 1) \quad (3.3)$$

$$\|X\| = (|X_1| + |X_2| + |X_3|)/3 \quad (3.4)$$

$$\|X\| = (X_1^2 + X_2^2 + X_3^2)/3 \quad (3.5)$$

$$\|X\| = \sqrt{(X_1^2 + X_2^2 + X_3^2)/3} \quad (3.6)$$

$$\|X\| = (\exp((|X_1| + |X_2| + |X_3|)/3) - 1)/(e - 1) \quad (3.7)$$

$$\|X\| = \max(|X_1|, |X_2|, |X_3|) \quad (3.8)$$

Различные формулы вычисления векторной нормы (формулы 3.1 – 3.8) позволяют придать различную значимость разности цветов при малых и больших значениях компонент цвета, поскольку определяют нелинейную зависимость. Например, формулы 3.2 и 3.3 дают большее изменение значения нормы в диапазоне малых значений компонент, в то время как формула 3.7 – в диапазоне высоких значений.

Для вычисления разности цветов в формуле (2) могут быть эффективно использованы численные операторы производной, применяемые в задачах компьютерного зрения. В работе предлагается использование операторов Собеля, Шарра и Прюитт.

Таким образом, задача нахождения градиентного представления изображения сводится к нахождению производных изображения по формуле (2) для двух осей  $x$  и  $y$  в каждом пикселе.

Для реализации преобразования в градиентную форму предлагается использование вычислительных нейронных сетей. Под вычислительной нейронной сетью понимается нейронная сеть, которая спроектирована для реализации определенной формулы или алгоритма без процесса какого-либо обучения, то есть все параметры сети задаются вручную на этапе проектирования. Использование вычислительных нейронных сетей вместо традиционных алгоритмов компьютерного зрения имеет несколько преимуществ. Во-первых, данные алгоритмы можно выполнять непосредственно на платформе запуска нейронных сетей на высокопроизводительных системах, оптимизированных для параллельного выполнения операций свертки и других операций, типичных для СНС. Во-вторых, в этом случае алгоритм преобразования можно непосредственно сделать частью нейронной сети, которая будет цвето-независимой для любого обучающего набора данных.

**Проектирование и тестирование вычислительной нейросети.** Вычислительная нейронная сеть преобразования цветного изображения в градиентное представление должна реализовывать формулу (2) для двух осей изображения  $x$  и  $y$ . Для эффективной реализации вычислительного алгоритма с помощью нейронных сетей формула (2) была разбита на две независимые части:

$$S(C_1, C_2) = \text{sign}(\|C_2\| - \|C_1\|) \quad (4.1)$$

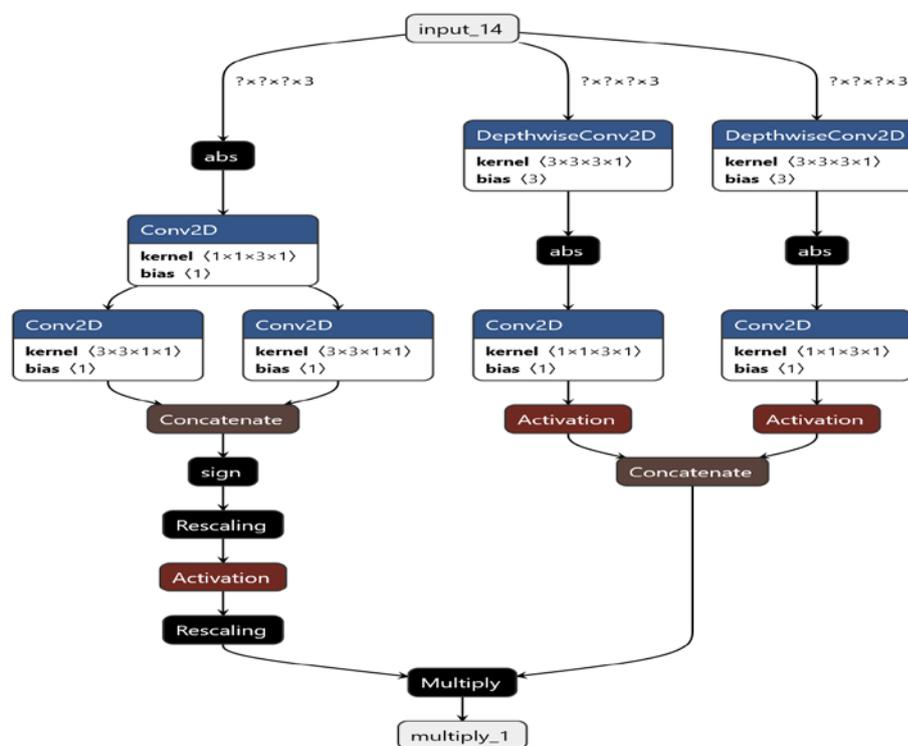
$$G(C_1, C_2) = \|C_2 - C_1\| \quad (4.2)$$

Формула (4.1) вычисляет ненулевую сигнатуру разности норм цветов, формула (4.2) вычисляет норму разности цветов. Каждую из этих формул реализует свой блок нейросети. Блоки условно названы блоком сигнатуры и блоком градиента. Блоки вычисляют свои функции по двум осям изображения одновременно. Полная нейросеть названа нейросетью формы.

Для реализации данных блоков необходимы три составляющих: вычисление векторной нормы цвета по любой из формул (3.1-3.8); вычисление ненулевой сигнатуры; вычисление разности цветов. Эти компоненты алгоритма были реализованы также в виде отдельных блоков, что позволяет комбинировать различные сочетания алгоритмов вычисления нормы с различными

операторами производной (Собея, Шарра, Прюитт). Реализация выполнена в системе Keras на языке Python.

На рис. 1 изображена диаграмма нейронной сети формы №1, в которой в блоке градиентов реализована формула (3.2), а в блоке сигнатуры – формула (3.4); для вычисления разности цветов используется оператор Шарра.



**Рисунок 1. Вычислительная нейронная сеть формы №1**

На диаграмме видны два параллельных блока: блок сигнатуры слева и блок градиента справа. На выходе нейросети блоки объединяются с помощью поэлементной операции умножения для получения конечной формулы (2). Так же на диаграмме для каждого блока видно параллельное вычисление формулы для каждой оси изображения, которые в конце блока объединяются с помощью операции конкатенации по оси глубины.

На рис. 2 изображена диаграмма нейронной сети формы №2, которая отличается от сети №1 тем, что в блоке градиента используется формула нормы (3.7), а в блоке сигнатуры – формула (3.8).

Все реализованные блоки были протестированы на специальных изображениях. На рис. 3 представлено изображение, и вычисленное градиентное представление данного изображения (по оси x и y сверху вниз), вычисленное нейросетью формы №1.

**Эксперименты и анализ результатов.** Для подтверждения правильности гипотезы устранения цветовой зависимости спроектирован и проведен специальный эксперимент по распознаванию изображений. В качестве демонстрационной задачи выбрана задача классификации марок автомобилей. В данной задаче важна форма автомобиля, а не его цвет, таким образом задача позволяет выявить возможную цветовую зависимость при обучении.

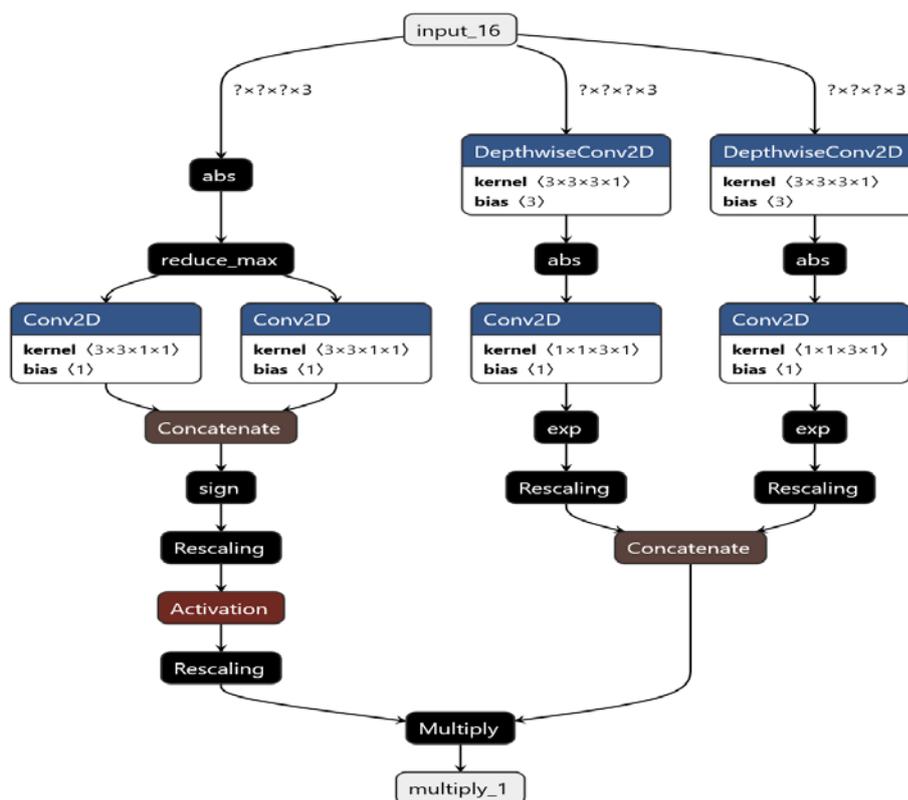


Рисунок 2. Вычислительная нейронная сеть формы №2



Рисунок 3. Тестовое изображение и его градиентное представление

В качестве базового набора изображений использован источник [15]. Для упрощения задачи с целью выявления возможной цветовой зависимости из данного набора сделана выборка для трех марок автомобилей Asura: ILX, MDX и NSX. Всего выборка содержит 181 изображение, приблизительно по 60 изображений на класс. Примеры изображений каждой из марок приведены на рис. 4. Поскольку исходных изображений недостаточно, чтобы получить приемлемую точность классификации при обучении, была выполнена аугментация изображений: поворот, приближение, удаление и отражение. Итоговый датасет составил 1086 изображений.

На данном наборе изображений обучены две СНС для классификации марок автомобилей на 3 класса. Обе нейросети имеют одну базовую архитектуру SqueezeNet с общим числом обучаемых параметров 724035. Первая нейросеть обучается на исходных цветных изображениях (далее данная нейросеть будет обозначена как базовая). В состав второй нейросети на входе включен блок формы (является необучаемым), который преобразует входное

цветное изображение в градиентную форму (далее данная нейросеть будет обозначена как нейросеть формы). Обе нейросети обучены на наборе аугментированных данных для получения максимальной точности на валидационной выборке без переобучения. Базовая нейросеть достигла точности валидации 92.6%, нейросеть формы – 89.8%.



**Рисунок 4. Примеры изображений выборки марок автомобилей Acura ILX, MDX и NSX**

Далее, базовый набор из 181 изображения был подвергнут изменению цветовых характеристик. А именно, цвета автомобилей были изменены с помощью разработанной вычислительной нейросети. Синие автомобили были перекрашены в красный цвет, желтые и красные автомобили в синий цвет, остальные были оставлены без изменений. Из 181 изображения перекрашены были 64. Примеры изображений модифицированного набора данных приведены на рис. 5.



**Рисунок 5. Примеры изображений модифицированного набора данных**

Обученные нейросети были протестированы на двух наборах данных – базовом наборе из 181 изображения и модифицированном, также состоящем из 181 образца. Результаты тестирования приведены в таблице 1.

**Таблица 1. Результаты тестирования нейронных сетей**

Нейронная сеть	Набор изображений	Точность, %
Базовая	Базовый	94.5
	Модифицированный	91.7
Нейросеть формы	Базовый	97.8
	Модифицированный	96.7

Из таблицы 1 видно, что базовая модель продемонстрировала явную цветовую зависимость. Изменение цветов объектов в тестовом наборе привело к снижению точности обеих моделей. Базовая модель показала снижение точности на 2.8%, модель с блоком формы – на 1.1%. То есть, нейросеть формы продемонстрировала снижение точности в 2.5 раза меньше (по количеству неверно классифицированных изображений), чем базовая модель. Таким образом, градиентное представление значительно снизило цветовую зависимость базовой модели. Незначительное снижение точности нейросети формы может быть связано с неидеальным изменением цветов объектов, которое могло привести к искажению формы объектов.

Кроме того, результаты в таблице 1 показывают, что градиентное представление может повысить точность работы базовой нейронной сети. Это может быть обусловлено тем, что градиентное представление предоставляет нейросети только необходимую информацию о форме, что приводит к формированию более полезных и значимых признаков нейронной сетью при обучении.

**Заключение.** В работе рассмотрена проблема цветовой зависимости в задачах компьютерного зрения. При обучении СНС на множестве цветных изображений, нейронная сеть может ошибочно обучиться распознавать объекты по цветовым характеристикам даже в том случае, когда цвет не определяет идентичность объектов. Это приводит к цветовой зависимости и снижению точности работы нейронной сети на множестве изображений с цветами объектов, отличными от обучающего множества.

Для решения проблемы цветовой зависимости предложен метод преобразования цветных изображений в градиентную форму. Градиентное представление удаляет информацию о цветовых составляющих пикселей и полностью сохраняет информацию о форме (геометрии) объектов.

