



Госкорпорация «Росатом»



Первый Московский
государственный медицинский
университет имени И.М. Сеченова



ФГБОУ ВО «Кемеровский
государственный медицинский
университет» Минздрава России



Администрация Правительства
Кузбасса



ПАО «ВТБ»



ПАО Сбербанк



ФГБОУ ВО «Кемеровский
государственный университет»



ПАО МТС



ФГБНУ НИИ «Комплексных
проблем сердечно-сосудистых
заболеваний»



Нетрика Медицина



ГЭОТАР-Медиа



Кемеровский институт социально-
экономических проблем
здравоохранения



Кемеровская областная
ассоциация врачей



National Medical Commission



Ухайская больница монгольской
медицины и традиционной
китайской медицины

СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ Международного конгресса «ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ЗДРАВООХРАНЕНИИ: ОТ ПАРАДИГМЫ К ТЕОРИИ И ПРАКТИКЕ»

23-26 марта 2026 г.
МОСКВА-КЕМЕРОВО

УДК 004.8(082)

ББК 16.6я43

И 868

Искусственный интеллект в здравоохранении: от парадигмы к теории и практике: сборник материалов международного конгресса «Искусственный интеллект в здравоохранении: от парадигмы к теории и практике» (Кемерово, 23-26 марта 2026 г.) / отв. ред. Г.Н. Царик. – Кемерово : КемГМУ, 2026. – 553 с.

ISBN 978-5-8151-0382-5

В сборнике представлены секционные доклады участников Международного конгресса «Искусственный интеллект в здравоохранении: от парадигмы к теории и практике», который состоялся 23-26 марта 2026 года на базе Кемеровского государственного медицинского университета. Статьи отражают широкий круг современных проблем, связанных с использованием искусственного интеллекта в здравоохранении. Материалы сборника представляют научный интерес для биологов, медиков, организаторов здравоохранения, психологов, преподавателей, аспирантов и студентов. Материалы публикуются в авторской редакции.

ISBN 978-5-8151-0382-5

© ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный
медицинский университет» Минздрава России, 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ
МЕЖДУНАРОДНАЯ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ
«ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ НА СЛУЖБЕ ОХРАНЫ
ЗДОРОВЬЯ, ОРГАНИЗАЦИИ И ЭКОНОМИКИ
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ»

Секция 1

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – СТРАТЕГИЧЕСКАЯ
ПАРАДИГМА РАЗВИТИЯ ОТЕЧЕСТВЕННОГО
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

ДОСТИЖЕНИЯ И ГРАНИЦЫ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ	
Грачева Т.Ю., Сорокина В.А., Смирнова О.С.....	9
АНАЛИЗ ВОСПРИЯТИЯ ИНТЕГРАЦИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИЕ ОБУЧАЮЩИМИСЯ МЕДИЦИНСКИХ ВУЗОВ	
Гудаев Т.Р., Скорынина А.Д., Корбанова Т.Н.....	19
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКОВ РАЗВИТИЯ ЗАБОЛЕВАНИЙ	
Друзюк Р. А., Политова У.И.	27
ЦИФРОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ КАК ФАКТОР РАЗВИТИЯ РОССИЙСКОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ: СРАВНИТЕЛЬНО- АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР	
Попович А.Б.	33
ЦИФРОВАЯ ТРАНСФОРМАЦИЯ СИСТЕМЫ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ: РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	
Соколовский М.В.	45
ОЦЕНКА ЭКОНОМИЧЕСКОГО ЭФФЕКТА ОТ ВНЕДРЕНИЯ ПРОДУКТОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ	
Харлампенков Е.И.	53
ОБРАБОТКА БОЛЬШИХ ДАННЫХ (BIG DATA): АНАЛИЗ ЭЛЕКТРОННЫХ МЕДИЦИНСКИХ КАРТ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ТЕНДЕНЦИЙ ЗАБОЛЕВАЕМОСТИ	
Хомушку В.Ю., Шаповаленко Д.С.	62
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – СТРАТЕГИЧЕСКИЙ РЕСУРС РАЗВИТИЯ ОТЕЧЕСТВЕННОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ	
Царик Г.Н., Кудряшова И.А.	70

Секция 2

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ НА СЛУЖБЕ НАУКИ И ПРАКТИКИ

ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ПРОЦЕССЕ УПРАВЛЕНИЯ МЕДИЦИНСКОЙ ОРГАНИЗАЦИЕЙ

Друшляк И.А., Моднов И.Д. 84

РОБОТЫ-АССИСТЕНТЫ ХИРУРГОВ. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЛАПАРОСКОПИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЯХ

Палкина А.В., Танкова Л.Ш. 95

Секция 3

РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФОРМИРОВАНИИ СПЕЦИАЛИСТА МЕДИЦИНСКОГО ПРОФИЛЯ

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ОЦЕНКИ СОСУДИСТОГО ДОСТУПА ПРИ ТРАНСКАТЕТЕРНОЙ ИМПЛАНТАЦИИ АОРТАЛЬНОГО КЛАПАНА

Абрашкин Д. А., Бабарыкин В. О. 101

РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФОРМИРОВАНИИ СПЕЦИАЛИСТА МЕДИЦИНСКОГО ПРОФИЛЯ НА ПРИМЕРЕ ИГРОВЫХ ФОРМ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Батиевская В. Б. 108

ФОРМИРОВАНИЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ КОМПЕТЕНЦИЙ У СТУДЕНТОВ-МЕДИКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВИРТУАЛЬНЫХ ТРЕНАЖЕРОВ (НА БАЗЕ ПЛАТФОРМЫ NEURODOC)

Бурлуцкая А. В., Манько Д. Е., Зенкина Л. Р. 118

СТРАТЕГИИ МЕТАКОГНИТИВНОЙ РЕГУЛЯЦИИ И ВОВЛЕЧЕННОСТЬ В СФЕРУ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА СТУДЕНТОВ КЕМГМУ

Валиуллини Е. В. 128

ЦИФРОВЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ В ПРЕПОДАВАНИИ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ДИСЦИПЛИН В МЕДИЦИНСКОМ ВУЗЕ

Кудряшова И.А. 136

EVALUATING THE AWARENESS AND OPINION OF STUDENTS RELATED TO USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN TEACHING PUBLIC HEALTH AND HEALTHCARE: A QUALITATIVE QUESTIONNAIRE STUDY

Reshetnikov V.A., Nikolic Turnic T., Ekkert N.V. , Mikerova M.S., Shustikova E.A. , Trofimov A.V. 145

ОПЫТ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ВИЗУАЛИЗАЦИИ В ПРЕПОДАВАНИИ МЕДИЦИНСКОЙ МИКРОБИОЛОГИИ	
Соболева О. М., Леванова Л. А., Захарова Ю. В.	152
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – НОВЫЙ ПОДХОД К ПОДГОТОВКЕ СТУДЕНТОВ ВЫСШИХ МЕДИЦИНСКИХ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ УЧРЕЖДЕНИЯХ	
Цитко Е.А.	162

Секция 4

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МЕДИЦИНЕ И БИОЛОГИИ	
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ГИНЕКОЛОГИИ: МОБИЛЬНЫЕ ПРИЛОЖЕНИЯ И ТЕЛЕМЕДИЦИНА ДЛЯ ЖЕНСКОГО ЗДОРОВЬЯ	
Андриенко О. К., Инкина А. В.	178
ЭКЗОСКЕЛЕТЫ С ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ: ПОДДЕРЖКА ПАЦИЕНТОВ С ПАРАЛИЧОМ ИЛИ ОГРАНИЧЕННОЙ ПОДВИЖНОСТЬЮ	
Ачулаков К. С.	185
МОНИТОРИНГ СОСТОЯНИЯ ЗДОРОВЬЯ ДЕТЕЙ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ	
Биккулова А. М., Буланова Н. Б.	192
СИНТЕТИЧЕСКИЕ ДАТАСЕТЫ В ПСИХИАТРИИ: ТЕКУЩЕЕ СОСТОЯНИЕ, РИСКИ И ПРАКТИЧЕСКИЕ ОЖИДАНИЯ	
Богданов А. Я., Богданов Я. В.	203
NLP-ПРОФИЛИРОВАНИЕ РУССКОЯЗЫЧНЫХ ТЕКСТОВ В КЛИНИЧЕСКОЙ ПСИХИАТРИИ: DATA SCIENCE-ПОДХОД К ФОРМИРОВАНИЮ ЦИФРОВЫХ МАРКЕРОВ ШИЗОФРЕНИИ И ИХ СВЯЗЬ С PANSS	
Богданов А. Я., Богданов Я. В.	217
НАРУШЕНИЯ РЕЧИ ПРИ ШИЗОФРЕНИИ В СВЕТЕ ВЕРОЯТНОСТНОЙ МОДЕЛИ ЯЗЫКА В.В. НАЛИМОВА И СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА (NLP)	
Богданов А. Я., Богданов Я. В.	232
СКРИНИНГ И ПРЕДИКТИВНАЯ АНАЛИТИКА ОНКОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА ОСНОВЕ ИНТЕГРАЦИИ ГЕНОМНЫХ ДАННЫХ И ЖИДКОЙ БИОПСИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ	
Деменева Е. В., Дмитриева Ю. А.	242