Для градиентного представления получена формула, которая реализована в виде вычислительной нейронной сети формы. Нейросеть формы основана на блочной архитектуре, что позволяет комбинировать различные варианты вычисления векторной нормы и различные алгоритмы вычисления цветовой разности. Всего реализовано 8 функций векторной нормы и 3 алгоритма вычисления цветовой разности с использованием операторов производных Собеля, Шарра и Прюитт.

Проведен эксперимент по проверке предложенного метода устранения цветовой зависимости на задаче классификации марок автомобилей. Анализ результатов эксперимента показал, что градиентное представление изображений позволяет значительно (в 2.5 раза) снизить падение точности работы нейронной сети при изменении цветов объектов. Кроме того, применение блока формы может приводить к повышению точности работы нейронной сети за счет представления данных в более оптимальном виде и, тем самым, обуславливая выделения более подходящих признаков для распознавания геометрии объектов.

## Библиографический список

1. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение / пер. с англ. А. А. Слинкина. – 2-е изд., испр. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.
2. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
3. Chollet F. Deep Learning with Python. – NY.: Manning Publications Co., 2018. – 386 p.
4. Rosebrock A. Deep Learning for Computer Vision with Python. Starter Bundle. – pyimage-search.com, 2017. – 332 p.
5. Rosebrock A. Deep Learning for Computer Vision with Python. Practitioner Bundle. – pyimage-search.com, 2017. – 210 p.
6. Rosebrock A. Deep Learning for Computer Vision with Python. ImageNet Bundle. – pyimage-search.com, 2017. – 323 p.
7. De, K. Impact of Color on Robustness of Deep Neural Networks / K. De, M. Pedersen // IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2021. P. 21-30. DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00009.
8. Intriguing properties of neural networks / C. Szegedy, W. Zaremba, I. Sutskever, J. Bruna, D. Erhan, I. Goodfellow, R. Fergus / 2014. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1312.6199.pdf> (дата обращения: 20.02.2024).
9. Kantipudi, J. Color Channel Perturbation Attacks for Fooling Convolutional Neural Networks and A Defense Against Such Attacks / J. Kantipudi, S. R. Dubey, S. Chakraborty // IEEE Transactions on artificial intelligence. IEEE, 2020. P. 181-191. – URL: <https://arxiv.org/pdf/2012.14456.pdf> (дата обращения: 20.02.2024).
10. Engilberge, M. Color representation in deep neural networks / M. Engilberge, E. Collins, S. Susstrunk // IEEE Intl. Conf. on Image Processing. IEEE 2017. P. 2786–2790. DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296790.
11. Гладкий, С. Л. Исследование цветовой зависимости сверточных нейронных сетей в задачах компьютерного зрения / С. Л. Гладкий, С. Д. Халявин // Прикладная математика и вопросы управления. – 2024. – № 1. – С. 111–122. – DOI 10.15593/2499-9873/2024.1.07 [в печати]
12. Transparency by Design: Closing the Gap Between Performance and Interpretability in Visual Reasoning/ D. Mascharka, P. Tran, R. Soklaski, A. Majumdar / 2018. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1803.05268> (дата обращения: 21.08.2024)
13. Saravanan, C. Color Image to Grayscale Image Conversion / C. Saravanan // Second International Conference on Computer Engineering and Applications. IEEE, 2010. P. 196-199. DOI: 10.1109/ICCEA.2010.192.
14. Bolun, C. Perception preserving decolorization / C. Bolun, X. Xiangmin, X. Xiaofen // IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2018 – P. 2810-2814. DOI: 10.1109/ICIP.2018.8451303.
15. kaggle.com – Сообщество ИИ и МО. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/prondeau/the-car-connection-picture-dataset>

## ELIMINATING COLOR DEPENDENCY OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR COMPUTER VISION PROBLEMS

*Sergey L. Gladkiy*

LLC «VIPAKS-Developer», Kosmonavtov av., 111, Perm, Russia, 614000,  
lrndlrnd@mail.ru

The work concerns the problem of dependency of convolutional neural networks on the color parameters of images. In the problems of image recognition when color of an object is not a valid feature, neural networks may be wrongly trained to recognize objects of some class based on its color. To solve this issue the method of eliminating color components from images suggested. The method is based on conversion color images into special gradient form. This conversion removes color components and preserves form (geometry) information. Special computational neural networks developed to evaluate gradients of color images. Then, two convolutional neural networks were trained and tested

using color and gradient representation of images. The experiments proved that gradient representation removes the color dependency of trained neural networks.

**Keywords:** convolutional neural network, computational neural network, deep learning, computer vision, color dependency, image recognition.

УДК 004.932, 681.5

## **МЕТОД КОМПОНОВКИ РОБОТИЗИРОВАННЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ НА ОСНОВЕ ОБЪЕДИНЕНИЯ СИСТЕМ КООРДИНАТ С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ**

*Холопов Владимир Анатольевич*

МИРЭА – Российский технологический университет,  
119454 г. Москва, проспект Вернадского, дом 78  
holopov@gmail.com

*Благовещенский Иван Германович*

МИРЭА – Российский технологический университет,  
119454 г. Москва, проспект Вернадского, дом 78  
igblagov@mail.ru

*Макаров Максим Алексеевич*

МИРЭА – Российский технологический университет,  
119454 г. Москва, проспект Вернадского, дом 78  
MakMak95@yandex.ru

В данной статье представлен метод компоновки роботизированного технологического комплекса (РТК) на основе объединения систем координат с применением машинного зрения и нейросетевых технологий. Предложенный подход позволяет получать точную информацию о положении и ориентации объектов в пространстве, что обеспечивает эффективное взаимодействие робота с окружающей средой и повышает точность выполнения операций.

**Ключевые слова:** машинное зрение, нейросетевые технологии, робототехнический комплекс, системы координат, глубокое обучение.

**Введение.** В современных условиях производства с высокой степенью автоматизации возрастают требования к гибкости и адаптивности производственных линий. В частности, в условиях многономенклатурного мелкосерийного производства, где задачи постоянно меняются, применение роботизированных технологических комплексов (РТК) с интегрированной системой управления становится крайне важным. Современные исследования демонстрируют значительный прогресс в интеграции машинного зрения в робототехнические комплексы, что повышает их адаптивность и эффективность [1-3], особенно в условиях многономенклатурного мелкосерийного производства. Однако, несмотря на достигнутый прогресс, вопросы эффективного объединения систем координат различных компонентов РТК остаются актуальными [4-6].

**Проблематика.** Основной проблемой при внедрении робототехнических комплексов в сложные производственные процессы является необходимость точной синхронизации всех компонентов системы. Существующие системы управления нередко работают по разрозненным координатным системам, что приводит к сложностям при переналадке оборудования и снижению общей эффективности работы комплекса. Также, многие решения в области переналадки

остаются статичными и требуют значительного участия человека, что увеличивает время простоя и затраты. Текущие методы часто не учитывают возможности динамической корректировки с использованием машинного зрения и нейросетевых технологий, что снижает их адаптивность при изменении условий производства.

**Описание работы метода.** На начальном этапе происходит инициализация системы, включающая в себя активацию компонентов РТК: роботов, конвейеров, станков с ЧПУ и систем управления. Активируются камеры и сенсоры системы машинного зрения, обеспечивающие захват изображений рабочего пространства и создание базовой модели окружающей среды.

Следующий этап метода включает сбор данных об окружающей среде с использованием машинного зрения. Этот этап состоит из следующих подэтапов:

1) Сканирование рабочего пространства, с использованием такого оборудования как RGB-камеры и ToF(Time-of-Flight)-камеры. Первый тип камер используется для распознавания объектов, а ToF-камеры для получения карты глубины. Размещение перечисленных камер индивидуально для каждого уникального участка, так как необходимо принимать в расчет требуемый обзор рабочей зоны, специфики задач и объектов, а также ограничений, связанных с оборудованием и средой.

2) Предварительная обработка данных, полученных от камер. На этом этапе проводится фильтрация изображений для удаления шумов с помощью фильтров Гаусса или медианных фильтров. Также осуществляется коррекция оптических искажений, вызванных характеристиками линз камер. После этого данные нормализуются, приводятся к стандартному формату и разрешению.

3) Выравнивание и объединение данных от разных сенсоров. Изображения с RGB-камер совмещаются с картами глубины от ToF-камер, что позволяет создать единую и более полную картину рабочего пространства. Это обеспечивает интеграцию цветовой информации с данными о глубине, что способствует более точной идентификации и классификации объектов.

4) Идентификация и классификация объектов с использованием алгоритмов компьютерного зрения и методов глубокого обучения. На данном этапе полученные от сенсоров данные анализируются для обнаружения, идентификации и классификации объектов в рабочей зоне. Применяются методы глубокого обучения, в частности сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN), которые обучены на больших набо-

рах данных, содержащих изображения различных промышленных объектов. Это позволяет системе не только определить геометрические параметры объектов (положение, ориентацию, размеры), но и их функциональное назначение, что является критически важным для последующего планирования и выполнения робототехнических операций.

После идентификации и классификации объектов мы имеем информацию о их положении и ориентации в локальной системе координат камеры. Однако компоненты РТК, такие как робот-манипулятор, работают в своих собственных локальных системах координат, что отличаются от координат камеры. Для того чтобы робот мог точно взаимодействовать с объектами (например, захватить заготовку), ему необходимо знать их положение в своей системе координат или в общей глобальной системе координат. Таким образом, объединение систем координат является следующим логическим шагом после получения данных о положении объектов.

Для преобразования координат необходимо вычислить матрицы преобразования, которые описывают отношение между системой координат камеры и системой координат робота. Используя трансформационные матрицы, мы преобразуем положения и ориентации объектов из системы координат камеры в глобальную систему координат, что позволит взаимодействовать компонентам РТК между собой.

**Описание примера работы метода.** На первом этапе производится сбор изображений с использованием RGB-камеры иToF-камеры. RGB-камера получает цветное изображение рабочей зоны, аToF-камера формирует карту глубины, измеряя расстояние до каждого пикселя сцены. Перед обработкой данных проводится предварительная обработка изображений: фильтрация шумов с помощью фильтра Гаусса для сглаживания изображения и удаления высокочастотного шума, а также коррекция оптических искажений, вызванных оптикой камер, на основе параметров калибровки.

После предварительной обработки выполняется совмещение данных от RGB-камеры иToF-камеры. Используя калибровочные данные, RGB-изображение и карта глубины совмещаются, что позволяет создать трехмерную модель рабочей зоны с цветовой информацией.

Для обнаружения и классификации объектов применяется модель нейронной сети YOLOv5. Входными данными для нейросети служит отфильтрованное RGB-изображение, а на выходе получают координаты ограничивающих рамок объектов и их классы.

Координаты ограничивающей рамки заготовки на изображении определяются как  $(u_{\min}, v_{\min}, u_{\max}, v_{\max})$ . Центр объекта в пикселях вычисляется по формулам:

$$u_{center} = \frac{u_{min}+u_{max}}{2}, v_{center} = \frac{v_{min}+v_{max}}{2} \quad (1)$$

Глубина в точке  $(u_{center}, v_{center})$  извлекается из карты глубины  $D(u, v)$ :

$$z_{camera} = D(u_{center}, v_{center}) \quad (2)$$

Используя параметры внутренней калибровки камеры — фокусные расстояния  $f_x$ ,  $f_y$  и оптический центр  $c_x$ ,  $c_y$ , — координаты заготовки в системе координат камеры вычисляются следующим образом:

$$x_{camera} = \frac{(u_{center} - c_x) \cdot z_{camera}}{f_x}, y_{camera} = \frac{(v_{center} - c_y) \cdot z_{camera}}{f_y} \quad (3)$$

Результатом вычислений являются координаты заготовки ( $x_{camera}$ ,  $y_{camera}$ ,  $z_{camera}$ ) в системе координат камеры. Для преобразования этих координат в систему координат робота используется матрицы преобразования  $T_{camera\_to\_robot}$ , которая включает в себя информацию о повороте и смещении между системами координат камеры и робота. Эта матрица определяется в процессе калибровки "рука-глаз" (Hand-Eye Calibration). Преобразование координат осуществляется по формуле:

$$\begin{bmatrix} x_{robot} \\ y_{robot} \\ z_{robot} \\ 1 \end{bmatrix} = T_{camera\_to\_robot} \begin{bmatrix} x_{camera} \\ y_{camera} \\ z_{camera} \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где матрица  $T_{camera\_to\_robot}$  имеет вид:

$$T_{camera\_to\_robot} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где:

- $r_{ij}$  — элементы матрицы поворота,
- $t_x$ ,  $t_y$ ,  $t_z$  — компоненты вектора трансляции между системами координат камеры и робота.

После преобразования координат робот использует полученные значения  $x_{robot}$ ,  $y_{robot}$ ,  $z_{robot}$  для планирования траектории движения к заготовке с учетом кинематических ограничений и возможных препятствий в рабочей зоне.

Таким образом, предложенный метод компоновки робототехнического комплекса на основе объединения систем координат с применением машинного зрения позволяет роботу эффективно взаимодействовать с объектами в рабочей зоне, обеспечивая точное позиционирование и выполнение операций.

### Библиографический список

1. Shahria, M.T.; Sunny, M.S.H.; Zarif, M.I.I.; Ghommam, J.; Ahamed, S.I.; Rahman, M.H. A Comprehensive Review of Vision-Based Robotic Applications: Current State, Components, Approaches, Barriers, and Potential Solutions. *Robotics* 2022, 11, 139. <https://doi.org/10.3390/robotics11060139>
2. Song, Li-mei & Wang, Peng-qiang & Xi, Jiang-tao & Guo, Qing-hua & Tang, Huan & Li, Jing & Li, Xiao-jie & Zhu, Teng-da. (2015). Multi-view coordinate system transformation based on robot. *Optoelectronics Letters*. 11. 473-476. 10.1007/s11801-015-5066-2.
3. Ruiz-del-Solar, Javier & Loncomilla, Patricio. (2020). Applications of Deep Learning in Robot Vision. 10.1201/9781351003827-8.
4. C. Shen et al. "Calibration algorithm in robotic remanufacturing measurement system based on 3D laser scanner." , 7384 (2009). <https://doi.org/10.1117/12.836188>.
5. G. Wang et al. "A Method of Robot Base Frame Calibration by Using Dual Quaternion Algebra." *IEEE Access*, 6 (2018): 74865-74873. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2882502>.
6. K. On et al. "Coordinate Transformation in the Methods of Calibration of Industrial Robots." *Advances in Automobile Engineering*, 7 (2018): 1-2. <https://doi.org/10.4172/2167-7670.1000181>.

## METHOD FOR CONFIGURING A ROBOTIC TECHNOLOGICAL COMPLEX BASED ON COORDINATE SYSTEM UNIFICATION USING MACHINE VISION

*Vladimir Anatolyevich Kholopov*

MIREA - Russian Technological University,  
119454 Moscow, 78 Vernadskogo Avenue, Moscow  
holopov@gmail.com

*Ivan Germanovich Blagoveshchensky*

MIREA - Russian Technological University,  
119454 Moscow, 78 Vernadskogo Avenue, Moscow  
igblagov@mail.ru

*Maxim Alekseevich Makarov*

MIREA - Russian Technological University,  
119454 Moscow, 78 Vernadskogo Avenue, Moscow  
MakMak95@yandex.ru

This article presents a method for configuring a Robotic Technological Complex (RTC) based on the unification of coordinate systems using machine vision and neural network technologies. The proposed approach enables the acquisition of precise information about the position and orientation of objects in space, which ensures effective interaction of the robot with its surrounding environment and increases the accuracy of operations.

**Keywords:** machine vision, neural network technologies, robotic technological complex, coordinate systems, deep learning.

# ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ЭТАПАХ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

*Окусков Иван Сергеевич*

Санкт-Петербургский кампус Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», 194100, Россия, г. Санкт-Петербург, Кантемировская ул., д. 3, корп. 1, лит. А  
iokuskov@hse.ru

Материал анализирует применение ИИ на разных этапах жизненного цикла разработки ПО (SDLC). Рассматриваются примеры автоматизации задач, таких как анализ требований, проектирование, разработка, тестирование и сопровождение систем. ИИ эффективно справляется с рутинными задачами, но на этапах, где требуется креативность и глубокое понимание бизнес-контекста, его роль остается вспомогательной. Несмотря на успехи, ИИ пока не может заменить человека в решении сложных задач.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, SDLC, автоматизация, анализ требований, тестирование программного обеспечения, сопровождение систем.

**Введение.** С развитием технологий искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (ML) их применение в различных областях информационных технологий становится все более значимым. Одной из таких областей является жизненный цикл программного обеспечения (SDLC), который охватывает полный спектр этапов от концепции и проектирования до тестирования, внедрения и сопровождения программных систем. Традиционные подходы к разработке ПО, такие как каскадная модель и гибкие методологии (Agile, Scrum), значительно улучшили процессы управления разработкой. Однако, с усложнением программных систем и увеличением объема данных, организации сталкиваются с проблемами, связанными с качеством, безопасностью и эффективностью разработки программного обеспечения, что открывает новые возможности для применения ИИ.

Искусственный интеллект уже успешно используется для решения задач управления дефектами, предсказания уязвимостей, автоматизации тестирования и анализа больших объемов данных в программной инженерии [6]. Например, методы машинного обучения и обработки естественного языка (NLP) позволяют автоматизировать анализ требований, улучшать процессы кодирования и тестирования, а также прогнозировать возможные ошибки на ранних этапах разработки. Включение ИИ в такие процессы, как классификация дефектов и предсказание уязвимостей, демонстрирует улучшение качества программных продуктов, что подтверждается результатами исследования на примере крупных компаний [11].

Кроме того, гибридные модели разработки, сочетающие традиционные и современные подходы, такие как каскадная модель и Agile, открывают до-

полнительные возможности для внедрения ИИ на каждом этапе жизненного цикла программного обеспечения. Применение таких подходов способствует трансформации систем управления качеством и позволяет достигать более высоких показателей эффективности, улучшая процесс управления данными и дефектами [11].

В данном материале исследуется применение искусственного интеллекта на различных этапах жизненного цикла программного обеспечения.

**Выборка материалов.** Для формирования выборки научных статей по тематикам (искусственный интеллект и жизненный цикл разработки программного обеспечения) были использованы следующие критерии. Ключевые слова “AI AND SDLC” (1), годы публикации с 2020 по 2024 (2), предметные области “Computer science” и “Business, Management and Accounting”. Выборка по таким параметрам составила 62 статьи. Детальный анализ на предмет упоминания применения ИИ на этапах SDLC позволил выбрать для дальнейшей работы 15 статей.

**Анализ применения ИИ на этапах жизненного цикла программного обеспечения.** Использование искусственного интеллекта (ИИ) на различных этапах жизненного цикла разработки программного обеспечения (SDLC) предоставляет значительные преимущества, однако степень его применения варьируется в зависимости от сложности задач и уровня формализации этапов. Рассмотрим это более детально.

**Планирование:** Этот этап SDLC традиционно зависит от человеческой экспертизы, поскольку включает в себя стратегическое видение, определение бизнес-целей и разработку дорожной карты проекта. В рассматриваемых статьях не отмечено активного применения ИИ на этапе планирования, что можно объяснить высокой неопределенностью и слабой структурированностью задач. Тем не менее, в будущем можно ожидать появления инструментов ИИ для поддержки принятия решений, анализа рисков и ресурсного планирования, особенно в контексте больших данных и прогнозирования тенденций.

**Анализ требований:** Этап анализа требований является ключевым, поскольку ошибки, допущенные на этом этапе, могут существенно увеличить затраты на исправления на последующих стадиях. ИИ используется для автоматической трассировки связей между требованиями и выявления потенциальных несоответствий. Это позволяет снизить риски ошибок, повышая качество анализа и делая его более предсказуемым. Применение ИИ в этой области может значительно улучшить понимание требований, особенно в условиях слабоструктурированных проблем, где требования часто меняются и нуждаются в постоянной корректировке.

**Проектирование:** использование ИИ для автоматической генерации схем проектирования на основе требований демонстрирует его потенциал к сокращению временных затрат на этом этапе. Автоматизация проектирования позволяет инженерам сосредоточиться на более творческих и сложных задачах, оставляя рутинные процессы ИИ. Тем не менее, в проектировании

все еще необходим человеческий контроль, поскольку система не всегда способна учесть все нюансы, особенно при разработке уникальных решений.

**Разработка:** на этапе разработки ИИ часто применяется для автоматической генерации кода. Это особенно полезно в повторяющихся или типовых задачах, где алгоритмы ИИ могут ускорить процесс и минимизировать количество ошибок. Однако разработка критически важных систем или сложных компонентов все еще требует вмешательства человека, так как ИИ пока не способен самостоятельно решать задачи с высокой степенью неопределенности и сложностью, где требуется творческое мышление и инновационный подход.

**Тестирование:** это один из этапов SDLC, где ИИ демонстрирует наибольшую эффективность. Алгоритмы ИИ используются для предсказания дефектов, автоматизации тестов и улучшения их качества. ИИ способен выявлять уязвимости на основе анализа исходного кода и предсказывать потенциальные проблемы, что существенно сокращает время на тестирование и повышает надежность ПО. Дальнейшее развитие ИИ в этой области может привести к полному переходу на автоматизированное тестирование, минимизируя участие человека.

**Внедрение:** на этапе внедрения ИИ применяется для оптимизации кода и автоматической настройки систем. Это позволяет ускорить процесс интеграции и повысить производительность разрабатываемых систем. Однако внедрение все еще остается сложной задачей, требующей учета множества факторов, включая инфраструктурные и бизнес-аспекты, что пока ограничивает полную автоматизацию этого этапа.

**Эксплуатация и сопровождение:** в пост-продакшн среде ИИ играет важную роль в мониторинге производительности и предсказании возможных сбоев. Анализ исторических данных позволяет выявлять закономерности в работе системы и своевременно предсказывать потребности в обновлении или ремонте. Это особенно полезно для масштабируемых и сложных систем, где человеческий контроль за всеми процессами практически невозможен.

**Выводы из анализа применения ИИ на этапах жизненного цикла программного обеспечения.** Прежде всего, применение ИИ на этапах планирования и анализа требований остается ограниченным. Это связано с тем, что данные этапы предполагают работу с высокой степенью неопределенности и требуют не только структурированного подхода, но и глубокого понимания контекста, бизнес-целей и стратегических приоритетов. ИИ на этих стадиях может играть вспомогательную роль, предоставляя инструменты для анализа рисков или работы с большими объемами данных, но основную ответственность за принятие решений несут люди. В будущем мы можем ожидать развития ИИ-инструментов, способных оказывать более значимую поддержку на этих этапах, особенно в условиях многовариантности сценариев и необходимости динамического анализа.

На этапах проектирования и разработки ИИ уже сегодня демонстрирует свою эффективность в автоматизации рутинных и повторяющихся задач,

таких как генерация кода и проектирование типовых решений. Однако сложные системы, требующие инновационного подхода и нестандартных решений, по-прежнему нуждаются в человеческом участии. Это объясняется тем, что ИИ пока не может заменить креативное и интуитивное мышление, необходимые для разработки уникальных программных решений. Тем не менее, с увеличением объема данных и возможностей для их обработки, ИИ сможет всё более успешно поддерживать процессы проектирования, помогая разработчикам лучше справляться с масштабными проектами и сложными системами.

Самые заметные успехи ИИ наблюдаются на этапе тестирования, где автоматизация тестов, предсказание дефектов и выявление уязвимостей стали важными инструментами для повышения эффективности и точности тестовых процессов. Это позволяет значительно сокращать время на тестирование, одновременно улучшая качество выпускаемого продукта. Более того, использование ИИ для автоматизации тестов не только снижает временные и трудовые затраты, но и повышает степень надежности программного обеспечения, что особенно важно в условиях сложных и многокомпонентных систем.

Этап внедрения программного обеспечения также выигрывает от применения ИИ, который помогает оптимизировать код и автоматизировать процессы настройки и интеграции систем. Тем не менее, полностью автоматизировать этот этап пока не представляется возможным, так как внедрение требует учета множества факторов, включая адаптацию к специфическим бизнес-процессам и инфраструктуре. Здесь ИИ может играть вспомогательную роль, но окончательные решения и их реализация остаются за командами разработчиков и системных интеграторов.

Что касается этапа эксплуатации и сопровождения, ИИ демонстрирует высокий потенциал в автоматизации анализа работы систем, предсказании сбоев и управлении обновлениями. Анализ больших объемов данных, собранных в процессе эксплуатации, позволяет системам на основе ИИ выявлять аномалии и предлагать меры по предотвращению отказов или снижения производительности. Это особенно важно в условиях высоконагруженных и сложных систем, где человеческий контроль за всеми аспектами эксплуатации невозможен.

В заключение можно отметить, что ИИ значительно расширяет возможности автоматизации и повышения эффективности на различных этапах SDLC, особенно там, где процессы можно четко формализовать и структурировать. Однако, несмотря на впечатляющие успехи, ИИ еще не в состоянии заменить человека на ключевых этапах разработки, таких как планирование, анализ требований и проектирование, где требуется комплексное понимание, креативность и способность адаптироваться к изменяющимся условиям. В будущем развитие ИИ-технологий в области обработки естественного языка, глубокого обучения и анализа данных, вероятно, позволит преодолеть некоторые из этих ограничений, однако роль человека остается критически важ-

ной в процессе разработки ПО. Оптимальное использование ИИ будет заключаться в его интеграции как вспомогательного инструмента, дополняющего человеческую экспертизу и усиливающего способности команд разработчиков в решении сложных задач.