ЧАТ-БОТЫ-ПСИХОЛОГИ: АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ПОДДЕРЖКА ПАЦИЕНТОВ С ПОСТТРАВМАТИЧЕСКИМ СТРЕССОВЫМ РАССТРОЙСТВОМ И ДЕПРЕССИЕЙ	
Кислова М. С., Галанина П. Ю.	253
ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В МЕДИЦИНЕ: РЕАЛИИ И НОВЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ	
Караваев В.Е., Варникова О.Р., Панова Н.В.	264
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В РАДИОЛОГИИ: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ АНАЛИЗ РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ, МРТ И КТ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ПАТОЛОГИЙ	
Кропачева М.А, Шлеина С.С.	272
АНАЛИЗ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ: СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА И ВРАЧЕЙ В ВЫЯВЛЕНИИ АНОМАЛИЙ	
Кучина А.Е. Лопатина В.С.	279
АЛГОРИТМИЧЕСКАЯ ДЕКОНВОЛЮЦИЯ СМЕСЕЙ ДНК НА ОСНОВЕ БАЙЕСОВСКИХ МЕТОДОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В СУДЕБНО-ГЕНЕТИЧЕСКОЙ ЭКСПЕРТИЗЕ	
Нурбаев С.Д., Почешхова Э.А.	285
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ИНСТРУМЕНТ ИНКЛЮЗИВНОЙ МЕДИЦИНЫ: АССИСТИВНЫЕ СИСТЕМЫ ДЛЯ ПАЦИЕНТОВ С НАРУШЕНИЯМИ ЗРЕНИЯ И СЛУХА	
Поддубная Д.Ю., Кузьмина В.А.	294
Разработка интеллектуального комплекса по диагностике неонатальной желтухи	
Саблинский А. И., Мозес В. Г., Николаева Е. В.	309
СЕМИОТИЧЕСКИЕ СБОИ В ДИАЛОГОВЫХ СИСТЕМАХ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА: ЗОНЫ «КОММУНИКАТИВНОГО РАЗРЫВА»	
Сафронова Е.Е.	322
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ИНСТРУМЕНТ ВНУТРЕННЕГО КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА В МЕДИЦИНЕ	
Смирнова О.С., Грачева Т.Ю.	328

Секция 5

ИСТОРИКО-ФИЛОСОФСКИЕ И ПРАВОВЫЕ АСПЕКТЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ — СТРАТЕГИЧЕСКАЯ ПАРАДИГМА РАЗВИТИЯ ОТЕЧЕСТВЕННОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ	
Батиевская В. Б.	339

ОТВЕТСТВЕННОСТЬ РАЗРАБОТЧИКОВ СЕРВИСОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ОБЛАСТИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ	
Еремина М. Р., Толмачева А. Е.	350
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ COVID-19 С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	
Журавлева В.А, Кара-Сал А.А.	357
ОТВЕТСТВЕННОСТЬ МЕДИЦИНСКИХ РАБОТНИКОВ ЗА ОШИБКИ, СВЯЗАННЫЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	
Иванова Е.А., Тененева Н.О.	366
ОТВЕТСТВЕННОСТЬ ЗА ОШИБКИ ИИ: КТО НЕСЕТ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ, ЕСЛИ АЛГОРИТМ СТАВИТ НЕВЕРНЫЙ ДИАГНОЗ?	
Левина С.А., Валиахметова В.Д.	372
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МЕДИЦИНСКОМ ОБРАЗОВАНИИ: ВОЗМОЖНОСТИ, ДОКАЗАТЕЛЬНОСТЬ И УСЛОВИЯ БЕЗОПАСНОГО ВНЕДРЕНИЯ	
Пивовар О. И., Селин И. И.	383
СНИЖЕНИЕ КОЛИЧЕСТВА ВРАЧЕБНЫХ ОШИБОК С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	
Санина О.А., Щербинина К.С., Талашкина А.А.	399
ЭТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ	
Светчикова А.К., Чульдун Ш.Р.	406
РОЛЬ И ЗНАЧЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРЕПОДАВАНИИ ЭКОНОМИКИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ	
Харинский а.д., Эльберт А.П.	413
ПРОБЛЕМЫ ВНЕДРЕНИЯ ПРОДУКТОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗДРАВООХРАНЕНИЕ РЕГИОНА	
Харлампенков Е.И.	423

Секция 8

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРАКТИЧЕСКОЙ МЕДИЦИНЕ

ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ПРОЦЕССЕ УПРАВЛЕНИЯ МЕДИЦИНСКОЙ ОРГАНИЗАЦИЕЙ	
Друшляк И.А., Моднов И.Д.	432

МЕДИКО-СОЦИАЛЬНЫЕ АСПЕКТЫ ПРОФИЛАКТИЧЕСКОГО ПОВЕДЕНИЯ В ОТНОШЕНИИ МЕЛАНОМЫ СРЕДИ ОБЛУЧАЮЩИХСЯ	
Кислова М. С., Галанина П. Ю.	442
ОПЫТ КУЗБАССА В УПРАВЛЕНИИ МЕДИЦИНСКОЙ ПОМОЩЬЮ: ОРГАНИЗАЦИЯ ВЫЯВЛЕНИЯ КОГНИТИВНЫХ НАРУШЕНИЙ У ЛИЦ СТАРШЕ 60 ЛЕТ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ	
Царик Г.Н., Воронина Е.А., Корбанова Т.Н.	457
РОБОТЫ-АССИСТЕНТЫ ХИРУРГОВ: ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЛАПАРОСКОПИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЯХ (НА ПРИМЕРЕ РОБОТ-АССИСТИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ DA VINCI)	
Шабанов Р.Г., Толченицын А.В.	477
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ВРАЧА ПРИ ПОМОЩИ ЦИФРОВОГО АССИСТЕНТА	
Литунова А. А., Гончаров В.В.	491
Искусственный интеллект в маммографии и выявлении рака молочной железы	
Семечкова А. С., Садыкова Т. А.	516
КЛИНИКО-ЭКОНОМИЧЕСКИЕ ПРЕИМУЩЕСТВА ЭНДОВАСКУЛЯРНОГО ЛЕЧЕНИЯ ДМПП У ДЕТЕЙ ПЕРЕД ОТКРЫТОЙ ХИРУРГИЕЙ	
Четошников Е.Р., Гончарова А.С.	522
РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДЕРМАТОВЕНЕРОЛОГИИ	
Янец О. Е.	531
ЧАТ-БОТЫ-ПСИХОЛОГИ: АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ПОДДЕРЖКА ПАЦИЕНТОВ С ПОСТТРАВМАТИЧЕСКИМ СТРЕССОВЫМ РАССТРОЙСТВОМ И ДЕПРЕССИЕЙ — ВОЗМОЖНОСТИ И ОГРАНИЧЕНИЯ НА СОВРЕМЕННОМ ЭТАПЕ	
Елистратова А.А., Коннова Е.А.	540
ВАКЦИНАЦИЯ ДЕТЕЙ В СТРАНАХ БРИКС. СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ НАЦИОНАЛЬНЫХ КАЛЕНДАРЕЙ ПРИВИВОК РОССИИ И ИНДИИ: ВЫЗОВЫ ДЛЯ ЦИФРОВИЗАЦИИ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	
Гур Е.С., Каслина А.А.	545

**МЕЖДУНАРОДНАЯ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ
«ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ НА СЛУЖБЕ ОХРАНЫ
ЗДОРОВЬЯ, ОРГАНИЗАЦИИ И ЭКОНОМИКИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ»**