### Библиографический список

1. Mohammad Amin Kuhail и др., «“Will I be replaced?” Assessing ChatGPT’s effect on software development and programmer perceptions of AI tools», *Science of Computer Programming* 235 (1 июль 2024 г.): 103111, <https://doi.org/10.1016/j.scico.2024.103111>.
2. Jalaj Pachouly и др., «A systematic literature review on software defect prediction using artificial intelligence: Datasets, Data Validation Methods, Approaches, and Tools», *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 111 (1 май 2022 г.): 104773, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104773>.
3. Panchanan Nath и др., «AI and Blockchain-based source code vulnerability detection and prevention system for multiparty software development», *Computers and Electrical Engineering* 106 (1 март 2023 г.): 108607, <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2023.108607>.
4. Ehsan Mashhadi и др., «An empirical study on bug severity estimation using source code metrics and static analysis», *Journal of Systems and Software* 217 (1 ноябрь 2024 г.): 112179, <https://doi.org/10.1016/j.jss.2024.112179>.
5. Bangchao Wang и др., «An empirical study on the state-of-the-art methods for requirement-to-code traceability link recovery», *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* 36, вып. 6 (1 июль 2024 г.): 102118, <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102118>.
6. Padmalata Nistala и др., «An industrial experience report on model-based, AI-enabled proposal development for an RFP/RFI», *Science of Computer Programming* 233 (1 март 2024 г.): 103058, <https://doi.org/10.1016/j.scico.2023.103058>.
7. Andrey Sadovykh и др., «An iterative approach for model-based requirements engineering in large collaborative projects: A detailed experience report», *Science of Computer Programming* 232 (1 январь 2024 г.): 103047, <https://doi.org/10.1016/j.scico.2023.103047>.
8. Zaki Pauzi и Andrea Capiluppi, «Applications of natural language processing in software traceability: A systematic mapping study», *Journal of Systems and Software* 198 (1 апрель 2023 г.): 111616, <https://doi.org/10.1016/j.jss.2023.111616>.
9. Changiz Valmohammadi и Farkhondeh Mortaz Hejri, «Designing a conceptual green process model in software development: A mixed method approach», *International Journal of Information Management Data Insights* 3, вып. 2 (1 ноябрь 2023 г.): 100204, <https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2023.100204>.
10. Siri Padmanabhan Poti и Christopher J Stanton, «Enabling affordances for AI Governance», *Journal of Responsible Technology* 18 (1 июнь 2024 г.): 100086, <https://doi.org/10.1016/j.jrt.2024.100086>.
11. Satya Pradhan и Venky Nanniyur, «Large scale quality transformation in hybrid development organizations – A case study», *Journal of Systems and Software* 171 (1 январь 2021 г.): 110836, <https://doi.org/10.1016/j.jss.2020.110836>.
12. Abdulrahman Alzahrani и Rafiq Ahmad Khan, «Secure software design evaluation and decision making model for ubiquitous computing: A two-stage ANN-Fuzzy AHP approach», *Computers in Human Behavior* 153 (1 апрель 2024 г.): 108109, <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.108109>.
13. Janaka Senanayake и др., «Defendroid: Real-time Android code vulnerability detection via blockchain federated neural network with XAI», *Journal of Information Security and Applications* 82 (1 май 2024 г.): 103741, <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2024.103741>.
14. Katarzyna Biesialska, Xavier Franch, и Victor Muntés-Mulero, «Big Data analytics in Agile software development: A systematic mapping study», *Information and Software Technology* 132 (1 апрель 2021 г.): 106448, <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2020.106448>.
15. Cataldo Basile и др., «Design, implementation, and automation of a risk management approach for man-at-the-End software protection», *Computers & Security* 132 (1 сентябрь 2023 г.): 103321, <https://doi.org/10.1016/j.cose.2023.103321>.

## APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE STAGES OF THE SOFTWARE DEVELOPMENT LIFECYCLE

*Ivan S. Okuskov*

Saint Petersburg Campus, National Research University Higher School of Economics, 194100, Russia, St. Petersburg, Kantemirovskaya St., 3  
iokuskov@hse.ru

This paper provides an analysis of the application of artificial intelligence (AI) across various stages of the Software Development Lifecycle (SDLC). It explores the automation of tasks such as requirements analysis, design, development, testing, and system maintenance. While AI demonstrates significant efficiency in handling routine and repetitive tasks, its role remains largely supportive in stages that require creativity and deep comprehension of the business context. Despite advancements, AI is not yet able to fully replace human expertise in addressing complex, ill-structured problems.

**Keywords:** artificial intelligence, SDLC, automation, requirements analysis, software testing, system maintenance.

УДК 004.932.2

## УЛУЧШЕНИЕ ВИДИМОСТИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОСЕТИ

*Сапегин Арсений Антонович*

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,  
634050, Россия, г. Томск, ул. Ленина, 30  
[aas271@tpu.ru](mailto:aas271@tpu.ru)

В статье представлено описание разработки алгоритма на основе нейросетевого подхода восстановления изображения с неравномерным освещением для улучшения видимости объектов.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, сверточные нейросети, нормализация яркости, видимость объектов, улучшение контраста.

**Введение.** Несмотря на то, что возможности машинного обучения с каждым годом только растут, еще долгое время вопрос о полной замене человека-оператора на полностью автоматическую систему останется как минимум дискуссионным. Не смотря на отсутствие у искусственного интеллекта «человеческого фактора», компьютер подвержен возможности неверной интерпретации данных. Особенно этот вопрос щепетилен в области анализа изображений и видеонаблюдения. Даже при имеющейся имитации когнитивных функций, ИИ не способен правильно интерпретировать некоторые наборы признаков.

Рациональным путем в таком случае может стать внедрение системы, которая не принимает решения, а только указывает операторам-людям на факт совершения тех или иных нарушений. Однако в данном случае мы сталкиваемся с несовершенством человеческого восприятия.

Частая проблема, которая возникает при просмотре человеком изображений, является затруднение в распознавании объектов в особо темных зонах или областях с пересветами. Подобные ситуации сильно влияют на оперативность принятия решений. Хорошо обученная нейронная сеть способна распознавать образы даже при плохой видимости. Для человека же может стать критичным, если интенсивность пикселей, которые формируют объект, недостаточно отличается от интенсивности пикселей фона.

Таким образом, может образоваться патовая ситуация, когда сеть наблюдает тот паттерн, на который была натренирована, но оператору уже трудно его распознать. Это может привести к игнорированию со стороны человека предупреждения от ИИ.

Необходимо произвести дополнительную коррекцию видеопотока. Для подобных целей предусмотрены алгоритмы восстановления неравномерно освещенных изображений. Однако стандартные методы обладают рядом определенных недостатков. Основная цель работы – разработка подхода, который бы решал проблему плохой видимости объектов в автоматическом порядке.

#### **Описание стандартных способов восстановления изображений.**

Самыми популярным подходами к улучшению контраста изображения можно считать Multi-Scale Retinex (MSR) [1] и Histogram Equalization (HE) [2].

MSR основан на принципах восприятия человеческим глазом и представляет собой модификацию Single-Scale Retinex (SSR). Суть этого метода заключается в работе с локальной освещенностью, которая вычисляется при помощи применения пространственных фильтров (чаще всего гауссового). После выделения локальных компонент, значения пикселей изображения корректируются с учетом уменьшенной локальной освещенности, что позволяет улучшить контраст и четкость. MSR сочетает результаты обработки SSR с разными параметрами, что дает более естественные и визуально привлекательные результаты. Однако тем самым это приводит к получению огромного количества переменных, которые должны подбираться для каждого изображения в индивидуальном порядке.

HE – это метод улучшения контрастности изображения, при котором распределение яркости преобразуется так, чтобы равномерно заполнять весь диапазон значений. Этот процесс включает в себя вычисление гистограммы изображения, нахождение кумулятивной распределенной функции и применение её для перераспределения пикселей, что позволяет выделить детали в тенях и светах и улучшить визуальное восприятие изображения. Существуют множество вариаций и модификаций HE, и зачастую они менее эффективны, чем MSR, однако при этом требуют гораздо меньшего вмешательства со стороны человека.

**Описание нейросетевого подхода.** Суть разработанного подхода сводится к использованию архитектуры сверточной нейронной сети Super-Resolution Convolutional Neural Network (SRCNN) [3]. Данная архитектур

предназначена для минимизации потери качества увеличенного через бикубическую интерполяцию изображения. Разработанный подход заключается в переобучении нейросети на задачу адаптивного улучшения контраста объектов на каком-либо фоне.

Для этого было необходимо модернизировать исходную архитектуру путем увеличения входных сигналов. Если оригинальная SRCNN получала на вход только изображение, которое ей необходимо было обработать, то модификация помимо него анализирует вариации исходника, которые были улучшены стандартными методами (SSR и HE).

**Формирование датасета.** В задаче улучшения видимости объекта в первую очередь вы сталкиваетесь со сложностью формирования тренировочных данных и оценки результатов. Помимо того, что изображение-эталон должно быть хорошо освещено и не иметь слепых зон (включая пересвет), так как иллюстрирует идеальную ситуацию, так и необходимо найти ее «испорченную» версию. Т.е. в обеих версиях объекты должны быть на одном месте, пиксель в пиксель, но при этом иметь разные условия съемки.

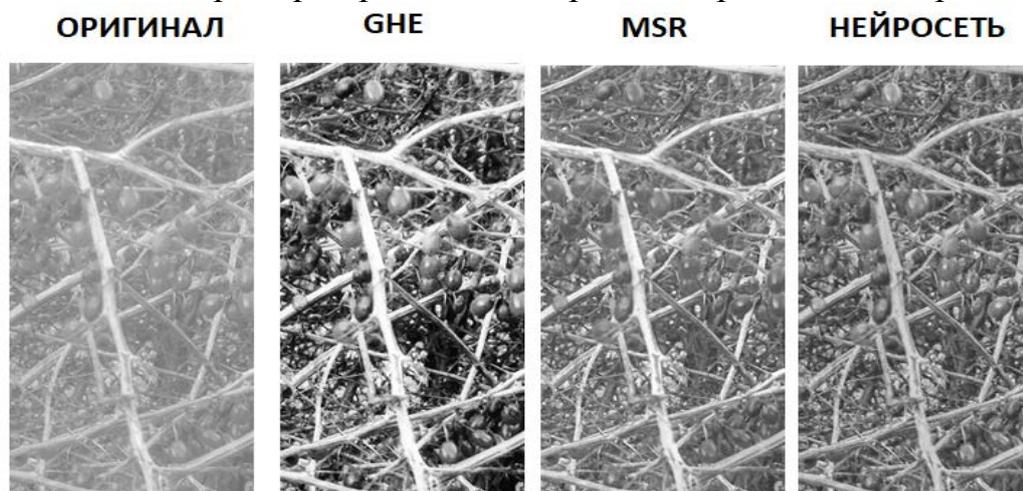
На текущий момент, самым оптимальным подходом является использование датасетов для обучения более сложных сетей, которые предназначены для полного удаления теней. Необходимо брать малые фрагменты изображений (64x64) и подвергать их дополнительной аугментации (в виде манипуляцией с яркостью и контрастом) для формирования входных изображений. Главный недостаток такого подхода заключается в том, что сеть обрабатывает реальные тени и искусственные пересветы. Тем самым, с задачей уменьшения яркости там, где это надо, она справляется хуже, чем с обратным процессом.

**Обучение и тестирование нейросети.** Задача видимости объекта весьма специфична, и стандартные метрики качества изображений не подходят для нее. Оценка Мунтеану-Роса (MR) [4] основана на том свойстве, что для человеческого восприятия большее значение имеет перепад яркости в соседних пикселях, чем значение яркости в каждом пикселе. В то же время равномерность гистограммы изображения также положительно сказывается на восприятии изображения. Однако MR «поощряет» слишком резкие изображения, из-за чего пришлось модифицировать данную метрику, путем ввода штрафа за сильное структурное отличие от оригинала [5].

Для проведения оценивания качества работы разработанных алгоритмов были выбраны изображения из Contrast Enhancement Evaluation Database. Данный набор содержит несколько оригинальных изображений и их обработанные разными методами версии. Подразумевается, что для каждого изображения подбирались лучшие параметры каждого метода. Тем самым разработанные алгоритмы должны сравниваться с лучшими результатами обработки. Из имеющихся подготовленных методов были выбраны самые лучшие: GHE (Global Histogram Equalization) и MSR.

В рамках выбранного датасета средняя оценка MR составляла 201 для оригинальных изображений, 253 для результатов обработки GHE и 260 – для

MSR. Ровно столько же получили и результаты обработки нейросети. Т.е. разработанный подход сравнился с MSR. Однако стоит понимать, что в случае MSR вручную подбирались параметры для каждого изображения, в то время как нейросеть смогла добиться такого результата автоматически. На рисунке 1 показан пример обработки изображений разными алгоритмами.



**Рисунок 1. Сравнение результатов работы методов**

**Заключение.** В процессе исследования были разработаны различные методы адаптации SRCNN, направленные на восстановление неравномерно освещенных снимков. Был сформирован алгоритм, решающий задачу улучшения видимости объектов на фоне. Одним из основных преимуществ алгоритма является его полная автономия в обработке изображений. Качество получаемых изображений не уступает результатам методов, требующих ручной настройки параметров.

#### **Библиографический список**

1. Parthasarathy S, Sankaran P. An automated multi Scale Retinex with Color Restoration for image enhancement // Текст : электронный // ResearchGate. – 2012. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/254024214\\_An\\_automated\\_multi\\_Scale\\_Retinex\\_with\\_Color\\_Restoration\\_for\\_image\\_enhancement](https://www.researchgate.net/publication/254024214_An_automated_multi_Scale_Retinex_with_Color_Restoration_for_image_enhancement)
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Liu Xiangchun<sup>1</sup>, Chen Zhan<sup>1</sup>, Song Wei, Li Fenglei<sup>1</sup>, Yang Yanxing, «Data Matching of Solar Images Super-Resolution Based on Deep Learning», «Computers, Materials & Continua», March 2021
4. Munteanu C., Rosa A. Gray-scale image enhancement as an automatic process driven by evolution // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics – part B: Cybernetics. – 2004. – Vol. 34. № 2.
5. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E. P Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity // IEEE Trans. Image Process. – 2004. – Vol. 13 № 4 – P. 2–15.

## **IMPROVING THE VISIBILITY OF OBJECTS IN THE IMAGE USING A NEURAL NETWORK**

*Arseniy G. Sapegin*

Tomsk Polytechnic University,  
Russia, Tomsk, Lenin str., 30, 634050  
aas271@tpu.ru

The article describes the development of an algorithm based on a neural network approach for image reconstruction with uneven illumination to improve the visibility of objects.

**Keywords:** neural network technologies, convolutional neural networks, brightness normalization, object visibility, contrast improvement.

УДК 004.032.26

**ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ И ПРАКТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПОСТРОЕНИЯ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ: ТИПОЛОГИЯ, АРХИТЕКТУРА И НАПРАВЛЕНИЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ**

***Соколов Андрей Валерьевич***

АНО ВО "Университет Иннополис",  
420500, Россия, г. Иннополис, ул. Университетская, 1  
and.sokolov@innopolis.university, asokolov@interprogram.ru

***Сычев Иван Андреевич***

Национальный исследовательский университет  
Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
isychev@interprogram.ru

***Хейфец Илья Игоревич***

Национальный исследовательский университет  
Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
kheyfetz@psu.ru

***Соколова Ольга Леонидовна***

Национальный исследовательский университет  
Пермский государственный национальный исследовательский университет,  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
[otoropova@interprogram.ru](mailto:otoropova@interprogram.ru)

В условиях современного динамичного мира проблематика экономии временных ресурсов становится особенно актуальной. Одним из перспективных подходов к решению этой задачи является использование систем рекомендации в рамках различных цифровых сервисов и платформ. Однако, как показывает исследование, в существующих системах предварительного заказа и доставки товаров данная проблема все еще остается нерешенной или решается недостаточно [1-3]. В настоящей статье рассматриваются типы современных рекомендательных систем, возможности применения их алгоритмов и выделение основных направлений в проектировании архитектуры системы, способной к интеграции на платформу для предварительного заказа товаров и услуг.

**Ключевые слова:** рекомендательные системы, системы рекомендаций, нейронные сети, рекуррентная нейронная сеть, алгоритмы рекомендательных систем, многослойный перцептрон, сверточная нейронная сеть, графовая нейронная сеть.

**Введение.** Целью работы является обзор и анализ существующих рекомендательных систем, их алгоритмов и выделение основных тенденций и возможных направлений с целью проектирования рекомендательной системы для сервиса предзаказа и доставки, учитывающей все доступные данные и непрерывно обучающуюся, предлагающую не только рекомендации аналогичных товаров или услуг, но и прогнозируя виды позиций, которые могут заинтересовать пользователя. Кроме того, система должна быть адаптирована для пуска при холодном старте.

**Обзор типов существующих рекомендательных систем.** Наиболее точное, на наш взгляд, описание типов рекомендательных систем представлено в работе [4]. В статье классифицируют рекомендательные системы в соответствии с четырьмя типами:

1. Контент-ориентированная рекомендательная система или система с фильтрацией содержимого сравнивает предпочтения пользователя по двум направлениям, как по профилю пользователя, так и по профилю объекта [5].
2. Коллаборативная рекомендательная система представляет собой алгоритм, который сопоставляет профиль пользователя с профилями других пользователей, определяя профили с аналогичными предпочтениями, и предполагает, что выявленные предпочтения могут быть полезными для данного пользователя.
3. Система рекомендаций, основанная на знаниях, относится к типу рекомендательных систем, основанных на предварительных знаниях о предпочтениях пользователя, как в контексте контент-ориентированного подхода, так и коллаборативного. Подход требует наличия исторических данных [6].
4. Гибридная рекомендательная система может сочетать в себе различные типы систем, описанные выше, или использовать их комбинацию.

Особенную сложность вызывает проектирование рабочих процессов системы на “холодном старте” – первоначальном построении и обучения систем, когда еще нет исторических данных о предпочтениях пользователей или информации о покупках, что является одной из ключевых проблем. Для оптимизации процесса холодного старта могут быть использованы следующие механизмы:

1. адаптивное обучение – рекомендательная система может обучаться на основе обратной связи от пользователей;
2. коллаборативная фильтрация на основе демографических данных, которые пользователи указывают при регистрации [7];
3. гибридные механизмы, когда различные методы могут быть объединены для улучшения точности и стабильности предсказаний.

Кроме того, авторы готовы протестировать гипотезу о возможном влиянии времени года, месяца рождения и знака зодиака пользователя на его предпочтения при выборе того или иного блюда на холодном старте системы. Внедрение нейронных сетей, успешно использующих в своих механиз-

мах данные о знаках зодиака пользователей [8], позволяет предположить, что тестирование подобной гипотезы не лишено смысла.

### **Актуальные модели рекомендаций сервисов предзаказа и доставки.**

В соответствии с регламентами использования рекомендательных систем, Яндекс Еда и Маркет Деливери используют следующие данные пользователя: исторический отчет о заказах, геопозицию, рейтинг доступных пунктов питания и время доставки из этих пунктов [9].

Сервис быстрой доставки продуктов Самокат использует следующие данные о пользователе: товары в корзине пользователя, заказанные ранее товары и время заказа через сервис [10]. По результатам применения рекомендательных технологий сервис предлагает подборки товаров: блоки, состоящие из ранее заказанных пользователем товаров; товарные подборки с похожими, сопутствующими и дополнительными товарами; товарные подборки с персональными рекомендациями, маркетинговыми товарами и скидками.

Сервис доставки продуктов и товаров для дома СберМаркет использует рекомендации двух типов: персонализированные и не персонализированные [11]. Сервис использует следующие данные о пользователе: уже приобретенные через сервис товары, просмотренные на сервисе товары.

После изучения представленных сервисами правил применения рекомендательных технологий, были определены типы используемых рекомендательных систем, представленные в табл. 1.

**Таблица 1. Типы рекомендательных систем**

Сервис	Основанная на контенте	Коллаборативный тип	Основанная на знаниях	Гибридная
Яндекс Еда	+	+	-	-
Деливери Маркет	+	+	-	-
Самокат	+	-	-	-
Сбер Маркет	+	-	+	+

Таким образом, Яндекс Еда, Деливери Маркет и СберМаркет используют гибридные модели. Самокат в основном использует рекомендательную систему, основанную на контенте. Особенности подборки в крупной розничной сети “Лента” во многом схожи с рекомендационной моделью Самоката [12].

### **Обзор архитектур рекомендательных систем**

Модель Wide and Deep [13] состоит из двух компонентов: “Широкого” и “Глубокого”. “Широкий” компонент предназначен для обработки большого количества признаков и событий, а “Глубокий” - для обработки сложных взаимосвязей между признаками.

Общая идея модели NeuralCollaborativeFiltering (NCF) заключается в том, что нейронная сеть, теоретически, может усвоить любую функциональную зависимость. NCF предлагает простой слой представления сразу для пользователей и объектов, за которым следует простая нейронная сеть вроде многослойного перцептрона, которая должна усвоить зависимость между

представлениями пользователя и объекта, аналогичную произведению факторизованных матриц [14].

Deep Factorization Machine (DeepFM) [15] состоит из машины факторизации для рекомендаций и глубокого обучения для изучения функций, сочетает в себе их возможности. Модель способна автоматически извлекать сложные взаимодействия между признаками, а также учитывать взаимодействия различных порядков, что позволяет учитывать линейные и нелинейные зависимости.

Neural Factorization Machines [16] – эта модель объединяет эффективность машин линейной факторизации с высокой способностью представления нелинейных нейронных сетей для разреженного прогнозирующего анализа. Ключом к его архитектуре является операция, называемая объединением билинейных взаимодействий, которая позволяет модели нейронной сети изучать более информативные взаимодействия объектов на более низком уровне.

Multi-Component Graph Convolutional Collaborative Filtering (MCCF) [17] является одним из подходов, который изучает скрытую мотивацию покупки с помощью механизма привлечения внимания и сочетает ее с функциями явного взаимодействия пользователя с товаром для получения лучших рекомендаций.

Системы рекомендаций на основе сессий (Session-based Recommender Systems) анализируют краткосрочные предпочтения пользователей и динамику их изменения [18]. Рассматривая каждую сессию в качестве базовой единицы входных данных, SBRs может выявлять как краткосрочные предпочтения пользователя из его последних сессий, так и динамику его предпочтений, отражающую изменение его предпочтений от сессии к сессии.

Проектирование системы рекомендаций. С учетом необходимости учитывать краткосрочные предпочтения для рекомендации товаров был сделан выбор в пользу систем рекомендаций на основе сессий. Доступны следующие входные данные: информация о пользователях: дата рождения, текущее местоположение, информация о товарах: категория товара, цена, доступность самовывоза, время приготовления, идентификатор заведения, информация о заведениях: адрес, время работы, оценки пользователей, тип заведения, информация о местоположении и текущем времени: на основе местоположения рассчитывается расстояние до заведения и время доставки или проезда, текущее время может помочь рекомендовать товары с учетом потребностей пользователя в различное время суток, информация о взаимодействии пользователя с товарами: оценка товара пользователем, просмотр, добавление в корзину, заказ товара пользователем, информация о взаимодействии пользователя с заведением: оценка заведения пользователем, просмотр.

**Заключение.** В данной статье были рассмотрены теоретические и практические аспекты построения рекомендательных моделей, их типология, архитектура и направления проектирования. Также был представлен обзор архитектур рекомендательных систем и освещены основные этапы проекти-

рования системы рекомендаций. Авторы выделили основные направления в проектировании архитектуры рекомендательной системы, которые могут быть применимы для интеграции на платформы предварительного заказа и доставки, такие как использование коллаборативной фильтрации, анализ поведения пользователей, применение машинного обучения и построение семантических сетей.

### Библиографический список

1. Yuanzhe Peng. A Survey on Modern Recommendation System Based on Big Data // Cornell University, 2022
2. Сейдаметова З.С. Системы рекомендаций в электронной коммерции / З.С. Сейдаметова // Ученые записи Крымского инженерно-педагогического университета. - 2018. - № 3(61). - С. 121-127. Меньшикова Н.В., Портнов И.В., Николаев И.Е. / Обзор рекомендательных систем и возможности учета контекста при формировании индивидуальных рекомендаций // Academy. - 2016. - № 6(9). - С. 22
3. Меньшикова Н.В., Портнов И.В., Николаев И.Е. / Обзор рекомендательных систем и возможности учета контекста при формировании индивидуальных рекомендаций // Academy. - 2016. - № 6(9). - С. 22
4. A SURVEY ON MODERN RECOMMENDATION SYSTEM BASED ON BIG DATA, Yuanzhe Peng, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Miami
5. Эволюция рекомендаций ресторанов в Delivery Club. Часть 1 // Хабр: [сайт] - 2018. - RL: <https://habr.com/ru/companies/deliveryclub/articles/656505/> (дата обращения: 18.11.2023)
6. Salunke, Tanmayee&Nichite, Unnati. (2022). Recommender Systems in E-commerce. 10.13140/RG.2.2.10194.43202.
7. Рекомендательная система: введение в проблему холодного старта // Хабр: [сайт] - 2013. - RL: <https://habr.com/ru/companies/surfbird/articles/168733/> (дата обращения: 18.11.2023)
8. Ясницкий Леонид Нахимович, Петров Аскольд Маркович, СичинаваЗурабиИродиевич Сравнительный анализ алгоритмов нейросетевого детектирования лжи // Известия вузов. Поволжский регион. Технические науки. 2010. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-algoritmov-neyrosetevogo-detektirovaniya-lzhi> (дата обращения: 20.11.2023).
9. Яндекс Правовые Документы: официальный сайт - URL: [https://yandex.ru/legal/recommendations/#index\\_\\_eats](https://yandex.ru/legal/recommendations/#index__eats) (дата обращения: 20.11.2023).
10. Самокат. Правила применения рекомендательных технологий: официальный сайт - URL: [https://samokat.ru/static/legal/recommendation\\_technologies\\_policy.html](https://samokat.ru/static/legal/recommendation_technologies_policy.html) (дата обращения: 20.11.2023).
11. Сбер Маркет. Правила применения рекомендательных технологий: официальный сайт - URL: <https://sbermarket.ru/sp/recommendations> (дата обращения 21.11.2023).
12. Лента. Правила применения рекомендательных технологий: официальный сайт - URL: <https://lenta.com/pokupatelyam/recommendation-technologies/> (дата обращения 21.11.2023).
13. Wide and Deep Learning for Recommender Systems. Heng-Tze Cheng, LeventKoc, Jeremiah Harnsen, Tal Shaked, Tushar Chandra, HrishiAradhye, Glen Anderson, Greg Corrado, Wei Chai, Mustafa Ispir, Rohan Anil, Zakaria Haque, Lichan Hong, Vihan Jain, Xiaobing Liu, and Hemal Shah. June 2016
14. Neural Collaborative Filtering. Xiangnan He, Lizi Liao, Hanwang Zhang, LiqiangNie, Xia Hu, and Tat-Seng Chua. August 2017
15. DeepFM: A Factorization-Machine based Neural Network for CTR Prediction. Huifeng Guo, Ruiming Tang, Yunming Ye, Zhenguo Li, and Xiuqiang He. March 2017.
16. He, Xiangnan& Chua, Tat-Seng. (2017). Neural Factorization Machines for Sparse Predictive Analytics.
17. Xiao Wang, Ruijia Wang, Chuan Shi, Guojie Song, Qingyong Li (2019). Multi-Component Graph Convolutional Collaborative Filtering
18. ЯкуповД.Р., НамиотД.Е. РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕСИСТЕМЫНАОСНОВЕСЕССИЙ - МОДЕЛИИЗАДАЧИ // International Journal of Open Information Technologies. 2022. №7. - С. 128-152.