**Секция 1
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – СТРАТЕГИЧЕСКАЯ
ПАРАДИГМА РАЗВИТИЯ ОТЕЧЕСТВЕННОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ**

**ДОСТИЖЕНИЯ И ГРАНИЦЫ ПРИМЕНЕНИЯ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ**

Грачева Т.Ю.¹, Сорокина В.А.², Смирнова О.С.³

¹Заместитель главного врача, д.м.н; ²главный врач, к.м.н., ³врач-методист

ГБУЗ Кузбасская клиническая психиатрическая больница, Россия, г.
Кемерово

Аннотация. Последние несколько лет искусственный интеллект (ИИ) в здравоохранении расширяет «горизонты» диагностического и лечебного процессов и помогает в принятии решений. ИИ имеет высокую эффективность в прогнозировании, проведении аналитического анализа и диагностике. В статье рассматриваются основные направления и области применения ИИ. Особое внимание уделяется его двойственной природе: с одной стороны - неограниченные возможности, благодаря глубокому обучению нейросетей и возможности обрабатывать большое количество данных, повышая точность диагностики и качество принятия решений. С другой стороны - серьезные риски при использовании. Поэтому важно оценить последствия и ответственно подойти к вопросу интеграции ИИ в здравоохранение.

Ключевые слова: искусственный интеллект, цифровое здравоохранение, предиктивная аналитика, персонализированная медицина, этические проблемы искусственного интеллекта.

ACHIEVEMENTS AND LIMITS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPLICATIONS IN MEDICINE

Gracheva T.Y., Sorokina V.A, Smirnova O.S.

Abstract. Over the past few years, artificial intelligence (AI) in healthcare has expanded the horizons of diagnostic and treatment processes and aided in decision-making. AI is highly effective in forecasting, analytical analysis, and diagnostics. This article examines the main areas and applications of AI. Particular attention is paid to its dual nature: on the one hand, it offers unlimited possibilities thanks to deep learning neural networks and the ability to process large amounts of data, improving diagnostic accuracy and decision-making. On the other hand, there are serious risks associated with its use. Therefore, it is important to assess the implications and approach the integration of AI into healthcare responsibly.

Keywords: artificial intelligence, digital healthcare, predictive analytics, personalized medicine, ethical problems of artificial intelligence.

Цель исследования: Комплексный анализ ключевых направлений внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в систему здравоохранения, оценка текущих достижений, идентификация основных этико-правовых и экономических барьеров.

Материалы и методы: Проведен описательный обзор современных научных публикаций в российской и зарубежной литературе, аналитических отчетов регуляторных органов (FDA, Росздравнадзор), а также затронуты основные положения Национальной стратегии развития искусственного интеллекта до 2030 года.

Главные выводы: ИИ демонстрирует высокую эффективность как инструмент поддержки принятия врачебных решений, превосходя человека в

скорости обработки большого объема данных (Big Data) и выявлении скрытых паттернов. Однако внедрение сдерживается проблемой «черного ящика», несовершенством нормативной базы, риском усиления социального неравенства и отсутствием прозрачных экономических моделей.

Ключевой тезис: ИИ не заменяет врача, а выступает в роли «ассистента», «когнитивного помощника», усиливая его компетенции.

Современный этап развития общества характеризуется тотальной цифровой трансформацией, основным катализатором которой выступает искусственный интеллект. В рамках Национальной стратегии развития ИИ до 2030 года и федерального проекта «Создание единого цифрового контура в здравоохранении» перед здравоохранением поставлена задача по внедрению технологий, позволяющих автоматизировать анализ медицинских изображений, прогнозировать течение заболеваний и оптимизировать организационно-управленческие процессы. Несмотря на очевидные перспективы, в профессиональном сообществе сохраняется полярность мнений. Сторонники ИИ акцентируют внимание на его способности к обработке гетерогенных массивов большого объема данных (Big Data), отсутствию синдрома эмоционального выгорания, и усталости, которое возникает у медицинских работников при длительной работе на пределе физических и моральных возможностей. Противники указывают на фундаментальную невозможность алгоритмизации таких важных моментов, как эмпатия, сочувствие и клиническая интуиция. Снижение мотивации медицинских работников в профессиональном развитии, обучения и совершенствования клинических навыков, вызванное делегированием части задач и функционала ИИ [8, с. 42].

В медицинском контексте под ИИ понимается комплекс программных средств, основанных на алгоритмах машинного и глубокого обучения, способных решать конкретные прикладные задачи: классификация

изображений (компьютерное зрение), прогнозирование исходов, распределение пациентов по группам риска.

Основные области применения ИИ в здравоохранении условно можно разделить на три функциональных блока: лечебно-диагностический, научно-исследовательский и административно-организационный.

Лечебно-диагностический или диагностика и прогнозирование. В настоящее время это наиболее развивающаяся и зрелая область внедрения ИИ. Алгоритмы компьютерного зрения успешно конкурируют с врачами-рентгенологами для выявления и описания патологических процессов во всех тканях и органах [3, с. 12; 4, с. 450; 6, с. 18; 8, с. 36]. Предиктивная аналитика: Разработаны модели, позволяющие с высокой чувствительностью прогнозировать развитие септического состояния за 6–12 часов до манифестации клинических симптомов [17, с. 7]. ИИ используется для идентификации жизнеспособных эмбрионов при ЭКО [6, с. 17], прогнозирования рецидивов онкологических заболеваний и развития внутрибольничных инфекций [2, с. 247,251]. Персонализация терапии: глубокий молекулярный анализ позволяет подбирать оптимальные дозировки и схемы лекарственных препаратов для пациентов в онкологической практике.

Ускорение научных исследований и разработка лекарств. ИИ выступает инструментом семантического анализа: он способен обрабатывать миллионы научных статей и клинических записей для идентификации новых биомаркеров и потенциальных терапевтических мишеней. Это сокращает этап доклинических исследований с 5–7 лет до 1–2 лет (Insilico Medicine). Методы машинного обучения активно внедряются фармацевтическими компаниями для анализа больших объемов данных о химических соединениях, что позволяет учёным повышать эффективность и безопасность разрабатываемых препаратов [3, с. 23]. Примером служит исследование, проведённое группой учёных и представленное в статье журнала Nature в 2020 году (Stokes et al.).

Используя глубокую нейронную сеть, исследователи обработали миллиард молекул и проверили сотни миллионов возможных комбинаций, выделив восемь уникальных соединений с потенциальной антибактериальной активностью, причём их структуры сильно отличались от существующих антибиотиков.

Оптимизация работы медицинских учреждений. Административный сектор перегружен рутинной документацией. Технологии речевой аналитики (speech-to-text) позволяют врачу генерировать структурированные протоколы осмотра в режиме реального времени, не отвлекаясь от беседы с пациентом. Пример. Кроме того, ИИ может эффективно прогнозировать загрузку приемного отделения, планировать график работы персонала и движение коечного фонда.

Одним из главных преимуществ ИИ является его устойчивость и стабильность. Человеку свойственно снижение внимания к концу смены, эмоциональное выгорание и «усталость от сострадания». Интеллектуальные системы лишены этих ограничений. Алгоритмы ИИ позволяют повысить точность ранней диагностики, выявляя патологии на субклиническом уровне. Высвободить временные ресурсы врача для непосредственного взаимодействия с пациентом. Обеспечить комплексный анализ данных, установить и выявить связи, которые неочевидны для человека.

Ограничения и риски, возникающие при работе с ИИ.

Современное состояние правового регулирования (в частности, Федеральный закон № 323-ФЗ «Об основах охраны здоровья граждан в РФ» в его текущей редакции) не в полной мере регламентирует статус медицинского изделия с ИИ. Данный пробел порождает комплекс проблем. Кто несет ответственность за врачебную ошибку, если решение было принято на основании ошибочного вывода ИИ: разработчик программного обеспечения, медицинская организация или лечащий врач? Также остаются открытыми

вопросы информированного добровольного согласия при использовании ИИ и риски утечки биометрических данных.