# THEORETICAL AND PRACTICAL ASPECTS BUILDING RECOMMENDATION MODELS: TYPOLOGY, ARCHITECTURE AND DIRECTIONS DESIGN

*Andrey V. Sokolov*

Innopolis University,  
Str. Universitetskaya, 1, Innopolis, Respublika Tatarstan, 420500  
and.sokolov@innopolis.university, asokolov@interprogram.ru

*Ivan A. Sychev*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990  
isychev@interprogram.ru

*Il'ya I. Kheyfetz*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990  
kheyfetz@psu.ru

*Olga L. Sokolova*

Perm State National Research University,  
Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990  
otoropova@interprogram.ru

In today's dynamic world, the problem of saving time resources becomes especially relevant. One of the promising approaches to solving this problem is the use of recommendation systems within various digital services and platforms. However, as the study shows, in existing systems for pre-ordering and delivery of goods, this problem still remains unresolved or is insufficiently solved [1-3]. This article discusses the types of modern recommendation systems, the possibility of using their algorithms and highlighting the main directions in designing the architecture of a system capable of integration into platform for pre-ordering goods and services.

**Keywords:** recommender systems, recommendation systems, neural networks, recurrent neural network, algorithms for recommender systems, multilayer perceptron, convolutional neural network, graph neural network.

УДК 159.99

## ОСОБЕННОСТИ ЭРГОНОМИКИ СИСТЕМ С ГЕНЕРАТИВНЫМ ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ

*Щёголева Нелли Вадимовна, Сергеев Сергей Федорович*

Санкт-Петербургский государственный университет,  
199034, Россия, г. Санкт-Петербург, Университетская наб., 7-9,  
ssfpost@mail.ru

Рассматриваются вопросы учета человеческого фактора в дизайне систем с генеративным искусственным интеллектом. Эрготехнические системы, учитывающие психологические, социокультурные, коммуникативные и эргономические аспекты, демонстрируют преимущества по сравнению с традиционными техническими системами. Технологии генеративного искусственного

интеллекта (ГИИ) позволяют создавать системы, повышающие удобство использования и соответствие коммуникации в человеко-машинной системе культурным и социальным контекстам.

**Ключевые слова:** генеративный искусственный интеллект, дизайн технических систем, эффективность, инженерная практика, человеческий фактор, эргономика.

**Введение.** Эргатические системы с высокой степенью автоматизации и адаптивности к пользователю, использующие информацию о рабочей среде, проникают во все сферы жизни, играя ключевую роль в обеспечении удобства, эффективности и безопасности человеческой деятельности [1]. Дизайн этих систем становится неотъемлемой частью инженерной практики, призванной обеспечить соответствие технологий потребностям и ожиданиям пользователей. В данном контексте концепция дизайна человеко-машинных систем с искусственным интеллектом приобретает особую важность, требуя глубокого понимания как технических, так и человеческих аспектов их функционирования [2]. Значительное внимание уделяется роли генеративного искусственного интеллекта (ГИИ) в дизайне симбиотической среды технических систем, который может использоваться для оптимизации процессов управления и автоматизации.

Взаимодействие между человеком и технологией становится все более тонким и интегрированным процессом, что выдвигает особые требования к психофизиологическим качествам пользователя. Эргатические системы с ИИ должны не только эффективно выполнять свои функции, но и учитывать особенности восприятия, поведения и предпочтений пользователей. В таблице 1 представлено сравнение основных факторов, влияющих на эффективность традиционных и с генеративным искусственным интеллектом эрготехнических систем и систем.

**Таблица 1. Факторы влияющие на эффективность эргатических систем**

Факторы	Классические эргатические системы	Эргатические системы с ГИИ	Комментарии
Психологические	Высокая зависимость от психофизиологического состояния оператора	Снижение влияния психологических факторов благодаря автоматизации	ИИ уменьшает нагрузку и стресс за счет автоматизации рутинных задач и контроля оператора
Физические	Оператор активно задействован в алгоритмах управления и контроля, важна эргономика рабочей среды	Меньшее влияние, так как оператор меньше вовлечен в физические процессы	В системах с ИИ роль оператора в физическом взаимодействии снижается, но эргономика все еще важна
Социокультурные	Важно соответствие культурным нормам и ожиданиям оператора	Могут адаптироваться к различным культурным контекстам	Системы с ГИИ лучше адаптируются к культурным различиям, что повышает их эффективность
Эргономические	Ключевой фактор, влияет на скорость и точность работы оператора	Эргономика интерфейсов улучшена благодаря интеллекту	ИИ может улучшить удобство использования за счет интуитивных ин-

		туальным системам	терфейсов и персонализации
<b>Технические</b>	Ограниченная автоматизация, высокие требования к надежности	Высокая автоматизация, система может самостоятельно обнаруживать и исправлять ошибки	Системы с ИИ более устойчивы к техническим сбоям благодаря самообучению и самодиагностике
<b>Информационные</b>	Ограниченные возможности обработки данных, высокая зависимость от оператора	ИИ обеспечивает точный и быстрый анализ данных и принятие решений	Системы с ИИ способны более эффективно обрабатывать большие объемы данных и принимать оптимальные решения
<b>Организационные</b>	Высокая зависимость от распределения ролей и обязанностей	ИИ снижает потребность в четкой организации за счет автоматизации задач	ИИ может уменьшить нагрузку на организационную структуру, взяв на себя часть рутинных задач
<b>Когнитивные</b>	Важно внимание, память и обучаемость оператора, его сенсомоторные характеристики	ИИ снижает когнитивную нагрузку, предоставляя поддержку в принятии решений	ИИ может поддерживать эффективную коммуникацию в рамках текущего контекста
<b>Мотивационные</b>	Высокая зависимость от мотивации оператора, влияет на производительность	ИИ может поддерживать мотивацию оператора через персонализированные интерфейсы и обратную связь	В системах с ИИ мотивационные аспекты могут быть поддержаны через адаптивные системы взаимодействия и поощрения

Системы, в которых учитывается человеческий фактор, демонстрируют преимущества во всех рассматриваемых аспектах. Удобство использования, соответствие социокультурным контекстам, этическая и безопасная работа, а также способность к обучению и адаптации делают такие системы более эффективными и привлекательными для пользователей и свидетельствуют о симбиозе между человеком и машиной.

В эргономике человеческие факторы трактуются как интегральные характеристики связи человека и машины в системе «человек-машина-среда» (СЧМС), проявляющиеся в конкретных условиях их взаимодействия при функционировании системы, направленном на достижение заданных целей [3]. Человеческие факторы – психофизиологические, психологические, социальные и коммуникативные качества, определяют качество и эффективность человеко-машинной связи.

Необходимо осознать влияние дизайна на восприятие и взаимодействие с техническими системами, особенно при использовании ГИИ. Дизайн играет решающую роль в создании удобных и интуитивно понятных, дружественных интерфейсов, которые могут значительно повысить эффективность работы пользователя, упростить процессы принятия решений, автоматизировать рутинные задачи и предоставлять ценные рекомендации на основе анализа данных [4]. Применение алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей позволяет создавать персонализированные пользовательские интер-

фейсы, которые адаптируются к индивидуальным потребностям и предпочтениям каждого пользователя [5]. Кроме того, развитие дизайна технических систем с применением искусственного интеллекта открывает новые возможности для создания инновационных продуктов и услуг.

Понимание человеческой психологии играет ключевую роль в разработке технических систем с искусственным интеллектом. Эффективное восприятие и интерпретация информации является ключом к успешному использованию системы. В среде интерфейса пользователь должен легко интерпретировать и воспринимать предоставляемую информацию. Психологические исследования показывают, что внимание пользователя ограничено, и он склонен игнорировать информацию, которая, по его мнению, не является релевантной для текущих целей [6]. Важно минимизировать количество избыточной информации и обеспечить фокусировку внимания оператора на ключевых элементах интерфейса. Человеческая память также имеет ограниченный объем, поэтому важно предоставлять пользователю структурированную информацию таким образом, чтобы он мог легко ее запоминать, воспроизводить и интерпретировать при необходимости [1]. Использование ясных и легко запоминаемых метафор и ассоциаций может помочь улучшить запоминаемость элементов интерфейса. Важно учитывать эти и другие факторы при проектировании систем с искусственным интеллектом. Системы должны быть способны адаптироваться к индивидуальным предпочтениям и стилю мышления пользователя, чтобы обеспечить наилучший пользовательский опыт [7].

Психологические аспекты играют решающую роль в создании систем, которые не только эффективно выполняют свои функции, но и максимально удобны и интуитивно понятны для пользователей. Учет этих аспектов при проектировании интерфейсов и алгоритмов работы системы способствует улучшению взаимодействия между человеком и искусственным интеллектом.

Отметим, что в среде интерфейса эргатической системы с ГИИ целесообразно использование нового контура внутрисистемной коммуникации в виде диалога оператора со своим электронным ассистентом – помощником, реализованным на базе языковых генеративных моделей [1]. Возникают новые формы групповой работы в симбиотической паре «оператор-электронный ассистент» [7], что позволяет создавать интуитивно понятные интерфейсы, обеспечивать мультимодальный доступ к документации и ситуативным интерпретациям состояний системы, делает их более привлекательными для пользователей и способствует их широкому принятию и применению.

Особенности эргономики классических интерфейсов и с генеративным интеллектом представлены в таблице 2.

**Таблица 2. Эргономические аспекты классических и с ГИИ интерфейсов**

Аспект	Классические интерфейсы	Интерфейсы с ГИИ
Гибкость взаимодействия	Фиксированные элементы	Свободные формы общения,

<b>вия</b>	управления и сценарии	адаптация под пользователя
<b>Обучаемость и адаптивность</b>	Требуют обучения пользователя, интерфейс неизменен	Система обучается и адаптируется к пользователю
<b>Контекстуальность</b>	Ограничен текущим экраном или задачами	Учитывает широкий контекст и историю взаимодействий
<b>Точность управления</b>	Высокий контроль и предсказуемость	Возможны неоднозначные ответы, сложнее контролировать
<b>Человеко-ориентированность</b>	Структурированные задачи и процессы	Ориентированы на естественность и удобство пользователя
<b>Сложность реализации</b>	Простая архитектура, предсказуемое поведение	Сложная архитектура, интеграция продвинутых алгоритмов
<b>Обратная связь</b>	Предсказуемая, заранее запрограммированная	Разнообразная, основанная на контексте и данных

Развитие технологий искусственного интеллекта приводит к значительным изменениям формы взаимодействия человека с техническими системами. Одним из важных аспектов этого взаимодействия является естественное речевое и невербальное общение. Развитие голосовых интерфейсов и технологий распознавания речи позволяет пользователям общаться с ИИ более естественно и интуитивно. Это снижает порог вхождения для пользователей и повышает удобство использования. Помимо этого, чат-боты и виртуальные ассистенты позволяют пользователям получать информацию и выполнять задачи с помощью естественного языка, упрощая процесс взаимодействия.

Эффективное обучение и обратная связь также играют важную роль. Системы машинного обучения могут адаптироваться на основе данных о поведении и эффективности пользователя в системе управления, улучшая качество своих рекомендаций и предложений. Механизмы обратной связи позволяют пользователям выражать свое мнение о работе системы, предлагать улучшения и вносить свои предпочтения, что способствует постоянному совершенствованию сервиса и удовлетворению потребностей пользователей.

Не менее важными являются прозрачность и объяснимость системы. Создание систем ИИ, которые могут объяснять свои решения и действия, способствует установлению доверия и увеличению принятия системы со стороны пользователя. Кроме того, соблюдение принципов этики и прозрачности в обработке и использовании данных пользователей способствует созданию доверительных отношений и поддерживает позитивное взаимодействие с системой [8].

**Заключение.** Одним из наиболее важных аспектов интерфейсов с ГИИ является коммуникационное взаимодействие. Развитие голосовых интерфейсов и чат-ботов значительно улучшило способы общения пользователя с системами ИИ, делая этот процесс более естественным и интуитивным. Важной составляющей также является персонализация и контекстуальное взаимодействие в реальном времени. Алгоритмы машинного обучения позволяют системам ИИ адаптировать свои рекомендации под индивидуальные предпочтения и ситуацию использования, что делает пользовательский опыт более глубоким, релевантным и эффективным. Однако для достижения такого уровня

взаимодействия требуется эффективное обучение системы и постоянная обратная связь от пользователей.

Прозрачность и объяснимость системы являются неотъемлемыми компонентами успешного взаимодействия с человеком. Понимание принципов работы, логики и причин принимаемых решений улучшает доверие пользователей к системе и стимулирует к ее более эффективному использованию. Результаты исследования подчеркивают, что эффективное взаимодействие с человеком является критически важным фактором в разработке технических систем с искусственным интеллектом.

### **Библиографический список**

1. Сергеев С.Ф. Введение в когнитивную эргономику и инженерную психологию: учебное пособие. – Москва; Вологда: Инфра-Инженерия, 2024.
2. Сергеев С.Ф., Левин Д.Н. Основы эргодизайна внутрикабинных интерфейсов авиационных систем. Учебное пособие. – Москва; Санкт-Петербург, изд-во ВВМ, 2024. –126 с.
3. Сергеев С.Ф. Методологические проблемы инженерной психологии и эргономики техногенного мира // Психологический журнал – 2022. – Том 43. – № 3. С. 25–33 [Электронный ресурс]. URL: <http://ras.jes.su/psy/s020595920020493-8-1> (дата обращения: 25.06.2022). DOI: 10.31857/S020595920020493-8
4. Сергеев С.Ф., Левин Д.Н., Игнатов А.Г. Искусственный интеллект в адаптивных внутрикабинных интерфейсах // Эргодизайн. – 2023. – № 4 (22). – С. 350–359. DOI: 10.30987/2658-4026-2023-4-350-359
5. Сергеев С.Ф. Психологические аспекты проблемы искусственного интеллекта // Институт психологии Российской академии наук. Организационная психология и психология труда. – 2020. – Т. 5. – № 4. – С. 33–53. DOI: 10.38098/ipran.opwp.2020.17.4.002
6. Сергеев А.В., Юсупова А.Ю., Сергеев С.Ф. Мультимерные интерфейсы в активной управляющей индуцированной виртуальной среде // Робототехника и техническая кибернетика. – 2022. – Том 10. – № 4. – С. 261–266. DOI: 10.31776/RTCJ.10403
7. Сергеев С.Ф. Интеллектуальный техносимбиоз в сложных человеко-машинных системах // Эргодизайн. – 2021. – № 1(11). – С. 70–76. – DOI: 10.30987/2658-4026-2021-1-70-76
8. Дубровский Д.И., Сергеев С.Ф. Проблема эргономической оценки эволюционирующих социотехнических систем с искусственным интеллектом // Эргодизайн. – 2022. – № 3(17). – С. 206–213. DOI: 10.30987/ 2658-4026-2022-3-206-213

## **FEATURES OF ERGONOMIC SYSTEMS WITH GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

*Nelly V. Shchyogoleva, Sergey F. Sergeev*

St. Petersburg State University,

199034, Russia, St. Petersburg, Universitetskaya nab., 7-9,

ssfpost@mail.ru

This paper addresses the consideration of human factors in the design of systems with generative artificial intelligence. Ergotechnical systems that take into account psychological, sociocultural, communicative, and ergonomic aspects demonstrate advantages over traditional technical systems. Generative artificial intelligence (GAI) technologies allow the creation of systems that enhance usability and ensure that communication within human-machine systems aligns with cultural and social contexts.

**Keywords:** generative artificial intelligence, technical system design, efficiency, engineering practice, human factors, ergonomics.

# ОПЫТ ПРИМЕНЕНИЯ БИБЛИОТЕКИ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ПОРОДНОГО СОСТАВА ЛЕСНЫХ НАСАЖДЕНИЙ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ АЭРОФОТОСЪЕМКИ

*Зотина Галина Витальевна*

Институт компьютерных наук и технологий при Пермском государственном национальном исследовательском университете  
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15  
pastuhova13@yandex.ru

*Эстер Мария Вадимовна*

Общество с ограниченной ответственностью «Центр космических технологий и услуг»,  
614038, Россия, г. Пермь, ул. Лаврова, 14,  
estermaria.study@gmail.com

*Кедров Александр Владимирович*

Общество с ограниченной ответственностью «Центр космических технологий и услуг»,  
614038, Россия, г. Пермь, ул. Лаврова, 14,  
kedalex@gmail.com  
<mailto:ekaterinazyankina@gmail.com>

В данной работе представлена методика анализа породного состава лесных насаждений на основе данных аэрофотосъемки с использованием библиотеки машинного зрения YOLOv8. В ходе исследования были разработаны процессы подготовки данных, обучения модели и оценки ее эффективности. Эксперименты показали, что YOLOv8 обеспечивает высокую точность детектирования и классификации деревьев, превосходя традиционные методы. Несмотря на достигнутые успехи, модель демонстрирует трудности при классификации отдельных пород, что указывает на перспективы дальнейшего совершенствования.

**Ключевые слова:** YOLOv8, машинное зрение, аэрофотосъемка, анализ лесных насаждений, детектирование объектов, классификация деревьев.

**Введение.** Леса играют ключевую роль в глобальной экосистеме, предоставляя важные экологические услуги, такие как поглощение углерода, сохранение биоразнообразия и регулирование водного цикла. В условиях роста антропогенного воздействия и изменения климата возрастает необходимость точного мониторинга состояния лесных экосистем. Одним из главных индикаторов их здоровья является породный состав, изменения которого могут свидетельствовать о деградации или трансформации экосистемы [1, 3].

Традиционные методы анализа, включая полевые исследования, имеют ряд ограничений, таких как высокая трудоемкость, затраты времени и ресурсов, а также сложности с охватом больших территорий. В последние годы все большее внимание уделяется данным аэрофотосъемки (АФС), которые позволяют получать информацию о лесах с высоким пространственным разрешением.

В данном исследовании предлагается использование библиотеки YOLOv8 для анализа породного состава лесов на основе данных АФС. YOLOv8 — это современная архитектура для детектирования объектов в реальном времени, сочетающая высокую скорость и точность. Этот подход снижает затраты на предобработку данных и повышает эффективность классификации, что особенно важно при работе с большими объемами данных [2, 4]. Цель исследования — разработка методики анализа породного состава лесных насаждений.

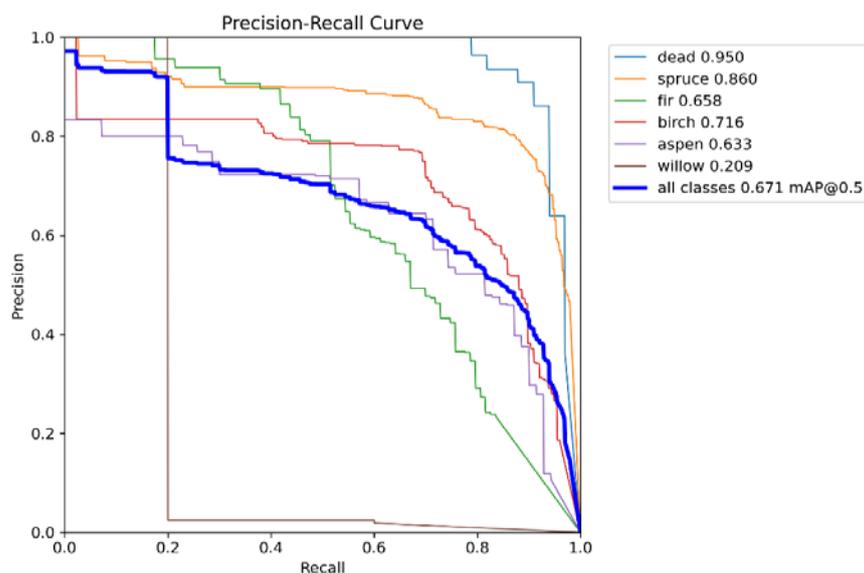
Существующие методы сталкиваются с несколькими проблемами. Во-первых, необходимо разрабатывать универсальные модели, которые смогут работать с данными, полученными с различных платформ [5, 6]. Во-вторых, методы машинного зрения требуют значительных вычислительных ресурсов и часто переобучаются на небольших выборках, что может приводить к нестабильным результатам на новых территориях. Эти ограничения указывают на необходимость создания более эффективных методов для анализа лесных насаждений на основе данных АФС.

Данные для исследования получены с помощью аэрофотосъемки (АФС) в Пермском крае. Использовались мультиспектральные изображения с высоким разрешением (до 10 см на пиксель), что позволило четко различать отдельные деревья. Ортофотопланы были разделены на изображения 640x640 пикселей, отобрано 275 квадратов для разметки. Эксперты аннотировали данные, указав породы деревьев, что обеспечило высокое качество разметки.

Для обучения модель были разделены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80:20. Проведена нормализация и аугментация данных (повороты, изменения яркости, контрастности, добавление шума), чтобы увеличить разнообразие обучающих изображений. Аннотации создавались с помощью CVAT, включая bounding boxes для каждого дерева. Всего было размечено шесть классов: береза (birch), осина (aspen), ель (spruce), пихта (fir), ива (willow), сухостой и мертвые деревья (dead).

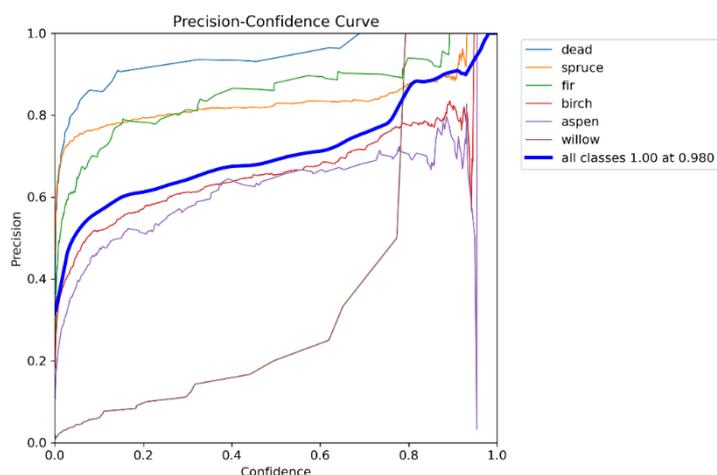
Обучение проводилось на GPU-кластере с использованием предобученных весов. Модель обучалась на 300 эпох с mini-batch 16, что обеспечило баланс между эффективностью и точностью. Входное изображение — 640 пикселей. Применялся стохастический градиентный спуск с адаптивной скоростью обучения. Оценка проводилась на валидационной выборке, что позволило избежать переобучения и оптимизировать параметры модели. Гиперпараметры были настроены методом случайного поиска для достижения наилучших результатов.

График Precision-Recall (точность-полнота) демонстрирует взаимосвязь между точностью и полнотой модели классификации для различных классов. Классы "dead" и "spruce" показывают наилучшие результаты, достигая значений mAP (средняя точность) 0.950 и 0.860 соответственно, что указывает на высокую точность при сохранении полной полноты.



**Рисунок 1. График Precision-Recall (точность-полнота)**

Средняя точность по всем классам составляет 0.671 при  $mAP@0.5$ , что свидетельствует о хорошем балансе между точностью и полнотой модели в

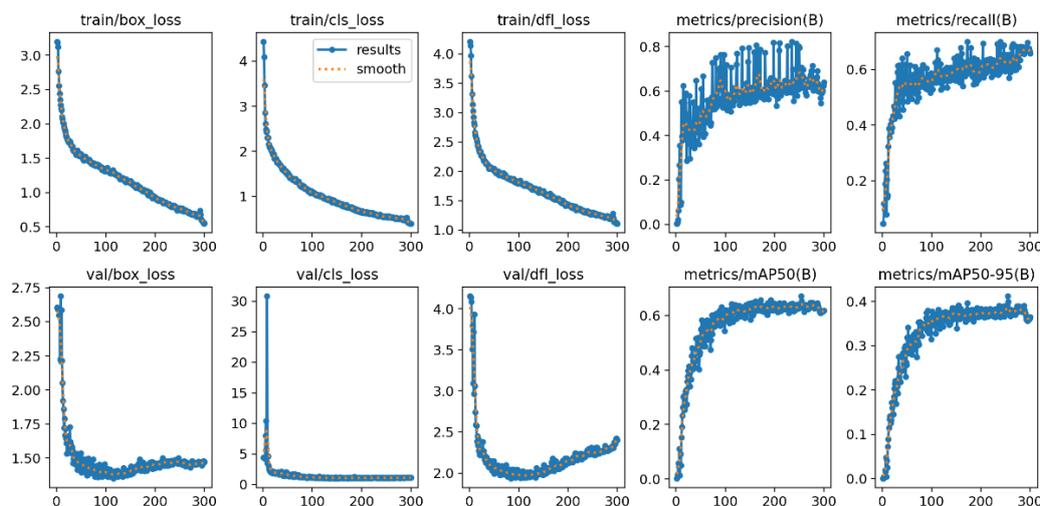


цел-

**Рисунок 2. График Precision-Confidence (точность-уверенность)**

ом. Классы "birch," "fir," и "aspen" демонстрируют умеренные значения  $mAP$ , в то время как "willow" имеет самую низкую  $mAP$  (0.209), что указывает на значительные проблемы в точности и полноте для этого класса. На графике Precision-Confidence представлена точность классификации модели для различных классов в зависимости от уровня уверенности. Классы "dead" и "spruce" достигают наивысшей точности, оставаясь близкими к значению 1 по всей шкале уверенности, что свидетельствует о высокой способности модели точно предсказывать эти классы. Средняя точность по всем классам достигает 1.0 при пороге уверенности 0.980, указывая на то, что при этом уровне уверенности модель делает исключительно правильные предсказания. Однако классы "birch," "aspen," и особенно "willow" демонстрируют гораздо более низкую точность, что указывает на необходимость улучшения модели

для повышения точности предсказаний для этих классов, возможно, путем оптимизации признаков или баланса данных.



**Рисунок 3. Графики обучения (train) и валидации (val)**

Графики отображают процесс обучения и валидации модели. В первой строке показаны метрики для обучения: убыток от координат bounding box (train/box\_loss), убыток от классификации (train/cls\_loss), убыток от dfl (train/dfl\_loss), точность (metrics/precision), полнота (metrics/recall) и среднее значение точности для IoU порогов от 0.5 до 0.95 (metrics/mAP50-95). Во второй строке аналогичные метрики представлены для валидации. По мере увеличения числа эпох наблюдается уменьшение убытков на тренировочных и валидационных данных, что свидетельствует о сходимости модели [7].

Для каждого тестового изображения модель выполняла детектирование объектов, после чего результаты детектирования сравнивались с эталонными данными, созданными экспертами. Основной целью тестирования было оценить, насколько точно модель может объединять деревья в кластеры (группы) и определять их породу. Результаты детектирования представлены ниже.