Проблема «черного ящика» [1, с. 91; 3, с. 14; 7, с. 51; 8, с. 45]. Большинство алгоритмов глубокого обучения (нейросети) работают по принципу не интерпретируемых моделей. Врач видит результат, но не знает, на основании каких именно признаков (пикселей, значений анализов, их комбинаций) система приняла это решение. Отсутствие «прозрачности» понимание логики принятия решений делает невозможным верификацию вывода и подрывает доверие клинициста. Если говорить о пациенте, то перед подписанием информированного согласия на использование любого вида лечения, он должен понимать риски и преимущества при его использовании [1, с. 92; 3, с. 35]. Как это сделать в случае с ИИ остается открытым с точки зрения этики, так как без понимания процесса принятия решения взвешенное решение принять трудно.

Предвзятость и цифровое неравенство. ИИ восприимчив к качеству «входных данных». Если обучающая выборка составлена из данных пациентов крупных федеральных центров, модель демонстрирует резкое падение точности при работе в сельских больницах или регионах с низким уровнем ресурсного обеспечения. Также существует риск усугубления неравенства в доступе к качественной медицине [3, с. 11; 7, с. 52]. Поэтому крайне важно, чтобы обучающие наборы учитывали этническое, гендерное, географическое и социально-экономическое разнообразие популяции.

Экономическая неопределенность. Внедрение ИИ увеличивает стоимость медицинской помощи на этапе закупки и интеграции (МИС) [11, с. 45]. В настоящий момент отсутствует ясность относительно источников финансирования: будут ли технологии ИИ оплачиваться в рамках Программы государственных гарантий (ОМС), приведет ли это к удорожанию

медицинской помощи. Экономическая оценка подобных технологий требует разработки отдельных методик расчета затрат и выгод.

Перспективы развития и будущие тенденции.

Дальнейшее развитие отрасли будет связано не столько с созданием новых алгоритмов, сколько с их интеграцией и адаптацией. Объединение данных различных типов (изображения, текст, аудио) в единые модели. Развитие методов объяснимого искусственного интеллекта, позволяющих врачу понимать ход рассуждений алгоритма. Создание виртуальных моделей пациента для тестирования схем лечения «in silico» до применения их в клинической практике. Роботизированная хирургия: переход от телеуправления к автономным действиям роботов под контролем ИИ в условиях стерильного поля.

Заключение: Искусственный интеллект не способен одномоментно разрешить все проблемы здравоохранения. Это лишь инструмент, который подобно микроскопу, расширяющий границы восприятия врача. Чувство страха замены специалиста уступает место концепции симбиоза: ИИ берет на себя рутинные вычисления и поиск типового решения задачи. Врач, в свою очередь, сохраняет за собой право принятия решения и его этическую оценку. Достижение этого взаимодействия требует продуманного комплексного подхода. Поэтому без решения вопросов регулирования, интерпретируемости и справедливого распределения ресурсов даже самые совершенные алгоритмы рискуют остаться лишь предметом академического интереса. Будущее медицины — за синтезом искусственного интеллекта и человеческого опыта, сострадания и клинического мышления.

Литература/References:

1. Актуальное состояние системы здравоохранения в контексте внедрения искусственного интеллекта / Е. А. Берсенева, А. В. Матвиенко, М. С. Умнов, Г. И. Карунас // Вестник Росздравнадзора. – 2025. – № 5. – С. 89-95.
2. Асеева, И. А. Социальные роли искусственного интеллекта. Часть 2. Искусственные системы с интеллектом в научных исследованиях и медицинской практике / И. А. Асеева // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Экономика. Социология. Менеджмент. – 2024. – Т. 14, № 5. – С. 240-255. – DOI 10.21869/2223-1552-2024-14-5-240-255.
3. Бердугин, В. А. Медицинский искусственный интеллект. Реальность, перспективы, иллюзии и угрозы / В. А. Бердугин, Т. Е. Романова. – Москва : ФГБУ ГнЦ ФМБЦ им. А.И. Бурназяна ФМБА России, 2025. – 186 с. – ISBN 978-5-93064-343-5.
4. Бредихин, Н. Д. Системы поддержки принятия решений в медицине: применение в диагностике и лечении в условиях телемедицины / Н. Д. Бредихин // Мировые научные достижения естественно-научных и социально-гуманитарных исследований: от теории к практике : Сборник научных статей III Международной научно-практической конференции, Москва, 28 февраля 2025 года. – Москва: ООО "Симметрия", 2025. – С. 448-452.
5. Гусев, А. В. Осведомленность и мнения руководителей в сфере здравоохранения России о медицинских технологиях искусственного интеллекта / А. В. Гусев, О. Ю. Реброва // Врач и информационные технологии. – 2023. – № 1. – С. 28-39. – DOI 10.25881/18110193_2023_1_28.
6. Жариков, О. Г. Реалии и перспективы развития искусственного интеллекта в медицине / О. Г. Жариков, А. А. Литвин, А. В. Жарикова //

Медико-биологические проблемы жизнедеятельности. – 2025. – № 1(33). – С. 15-21. – DOI 10.58708/2074-2088.2025-1(33)-15-21.

7. Иванов, И. В. Основы искусственного интеллекта в здравоохранении: глоссарий для медицинских работников / И. В. Иванов, Е. А. Берсенева, М. С. Умнов // Вестник Росздравнадзора. – 2024. – № 6. – С. 47-53.

8. Искусственный интеллект в здравоохранении : учебное пособие / М. П. Потапов, А. В. Павлов, М. Ю. Котловский [и др.]. – Ярославль : ИПК «Индиго», 2024. – 72 с. – ISBN 978-5-91722-569-2.

9. Использование машинного обучения для прогнозирования онкологических заболеваний на основе данных электронных медицинских карт: автоматизированный подход к скринингу / А. Д. Ермак, Д. В. Гаврилов, Р. Э. Новицкий и др. // Вопросы онкологии. – 2025. – № 4. – С. 914-926.

10. Морозов, Д. Ю. Искусственный интеллект в системе здравоохранения. Клинические рекомендации / Д. Ю. Морозов, В. В. Омеляновский, В. К. Федяева // Менеджер здравоохранения. – 2025. – № 9. – С. 58-67. – DOI: 10.21045/1811-0185-2025-9-58-67.

11. Морозов, Д. Ю. Нужен ли искусственный интеллект системе здравоохранения? / Д. Ю. Морозов, В. В. Омеляновский // Медицинские технологии. Оценка и выбор. – 2024. – № 4. – С. 40-48.

12. Попова, Е. С. Искусственный интеллект в медицине: от диагностики до персонализированного лечения / Е. С. Попова, Ю. В. Скибин // Мехатроника, автоматизация и управление на транспорте: МАТЕРИАЛЫ VII ВСЕРОССИЙСКОЙ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ, Самара, 04 апреля 2025 года. – Самара: Приволжский государственный университет путей сообщения, 2025. – С. 157-159.

13. Тюмина, О. Внедрение технологий искусственного интеллекта в работу контакт-центра медицинской организации / О. Тюмина, А. Бугаков, О. Самыкина // Менеджмент качества в медицине. – 2025. – № 2. – С. 106-110.

14. Филина, Ю. С. Использование искусственного интеллекта в медицинских организациях / Ю. С. Филина, И. М. Колесникова // Госпитальная медицина: наука и практика. – 2024. – Т. 7, № 1. – С. 66-74. – DOI 10.34852/GM3CVKG.2024.50.53.009.

15. Шитова, С. Н. Применение искусственного интеллекта для совершенствования оказания медицинской помощи / С. Н. Шитова, Д. П. Солодухина // Здоровье населения и качество жизни : Материалы XII Всероссийской научно-практической конференции с международным участием, Санкт-Петербург, 29 марта 2025 года. – Санкт-Петербург: Северо-Западный государственный медицинский университет им. И.И. Мечникова, 2025. – С. 445-452.

16. El Arab RA, Al Moosa OA, Albahrani Z, et al. Integrating Artificial Intelligence into Perinatal Care Pathways: A Scoping Review of Reviews of Applications, Outcomes, and Equity. Nurs Rep. 2025 Jul 31;15(8):281. doi: 10.3390/nursrep15080281. (Интеграция искусственного интеллекта в перинатальную помощь: обзор обзоров применения, результатов и справедливости)

17. El Arab RA, Almoosa Z, Alkhunaizi M, et al. Artificial intelligence in hospital infection prevention: an integrative review. Front Public Health. 2025 Apr 2;13:1547450. doi: 10.3389/fpubh.2025.1547450. (Искусственный интеллект в профилактике внутрибольничных инфекций: комплексный обзор)

АНАЛИЗ ВОСПРИЯТИЯ ИНТЕГРАЦИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИЕ ОБУЧАЮЩИМИСЯ МЕДИЦИНСКИХ ВУЗОВ

Гудаев Т.Р., Скорынина А.Д., Корбанова Т.Н.

Научный руководитель – старший преподаватель кафедры, к.м.н., Т.Н.

Корбанова

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Исследование посвящено оценке восприятия технологий искусственного интеллекта (ИИ) студентами-медиками в контексте цифровой трансформации здравоохранения. Методом анонимного анкетирования 56 студентов сибирских медицинских вузов выявлена полная осведомленность об ИИ при преобладании нейтрального или осторожного отношения. Респонденты единогласно поддерживают вспомогательную роль ИИ, выделяя наиболее перспективными направлениями мониторинг пациентов и автоматизацию документооборота, а ключевыми рисками — ошибки алгоритмов и сокращение рабочих мест. Результаты указывают на необходимость интеграции систематического обучения по основам и этике ИИ в медицинское образование.

Ключевые слова. Искусственный интеллект, цифровое здравоохранение, медицинское образование, восприятие технологий, этика ИИ

ANALYSIS OF PERCEPTION OF THE INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN HEALTHCARE BY MEDICAL UNIVERSITY STUDENTS

Gudaev T.R., Skorynina A.D., Korbanova T.N.

Scientific supervisor - Senior Lecturer of the Department, k.m.n., T.N. Korbanova
*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A.D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. The study evaluates the perception of artificial intelligence (AI) technologies among medical students in the context of digital transformation of healthcare. An anonymous survey of 56 students from Siberian medical universities revealed full awareness of AI with a predominant neutral or cautious attitude. Respondents unanimously support the supporting role of AI, highlighting patient monitoring and document automation as the most promising areas, and algorithm errors and job cuts as key risks. The results point to the need to integrate systematic training on the fundamentals and ethics of AI into medical education.

Keywords. Artificial intelligence, digital healthcare, medical education, medical students, technology perception, AI ethics, personnel readiness.

Введение

Цифровая трансформация здравоохранения является одним из определяющих трендов современной медицины. Технологии искусственного интеллекта (ИИ) находят применение в диагностике, персонализированном лечении, управлении потоками пациентов и фармацевтических исследованиях, становясь важным инструментом повышения эффективности и качества медицинских услуг [1]. Однако внедрение ИИ сопряжено с комплексом этических, правовых и социальных вызовов, включая вопросы ответственности за принимаемые алгоритмами решения, защиту

конфиденциальности данных и потенциальное влияние на клиническое мышление врачей [3]. Отчасти эти опасения подтверждаются на международном уровне: эксперты по безопасности пациентов ставят риски, связанные с «галлюцинациями» ИИ, ошибками алгоритмов и смещением ответственности, на первое место в списке технологических угроз для здравоохранения [4].

Широкое практическое внедрение технологий искусственного интеллекта в российском здравоохранении подтверждается охватом около 1,8 тысячи медицинских организаций в 72 регионах, где системы компьютерного зрения демонстрируют среднюю точность диагностики до 87% и повышают скорость диагностических процессов на 50% [2]. Студенты представляют собой ключевую группу, от адаптации которой зависит будущее внедрение инноваций [6, с. 2]. Понимание их текущего уровня осведомленности, отношения и опасений является критически важным для разработки эффективных образовательных стратегий, отвечающих требованиям времени. Интересно, что подобные опасения — угроза конфиденциальности данных и риск диагностических ошибок — являются универсальными и разделяются студентами-медиками в разных исследованиях. Так, работа Ахапкиной О.Р. и соавт. показала, что студенты также выделяют в качестве главных рисков угрозу конфиденциальности данных (66,1%) и ошибки в диагностике (64,3%) [5, с. 184]. Это согласуется с консенсусным мнением будущих врачей о том, что ИИ должен играть вспомогательную, а не автономную роль, поддерживая, а не заменяя врачебные решения [7, с. 63].

Цель исследования – Изучение представлений и ожиданий обучающихся медицинских вузов в отношении внедрения технологий ИИ в здравоохранение.

Задачи:

1. Определить общую информированность студентов-медиков об

искусственном интеллекте и проанализировать их отношение к его использованию в клинической практике.

2. Провести анкетирование обучающихся медицинских вузов Сибирского региона для выявления перспективных и рискованных направлений внедрения ИИ в здравоохранение.

3. Оценить результаты и сделать выводы.

Объект и методы исследования

Объект исследования – 56 студентов медицинских вузов Сибирского региона: ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения России (далее - ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России) 23 человека (41,1%); ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения России (далее - ФГБОУ ВО НГМУ Минздрава России) 13 человек (23,2%); ФГБОУ ВО «Сибирский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения России (далее - ФГБОУ ВО СибГМУ Минздрава России) 20 человек (35,7%).

Проведено анонимное онлайн-анкетирование с использованием оригинальной анкеты, включающей вопросы об осведомленности, отношении, ожиданиях и рисках применения ИИ. Обработка данных выполнена методами описательной статистики в Microsoft Excel 365.

Проведен анализ научной литературы, проведено анкетирование студентов с последующим обобщением полученной информации.

Результаты и их обсуждения

Анализ данных анкетирования позволил получить следующие результаты. Все участники опроса (100%, n=56) указали на знакомство с базовым понятием «искусственный интеллект». Распределение ответов о личном отношении к применению ИИ в здравоохранении показало, что наибольшая доля респондентов (48%, n=27) заняла нейтральную позицию.

Положительное отношение выразили 32% (n=18) студентов, а отрицательное — 20% (n=11). Преобладание нейтральной оценки отражает прагматичный подход респондентов, осознающих как потенциальные выгоды цифровизации, так и сопутствующие риски.

Изучение анкет выявило отличия в структуре мнений между вузами. Нейтральная позиция преобладала во всех учебных заведениях, сильнее всего выраженная в ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России (52,4%, n=11) и ФГБОУ ВО СибГМУ Минздрава России (50,0%, n=11). При этом наиболее позитивный настрой зафиксирован среди студентов ФГБОУ ВО НГМУ Минздрава России (46,1%, n=6 положительных ответов), тогда как в ФГБОУ ВО СибГМУ Минздрава России и ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России эта доля была ниже (31,8%, n=7 и 23,8%, n=5 соответственно). Доля скептически настроенных респондентов варьировала от 15,4% n=2 в ФГБОУ ВО НГМУ Минздрава России до 23,8% n=5 в ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России (рис.1).

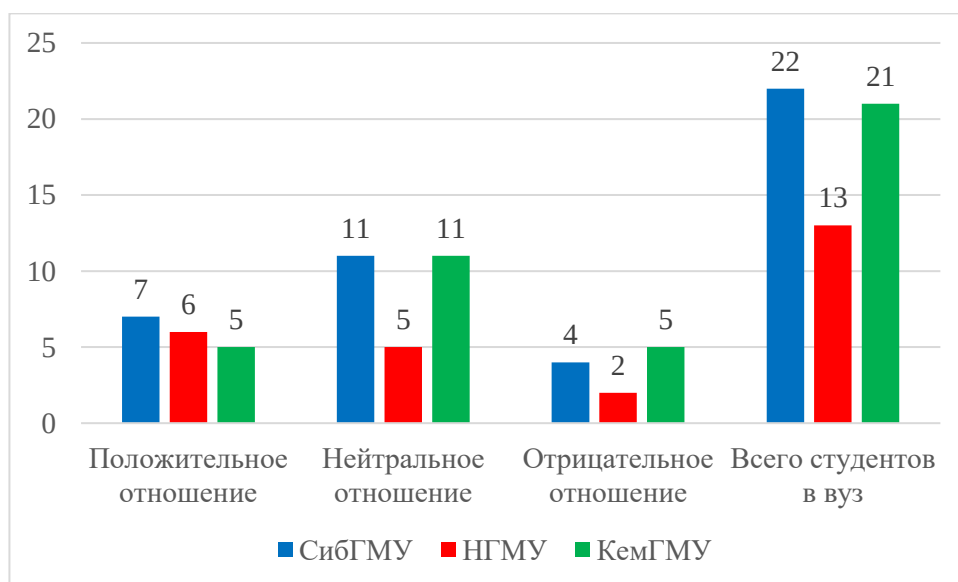


Рис. 1. Распределение отношения студентов к использованию ИИ в здравоохранении по ВУЗам

Наиболее перспективными направлениями для внедрения ИИ были

признаны: мониторинг состояния пациентов (78,6%, n=44), управление потоками пациентов (64,3%, n=36), автоматизация документооборота и ведения электронной истории болезни (62,5%, n=35), прогнозирование эпидемий и планирование ресурсов медицинских организаций (60,7%, n=34). Диагностические задачи, такие как анализ снимков и ЭКГ, были отмечены лишь 32,1% (n=18) респондентов. Этот выбор свидетельствует о желании будущих врачей делегировать алгоритмам рутинные и административные функции, чтобы сконцентрироваться на работе с пациентом.