Изображение а) отображает исходный фрагмент леса, в то время как изображение б) демонстрирует вывод модели, которая идентифицировала 81 дерево: 3 ели, 2 пихты, 20 берез и 56 осин. Проблема дифференциации между березами и осинами особенно заметна, что указывает на необходимость увеличения и улучшения обучающего датасета.



a) b)

**Рисунок 4. Результаты определения пород по одно-тестовому изображению**

Данное распределение уверенности в классификации представлено на изображении с помощью меток, соответствующих предсказанным классам деревьев, и вероятностей.

Таким образом, постобработка результатов и их оценка показали, что предложенный метод с использованием YOLOv8 имеет высокий потенциал для применения в задачах мониторинга и анализа лесных насаждений, однако требует дальнейшей доработки для повышения точности и надежности в условиях реальной эксплуатации.

#### **Библиографический список**

1. Smith J., Brown A., Green R. Using Random Forests and Support Vector Machines for Forest Species Classification Based on Remote Sensing Data // *International Journal of Remote Sensing*. 2019. Vol. 40, no. 3. P. 1241-1262.
2. Johnson P., Williams D., Martin L. Advanced Convolutional Neural Networks for Tree Species Identification Using UAV-Based Hyperspectral Imagery // *Remote Sensing of Environment*. 2020. Vol. 242. Article ID 111750.
3. Hansen M. C., et al. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change // *Science*. 2013. Vol. 342, no. 6160. P. 850-853.
4. Potapov P., et al. Annual Monitoring of Global Forest Cover with MODIS Data // *Remote Sensing of Environment*. 2017. Vol. 202. P. 117-132.
5. Goetz S. J., et al. Mapping and Monitoring Conifer Mortality Using Remote Sensing // *Remote Sensing of Environment*. 2003. Vol. 84, no. 1. P. 41-53.
6. Mohan M., et al. Monitoring Forest Health Using Hyperspectral Remote Sensing Data and Machine Learning Algorithms // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2017. Vol. 63. P. 153-162.
7. Redmon J., et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 779-788.

# APPLICATION OF COMPUTER VISION LIBRARY FOR TREE SPECIES COMPOSITION ANALYSIS BASED ON AERIAL IMAGERY DATA

*Zotina Galina Vitalievna*

Institute of Computer Science and Technology at Perm State National  
Research University,  
15 Bukireva str., Perm, Russia, 614990  
pastuhova13@yandex.ru

*Esther Maria Vadimovna*

Limited Liability Company "Center for Space  
Technologies and Services",  
14 Lavrova str., Perm, 614038, Russia,  
estermaria.study@gmail.com

*Alexander Vladimirovich Kedrov*

Limited Liability Company "Center for Space  
Technologies and Services",  
14 Lavrova str., Perm, 614038, Russia,  
kedalex@gmail.com

This paper presents a methodology for analyzing tree species composition in forest stands using aerial imagery data and the YOLOv8 computer vision library. The study developed processes for data preparation, model training, and performance evaluation. Experiments showed that YOLOv8 provides high accuracy in detecting and classifying trees, outperforming traditional methods. Despite the achieved success, the model demonstrates difficulties in classifying certain tree species, indicating potential for further improvements.

**Keywords:** YOLOv8, computer vision, aerial imagery, forest stand analysis, object detection, tree classification.

УДК 004.946

## ВИРТУАЛЬНЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ В ИНТЕРФЕЙСАХ УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫМИ РОБОТАМИ

*Сергеев Алексей Викторович,*

*Плешаков Антон Олегович*

Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики (ЦНИИ РТК),  
194064, Россия, Санкт-Петербург, Тихорецкий пр-т, д. 21  
etechnician@gmail.com, a.pleshakov@rtc.ru

*Сергеев Сергей Федорович*

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,  
195251, Россия, Санкт-Петербург, Политехническая, 29

В статье рассматриваются способы организации интерфейсов в индуцированной виртуальной реальности для управления роботами-манипуляторами. Предлагаемое решение апробировано на реальном роботе и включает в себя универсальный решатель обратной задачи кинематики и планировщик траектории, поддерживает работу в траекторном режиме.

**Ключевые слова:** промышленный робот, индуцированная виртуальная реальность, человеко-машинный интерфейс, управление роботами, ситуационная осведомлённость.

**Введение.** Эффективность взаимодействия человека и робота существенно повышается с появлением и распространением устройств виртуальной реальности. Расширяются возможности представления информации и способов обеспечения управляющих воздействий со стороны оператора. Однако, человек имеет физиологические ограничения пропускной способности перцептивной системы, которая позволяет ему оперировать не более чем  $7 \pm 2$  объектами («магическое» число Миллера) [1]. Всё что превышает данный объем оператором не воспринимается. По нашему опыту мы знаем, что представить конфигурацию манипулятора по данным углов поворота шарниров для человека является очень сложной задачей.

**Постановка задачи, классификация виртуальных инструментов интерфейсов в виртуальной среде.** Наиболее естественным для человека является восприятие трёхмерного пространства [2]. Для его построения предлагается использовать заранее известные 3D-модели объектов, а также индуцированные модели объектов, построенные системами технического зрения и генеративного искусственного интеллекта, которые на основании контента и датчиков обратной связи формируются, конфигурируются и расставляются по виртуальной сцене. Здесь же на сцене расположены виртуальные интерфейсы управления объектами и параметрами индуцированной среды (Таблица 1).

**Таблица 1 Классификация виртуальных инструментов в индуцированных средах**

Категория	Тип	Описание	Примеры
<b>Функциональное назначение</b>	Управление роботом	Инструменты для управления движениями робота и выполнения операций	Виртуальные джойстики, манипуляторы
	Мониторинг и визуализация	Инструменты для отображения данных и состояния системы	Индикаторы, графики, 3D модели элементов управления
	Диагностика и настройка	Инструменты для анализа и настройки параметров	Диагностические панели, панели настройки
	Обучение и симуляция	Инструменты для моделирования и обучения	Виртуальные симуляторы, обучающие модули
<b>Тип взаимодействия</b>	Графические	Визуальные элементы интерфейса	Кнопки, меню, иконки, графики
	Гаптические	Инструменты с тактильной обратной связью	Виртуальные джойстики с вибрацией

	Аудиальные	Звуковые сигналы и голосовые команды	Голосовые ассистенты, звуковые сигналы
	Комбинированные	Инструменты с несколькими типами взаимодействия	Виртуальные рукоятки с визуальным и звуковым откликом
<b>Уровень интеграции</b>	Основные	Базовые инструменты интерфейса	Основные элементы управления и мониторинга
	Вспомогательные	Дополнительные функции и информация	Инструменты для анализа и диагностики, подсказки
<b>Степень автоматизации</b>	Ручные	Полностью управляемые оператором	Прямое управление роботом через виртуальные панели
	Полуавтоматические	Частично автоматизированные инструменты с ИИ	Автоматическое выполнение задач с подтверждением
	Автоматические	Полностью автоматизированные инструменты с ИИ	Алгоритмы автопилота, автоматическая диагностика и построение инструментов и индуцированной среды

Таким образом оператор, не имея возможности присутствовать непосредственно в рабочей зоне может видеть непосредственно связанную с ней её виртуальную копию, которую он использует для принятия решений и управления, что позволяет оптимизировать процессы распределения психофизиологических ресурсов человека в процессе выполнения профессиональной деятельности. Такая виртуальная среда (индуцированная реальность) может содержать элементы, которые строятся не в виде копии реального мира, а являются дополненными к нему понятными для человека элементами и метафорой управления [3]. Например, можно использовать двумерный интерфейс в виде плоской поверхности, висящей в пространстве рядом с управляемым объектом. Большинству людей интуитивно понятно, как осуществлять взаимодействие с подобного рода интерфейсами.

**Экспериментальные и конструкторские работы.** В ЦНИИ РТК несколько лет ведется разработка и исследования человеко-машинных интерфейсов для управления робототехническими системами, посредством использования интерфейсов виртуальной реальности [4–7].

Архитектуру системы управления можно условно разделить на несколько частей: оператор, устройства виртуальной реальности, приложение Unity, ROS и физический робот. Сцена Unity содержит цифровую модель робота и объекты окружения, графический пользовательский интерфейс. Джойстики позволяют оператору взаимодействовать с графическим интерфейсом и объектами (маркерами и виртуальными инструментами) на рабочей сцене. Модель робота обновляется по пакетам ROS, которые постоянно циркулируют между Unity и ROS. ROS управляет движениями через контроллеры робота, в которые передаётся управление и возвращаются данные о текущем состоянии робота. Эти данные затем передаются в Unity, где используются для отображения текущего состояния робота на виртуальной сцене. Оператор

ру кроме обычных двумерных интерфейсов доступны также и виртуальные инструменты, представляющие собой трёхмерные объекты на сцене, которые не имеют соответствующих аналогов в реальном мире.

В протестированной системе реализован режим копирующего управления, в котором нажатие курка оператором связывало заданное положение рабочего органа манипулятора с текущим положением руки оператора, все перемещения копировались в реальном времени. В виртуальном пространстве отображалось два манипулятора, один строился по данным от реального робота, а конфигурацию второго определял решатель обратной задачи кинематики исходя из заданного положения рабочего органа. Оператор может видеть одновременно движения реального робота и задаваемое им самим положение, к которому робот переходит по прямой линии от текущего положения.

Виртуальный интерфейс был протестирован на выборке из двенадцати испытуемых, имеющих различный опыт использования виртуальной реальности. Все участники успешно выполнили тестовое задание, а также высоко оценили простоту и интуитивность разработанного интерфейса управления.

**Заключение.** Для обеспечения быстрой, точной и безопасной работы управляемого оператором робота-манипулятора (эргатической робототехнической системы) необходимы пользовательские интерфейсы, обеспечивающие соответствие сложности решаемой задачи с возможностями оператора [8]. Интерфейсы в индуцированной виртуальной реальности позволяют компенсировать недостаток когнитивных и сенсомоторных возможностей оператора. В работе представлена удобная и интуитивно понятная система управления роботом.

### Библиографический список

1. Miller, George A. The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information // *Psychological Review*. – Vol. 63 (2), Mar 1956. – P. 81-97.
2. Сергеев С.Ф. Обучающие и профессиональные иммерсивные среды. – М.: Народное образование, 2009. – 432 с.
3. Сергеев С.Ф. Эргономические проблемы проектирования интерфейса на базе индуцированных виртуальных сред // *Мир Авионики*. – 2006. – № 3. – С. 62–67.
4. Сергеев А.В., Сергеев С.Ф. Редукция сложности в интерфейсах робототехнических и эргатических систем // *Робототехника и техническая кибернетика*. – 2019. – Т. 7. – № 2. – С. 109–118. – DOI 10.31776/RTSJ.7204. – EDN WRLEPI
5. Сергеев А.В., Титов В.В., Шардыко И.В. Индуцированная виртуальная среда управления манипулятором, предназначенным для работы с радиоактивными материалами // *Робототехника и техническая кибернетика*. – 2021. – Т. 9. – № 1. – С. 32–41. – DOI 10.31776/RTSJ.9104. – EDN JFOOYE
6. Сергеев А.В., Юсупова А.Ю., Сергеев С.Ф. Мультимерные интерфейсы в активной управляющей индуцированной виртуальной среде // *Робототехника и техническая кибернетика*. – 2022. – Т. 10. – № 4. – С. 261–266. – DOI 10.31776/RTSJ.10403. – EDN KWMSGK
7. Сергеев С.Ф., Сергеев А.В. Опознание объектов с переменными признаками, движущихся в организованных группах в виртуальном 3D пространстве // *Сборник тезисов XXIV съезда физиологического общества им. И.П. Павлова, Санкт-Петербург, 11–15 сентября 2023 года*. – Санкт-Петербург: ООО «Издательство ВВМ», 2023. – С. 523. – EDN WDFGWR
8. Сергеев С.Ф. Введение в когнитивную эргономику и инженерную психологию: учебное пособие. – Москва; Вологда: Инфра-Инженерия, 2024.

## VIRTUAL TOOLS IN INDUSTRIAL ROBOT CONTROL INTERFACES

*Aleksey V. Sergeev, Anton O. Pleshakov*

Central Research and Development Institute of Robotics  
and Technical Cybernetics (RTC),

194064, Russia, Saint Petersburg, Tikhoretsky Ave., 21

etechnician@gmail.com, a.pleshakov@rtc.ru

*Sergey F. Sergeev*

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University,

195251, Russia, Saint Petersburg, Polytechnicheskaya St., 29

ssfpost@mail.ru

The article discusses methods for organizing interfaces in induced virtual reality for controlling robotic manipulators. The proposed solution has been tested on a real robot and includes a universal inverse kinematics solver and a trajectory planner, supporting operation in trajectory mode.

**Keywords:** industrial robot, induced virtual reality, human-machine interface, robot control, situational awareness.

*Научное издание*

**Искусственный интеллект в решении  
актуальных социальных и экономических проблем XXI века**

Сборник статей по материалам Девятой всероссийской  
научно-практической конференции с международным участием

(г. Пермь, 17-18 октября 2024 г.)

Издается в авторской редакции

---

Подписано в печать 02.10.2024. Формат 60×90/16  
Усл. печ. л. 34,41. Тираж 28 экз. Заказ № 1402/2022.

---

Издательский центр  
Пермского государственного  
национального исследовательского университета  
614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15