Абсолютное большинство выделило ошибки алгоритмов и проблемы ответственности за них (96,4%, n=54), а также сокращение рабочих мест для медицинского персонала (94,6%, n=53). Значительная часть опрошенных указала на риск снижения уровня клинического мышления у врачей (83,9%, n=47) и технические сбои, ведущие к зависимости от технологий (73,2%, n=41). Проблемы с защитой конфиденциальности данных беспокоили 33,9% (n=19) респондентов.

Важнейшим результатом явилось единогласное мнение всех без исключения респондентов (100%, n=56) о том, что «внедрение ИИ должно быть направлено на поддержку врачебных решений, а не на их полную автоматизацию».

Высокий уровень общей осведомленности при минимальном влиянии формального образования является тревожным сигналом. Данный факт указывает на существующий разрыв между скоростью технологического развития и адаптацией учебных программ. Студенты формируют представления об ИИ преимущественно через медиа, что может приводить к поверхностному или искаженному пониманию его возможностей и ограничений.

Заключение

На основании анкетирования 56 студентов установлено, что

респонденты демонстрируют полную информированность об искусственном интеллекте (100%) и единодушно (100%) поддерживают его вспомогательную, а не замещающую роль в медицинской практике. При этом преобладает нейтральное или осторожное отношение (48,2%), что указывает на дефицит углубленных знаний. Студенты прагматично видят основной потенциал ИИ в оптимизации рутинных процессов, таких как мониторинг пациентов (78,6%) и автоматизация документооборота (62,5%), и в то же время четко идентифицируют ключевые риски — ошибки алгоритмов (96,4%) и сокращение рабочих мест (94,6%). Эти данные прямо указывают на наличие у будущих врачей существенного запроса на систематическое обучение принципам, этике и правовым аспектам применения ИИ, что является необходимым условием для его безопасного и эффективного внедрения в здравоохранение.

Литература/References:

1. Artificial Intelligence in Pharmaceuticals and Medicine: Regulation, Practice, And Use Cases // Lidings. 2025. URL: https://www.lidings.com/media/legalupdates/AI_pharma/ (дата обращения: 17.12.2025).
2. Искусственный интеллект в медицине: от диагностики до персональной терапии // Разработчикам Sber. – 2025. – 12 августа. – URL: <https://developers.sber.ru/help/gigachat-api/ai-in-medicine> (дата обращения: 17.12.2025).
3. AI in Healthcare: Opportunities, Enforcement Risks and False Claims // Morgan Lewis. 2025. URL: <https://www.morganlewis.com/pubs/2025/07/ai-in-healthcare-opportunities-enforcement-risks-and-false-claims-and-the-need-for-ai-specific-compliance> (дата обращения: 17.12.2025).
4. Dangers of AI tops health tech hazards list for 2025 // Association of Health Care Journalists. 2024. URL:

<https://healthjournalism.org/blog/2024/12/dangers-of-ai-tops-health-tech-hazards-list-for-2025> (дата обращения: 17.12.2025).

5. Ахапкина, О. Р. осведомленность студентов о внедрении искусственного интеллекта в медицине и здравоохранении / О. Р. Ахапкина, Э. Р. Гафурова, Т. В. Ямщикова // Социально-экономические и правовые исследования в контексте цифровой трансформации : Сборник научных статей. – Москва : ООО "ЦЕНТР-ПРЕСС", 2025. – С. 183-186. – EDN ECWENQ.

6. Awareness and Attitude Toward Artificial Intelligence Among Medical Students and Pathology Trainees: Survey Study / A. Rjoop, M. Al-Qudah, R. Alkhasawneh [et al.] // JMIR Medical Education. – 2025. – Vol. 11. – P. e62669. – DOI 10.2196/62669. – EDN UWEWVQ. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11741511/> (дата обращения: 17.12.2025)

7. Parrey M. U. R., Ouseph P. P., Wani M. S. Medical Students' Views on the Role of Artificial Intelligence in Health Care // Journal of Pioneering Medical Sciences. 2025. Vol. 14, iss. 1. Pp. 62-68. DOI: 10.47310/jpms2025141009. URL: https://www.researchgate.net/publication/397882776_Medical_Students_Views_on_the_Role_of_Artificial_Intelligence_in_Health_Care (дата обращения: 17.12.2025)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКОВ РАЗВИТИЯ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Друзюк Р. А., Политова У.И.

*Кафедра общественного здоровья, организации экономики здравоохранения
имени профессора А.Д.Ткачева Кемеровский государственный медицинский
университет, Кемерово, Россия*

Научный руководитель – старший преподаватель кафедры, к.м.н.

Корбанова Татьяна Николаевна

Аннотация: В статье рассматриваются современные подходы и технологии искусственного интеллекта для прогнозирования рисков развития заболеваний в таких областях, как сердечно-сосудистые, онкологические и нейродегенеративные заболевания. Обсуждаются преимущества раннего прогнозирования для превентивной медицины, а также этические вызовы и барьеры внедрения, связанные с качеством данных и конфиденциальностью.

Ключевые слова: искусственный интеллект, прогнозирование заболеваний, машинное обучение, превентивная медицина, персонализированная медицина.

INTELLECT FOR PREDICTING RISKS OF DISEASE DEVELOPMENT

Politova U.I., Druzyuk R. A.

*Department of Public Health and Healthcare Economics named after
Professor A.D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Kemerovo, Russia

Supervisor: Senior Lecturer of the Department, PhD. Korbanova T.N.

Abstract: This article examines modern artificial intelligence approaches and technologies for predicting disease risks in areas such as cardiovascular,

oncological, and neurodegenerative diseases. The benefits of early prediction for preventive medicine are discussed, as well as the ethical challenges and implementation barriers related to data quality and privacy.

Keywords: artificial intelligence, disease prediction, machine learning, preventive medicine, personalized medicine.

Введение: Современная медицина переживает трансформацию, движущей силой которой является цифровизация и анализ больших данных. Одним из наиболее перспективных направлений стало использование искусственного интеллекта (ИИ) для прогнозирования рисков развития заболеваний. Рост распространенности хронических неинфекционных заболеваний (ХНИЗ), таких как сердечно-сосудистые патологии, онкологические и нейродегенеративные болезни, представляет серьезную проблему для систем общественного здоровья во всем мире. Традиционные модели диагностики и лечения, ориентированные на уже манифестировавшее заболевание, часто оказываются затратными и недостаточно эффективными для снижения долгосрочной заболеваемости и смертности. В этом контексте стратегический приоритет смещается в сторону превентивной и персонализированной медицины, где ключевую роль играет точная и ранняя оценка индивидуальных рисков. Традиционные методы оценки рисков часто основаны на ограниченном наборе факторов и имеют недостаточную точность для индивидуального прогноза [1]. Алгоритмы ИИ, способные находить сложные, неочевидные для человека паттерны в многомерных гетерогенных данных, открывают новые возможности для перехода от реактивной к превентивной и персонализированной медицине [2]. Прогностические модели на основе ИИ могут интегрировать информацию из различных источников: электронных медицинских карт (ЭМК), данных медицинской визуализации, геномных и транскриптомных исследований, показателей носимых устройств

(wearables) и даже социально-демографических факторов. Это позволяет выявлять пациентов из групп высокого риска за годы до клинической манифестации заболевания, что критически важно для таких патологий, как болезнь Альцгеймера, сердечная недостаточность или онкологические заболевания [3]. Таким образом, внедрение ИИ для прогнозирования рисков является ответом на вызовы современной медицины, позволяя не только улучшить клинические исходы для пациентов, но и оптимизировать распределение ресурсов здравоохранения. Однако стремительное развитие этой области сопровождается комплексом вопросов, требующих глубокого анализа. Несмотря на оптимизм, внедрение ИИ-прогностических систем в клиническую практику сталкивается с рядом вызовов, включая проблему «черного ящика», требования к качеству и стандартизации данных, вопросы этики и защиты персональной информации [4].

Цель: проанализировать современные возможности, тенденции и ограничения применения технологий искусственного интеллекта для прогнозирования рисков развития заболеваний.

Материалы и методы. Проведен систематический аналитический обзор научной литературы за период 2018-2026гг. Поиск публикаций осуществлялся в базах данных PubMed, Google Scholar, IEEE Xplore, SpringerLink по ключевым словам: «искусственный интеллект», «прогнозирование заболеваний», «машинное обучение в медицине», «риск-стратификация». Критериям включения соответствовали 47 статей, посвященных разработке, валидации или клиническому внедрению ИИ-моделей для прогноза различных нозологий. Методология анализа включала сравнительную оценку типов алгоритмов, источников данных, метрик эффективности (чувствительность, специфичность, AUC-ROC) и описанных ограничений.

Результаты и обсуждения. Наиболее широко для прогнозирования применяются алгоритмы машинного обучения с учителем: логистическая регрессия, случайные леса (Random Forest), градиентный бустинг (XGBoost, LightGBM) и методы глубокого обучения, в частности сверточные (CNN) и рекуррентные нейронные сети (RNN) [5]. Выбор алгоритма зависит от типа данных: CNN доминируют в анализе медицинских изображений (КТ, МРТ), в то время как RNN и ансамбли деревьев эффективны для работы с временными рядами (данные мониторинга, история болезней по ЭМК). Важным трендом является развитие интерпретируемого ИИ (Explainable AI, XAI), включая методы LIME и SHAP, которые визуализируют вклад отдельных признаков в прогноз, повышая доверие врачей. ИИ используются в областях клинического применения таких как сердечно-сосудистые заболевания: модели на основе ЭКГ, эхокардиографии и лабораторных показателей показывают высокую точность (AUC >0.90) в прогнозе сердечной недостаточности, фибрилляции предсердий и острого коронарного синдрома [6]. Например, алгоритмы, анализирующие ЭКГ в покое, способны выявить скрытую дисфункцию левого желудочка, не распознаваемую кардиологом. ИИ анализирует гистологические срезы, радиологические изображения и генетические данные для оценки риска малигнизации, прогноза ответа на терапию и вероятности рецидива. Так, системы компьютерного зрения уже используются для поддержки скрининга рака молочной железы по маммограммам и рака легких по КТ, выделяя подозрительные участки и рассчитывая вероятность злокачественности. Неврология: комбинируя данные МРТ, ПЭТ, когнитивных тестов и генетические маркеры, алгоритмы способны предсказывать риск развития болезни Альцгеймера за 5-7 лет до постановки диагноза [7]. Помимо этого, разрабатываются модели для прогнозирования инсульта на основе комбинации данных МРТ сосудов, демографии и лабораторных анализов. Преимущества и вызовы. Ключевое преимущество – повышение точности и

индивидуальности прогноза, что позволяет оптимизировать скрининговые программы и начинать раннее профилактическое лечение. Это ведет к потенциальному снижению долгосрочных расходов на здравоохранение за счет смещения акцента с дорогостоящего лечения на управление рисками. Существует несколько основных барьеров: сложность объяснения решений моделей глубокого обучения («черный ящик») снижает доверие клиницистов, качество данных - смещения в тренировочных наборах данных (data bias) могут привести к снижению точности прогноза для отдельных популяционных групп; возникают вопросы о конфиденциальности данных, информированном согласии на их использование для обучения ИИ и юридической ответственности за ошибочный прогноз [8]. Интеграция в клинический workflow: Для внедрения необходима интеграция ИИ-систем в инфраструктуру больниц (PACS, EMR), обучение персонала и пересмотр клинических протоколов. Будущее развитие связано с созданием мультимодальных моделей, объединяющих данные различной природы (изображения, текст, геномика), для формирования целостного «цифрового двойника» пациента. Активно исследуется применение трансформерных архитектур (аналогичных GPT) для анализа неструктурированных текстов ЭМК. Другим направлением является разработка федеративного обучения, позволяющего тренировать модели на распределенных наборах данных без их физического объединения, что решает часть проблем конфиденциальности.

Выводы: Технологии искусственного интеллекта, в частности машинное и глубокое обучение, представляют собой мощный инструмент для анализа комплексных медицинских данных и построения индивидуальных прогностических моделей. Применение ИИ для прогнозирования рисков наиболее эффективно и изучено в областях кардиологии, онкологии и неврологии, где позволяет существенно сдвинуть диагностику на доклиническую стадию. Конкретные успехи демонстрируют модели анализа

ЭКГ, медицинских изображений и мультимодальных данных. Для успешной интеграции ИИ-прогностических систем в реальную клиническую практику необходимо преодолеть не только технические (интерпретируемость, bias), но и серьезные организационно-этические барьеры, разработав соответствующие стандарты, нормативные акты и протоколы взаимодействия «врач-ИИ-система». Приоритетными задачами на ближайшее будущее являются развитие интерпретируемого ИИ, создание качественных и репрезентативных датасетов, а также проведение масштабных проспективных клинических испытаний для доказательства клинико-экономической эффективности таких систем.

Литература/References:

1. Тополь Э.Дж. Высокоэффективная медицина: сближение человеческого и искусственного интеллекта // Nature Medicine. 2019. Том. 25. П. 44–56.
2. Цзян Ф. и др. Искусственный интеллект в здравоохранении: прошлое, настоящее и будущее // Инсульт и сосудистая неврология. 2017. Том. 2, № 4. П. 230–243.
3. Раджкомар А., Дин Дж., Кохане И. Машинное обучение в медицине // Журнал медицины Новой Англии. 2019. Том. 380. П. 1347–1358.
4. Вышковский А.Л., Захаров В.В. Этические и правовые аспекты применения искусственного интеллекта в здравоохранении // Неврология, нейропсихиатрия, психосоматика. 2021. Т.13, №4. С. 100-106.
5. Сайди-Гиббонс J.A.M., Sidey-Gibbons C.J. Машинное обучение в медицине: практическое введение // Методология медицинских исследований ВМС. 2019. Том. 19. Статья 64.
6. Агтия З.И. и др. Алгоритм ЭКГ с использованием искусственного интеллекта для выявления пациентов с фибрилляцией предсердий во время

синусового ритма: ретроспективный анализ прогнозирования исхода // The Lancet. 2019. Том. 394. П. 861–867.

7. Цю С. и др. Разработка и проверка интерпретируемой системы глубокого обучения для классификации болезни Альцгеймера // Мозг. 2020. Том. 143. П. 1920–1933 гг.

8. Прайс У.Н., Коэн И.Г. Конфиденциальность в эпоху больших медицинских данных // Nature Medicine. 2019. Том. 25. П. 37–43.

ЦИФРОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ КАК ФАКТОР РАЗВИТИЯ РОССИЙСКОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ: СРАВНИТЕЛЬНО- АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР

Попович А.Б.

Магистрант кафедры

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье представлен сравнительно-аналитический обзор роли цифровых технологий в развитии российского здравоохранения. Анализ основан на сопоставлении организационно-управленческих характеристик системы здравоохранения на этапе, предшествующем активной цифровизации, и в условиях современной цифровой трансформации. Обобщены результаты научных публикаций и нормативных документов 2021–2025 гг., посвящённых формированию единого цифрового контура на основе ЕГИСЗ, внедрению электронных медицинских карт, развитию телемедицинских технологий, оценке цифровой зрелости медицинских организаций, а также применению технологий искусственного интеллекта и

требованиям к качеству медицинских данных. Показано, что цифровые технологии могут рассматриваться как фактор развития отрасли, поскольку способствуют повышению преемственности медицинской помощи, управляемости процессов, доступности медицинских консультаций и усилению пациент-ориентированной направленности здравоохранения. Вместе с тем устойчивый эффект цифровизации зависит от цифровой зрелости медицинских организаций, готовности кадров, качества данных и нормативно-правовой базы, регулирующей внедрение цифровых технологий.

Ключевые слова: цифровое здравоохранение; ЕГИСЗ; единый цифровой контур; электронная медицинская карта; телемедицина; цифровая зрелость; искусственный интеллект; организация здравоохранения; Россия.

DIGITAL TECHNOLOGIES AS A FACTOR IN THE DEVELOPMENT OF RUSSIAN HEALTHCARE: A COMPARATIVE AND ANALYTICAL REVIEW

Popovich A.B.

Master's student of the Department

*Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics named
after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. The article presents a comparative analytical review of the role of digital technologies in the development of the Russian healthcare system. The analysis is based on a comparison of organizational and managerial characteristics of healthcare before the active phase of digitalization and under the conditions of contemporary digital transformation. The review summarizes findings from scientific publications and regulatory documents published in 2021–2025,

addressing the formation of a unified digital healthcare framework based on the Unified State Health Information System (EGISZ), the implementation of electronic medical records, the development of telemedicine technologies, the assessment of digital maturity of medical organizations, as well as the application of artificial intelligence technologies and requirements for the quality of medical data. The analysis demonstrates that digital technologies can be considered a significant factor in healthcare development, as they contribute to improved continuity of care, enhanced process management, greater accessibility of medical consultations, and a stronger patient-centered orientation of healthcare services. At the same time, the sustainability of digitalization outcomes depends on the level of digital maturity of medical organizations, workforce readiness, data quality, and the regulatory framework governing the implementation of digital technologies.

Keywords: digital health; EGISZ; unified digital healthcare framework; electronic medical record; telemedicine; digital maturity; artificial intelligence; healthcare organization; Russia.

Введение

Переход к цифровой модели здравоохранения в России в последние годы приобрёл выраженный системный характер: цифровые технологии стали рассматриваться не только как вспомогательные инструменты автоматизации, но и как инфраструктурная основа преобразования процессов управления и оказания медицинской помощи. Это находит отражение как в научных исследованиях, так и в документах государственной политики. В частности, в паспорте федерального проекта «Создание единого цифрового контура в здравоохранении на основе ЕГИСЗ» подчёркивается ориентация на формирование механизмов цифрового взаимодействия медицинских организаций и комплексную трансформацию отрасли [7]. Одновременно Правительство Российской Федерации закрепляет стратегическое направление цифровой трансформации здравоохранения отдельным

распорядительным актом от 17.04.2024 № 959-р, что свидетельствует о высоком уровне государственной приоритетности данных изменений [8].

На научном уровне сохраняет актуальность вопрос о том, является ли цифровизация фактором развития здравоохранения, то есть источником качественных изменений в доступности, эффективности и управляемости медицинской помощи, а также в степени её пациент-ориентированности, либо цифровые преобразования ограничиваются технической модернизацией и переводом документооборота в электронную форму. Орлов, анализируя эволюцию цифрового здравоохранения в России на протяжении трёх десятилетий, отмечает, что современный этап развития связан с переходом к ориентации на пациента и формированием сервисной логики, однако при этом требует пересмотра устоявшихся организационных моделей и подходов к использованию медицинских данных [6].

В связи с этим **целью настоящего исследования** является на основе сравнительно-аналитического обзора оценить, в какой мере цифровые технологии выступают фактором развития российского здравоохранения, путём сопоставления характеристик системы на доцифровом этапе и в условиях современной цифровой трансформации.

Материалы и методы

1) В исследовании использован подход описательно-аналитического обзора, основанный на сравнительной логике «до/после». В анализ включены: научные публикации, посвящённые цифровому здравоохранению, вопросам управления и организации медицинской помощи;

2) исследования, рассматривающие развитие телемедицинских технологий, внедрение электронных медицинских карт и электронных медицинских записей, а также проблемы оценки цифровой зрелости медицинских организаций;

3) работы, посвящённые применению технологий искусственного интеллекта в здравоохранении;

4) нормативно-правовые документы, формирующие рамки единого цифрового контура и регулирующие применение информационных технологий в сфере охраны здоровья.

Результаты и обсуждение

Сравнительный анализ целесообразно строить не как перечень отдельных цифровых решений, а как сопоставление того, как была организована система здравоохранения до активного внедрения цифровых технологий и как меняются эти организационные подходы в настоящее время.

На этапе, предшествующем активной цифровизации, развитие системы здравоохранения сдерживалось ограниченной связанностью медицинской информации и сложностью координации процессов между уровнями оказания помощи. Использование бумажной медицинской документации и разрозненных информационных ресурсов затрудняло последовательное ведение пациента, повышало вероятность повторных обследований и усложняло принятие управленческих решений. В более широком смысле управление системой здравоохранения основывалось преимущественно на обобщённых отчётных данных, что не позволяло в полной мере учитывать текущие изменения в организации медицинской помощи.

Формирование единого цифрового контура на основе ЕГИСЗ меняет сложившуюся практику, поскольку предполагает создание условий для регулярного обмена медицинской информацией между медицинскими организациями и накопления данных в цифровом формате. В паспорте федерального проекта подчёркивается, что развитие единого цифрового контура направлено на повышение согласованности работы медицинских организаций и эффективности функционирования системы здравоохранения в целом [7]. Публикации, посвящённые реализации проекта, показывают, что в

ходе его развития внимание постепенно смещается от самого факта внедрения информационных систем к вопросам их практического использования и распространения в повседневной деятельности медицинских организаций.

В этом контексте существенное значение приобретает единое понимание задач и содержания цифровизации здравоохранения. Филь и Бакулин (2024) подчёркивают, что цифровые технологии должны рассматриваться не как формальное требование или набор технических решений, а как инструмент, ориентированный на поддержку клинической практики и организационных процессов. Авторы обращают внимание на то, что без такого понимания цифровизация может ограничиваться отдельными, несвязанными между собой инициативами, не приводя к заметным изменениям в организации медицинской помощи [12].

Центральным проявлением цифровизации на уровне медицинской организации становится переход к электронной медицинской документации и использованию электронной медицинской карты. Драпкина, Масленникова и Шепель (2024) рассматривают электронные медицинские карты как один из базовых инструментов цифрового здравоохранения, позволяющий сохранять и использовать сведения о пациенте при повторных и последующих обращениях [4]. При этом значение ЭМК выходит за рамки исключительно клинических задач и включает организационные аспекты работы медицинской организации: использование электронных карт снижает необходимость повторного ввода информации, облегчает доступ врача к данным пациента и создаёт условия для оценки качества оказания медицинской помощи.

В то же время эффект внедрения электронных медицинских карт не следует рассматривать как гарантированный. Веселкова и соавт. (2021) показывают, что электронные медицинские записи изменяют характер взаимодействия врача и пациента в первичном звене здравоохранения. Авторы отмечают, что фиксация данных в электронной форме и работа с цифровым

интерфейсом становятся частью приёма, что может способствовать большей упорядоченности процесса, но одновременно создавать дополнительные сложности, связанные, в частности, с перераспределением внимания врача во время консультации [1].

Отдельным направлением цифровой трансформации является развитие первичной медико-санитарной помощи, особенно в условиях крупных городов. Сизов (2024) рассматривает цифровую трансформацию ПМСП в Москве, где цифровые сервисы и информационные системы используются для поддержки организации приёма пациентов, управленческого контроля и предоставления сервисов, ориентированных на потребности пациента [9]. Данный анализ дополняется интервью-материалом НИИОЗММДК (2024), в котором цифровизация поликлиник описывается через конкретные практики повседневной работы: развитие цифровых сервисов, использование элементов диспансерного наблюдения и применение инструментов самоконтроля со стороны пациентов. Рассмотренные практики демонстрируют, как цифровые решения реализуются в повседневной деятельности медицинских организаций, в том числе в организации приёма пациентов и диспансерного наблюдения [14].

Однако при оценке цифровизации как фактора развития отрасли необходимо учитывать не только положительные результаты внедрения цифровых решений, но и существующие ограничения. В работе Григорьевой, Демкиной и Коробейниковой (2024) цифровая зрелость системы здравоохранения рассматривается через призму барьеров, возникающих в процессе внедрения цифровых технологий. Авторы обращают внимание на недостаточный уровень цифровых навыков медицинских работников, а также на неполную готовность управленческих структур к изменениям, что затрудняет достижение цифровой зрелости как устойчивой характеристики функционирования системы здравоохранения [3].

На практике цифровая зрелость постепенно становится объектом целенаправленной оценки и управления. Тарасенко и соавт. (2025) предлагают методику оценки цифровой зрелости медицинских организаций, ориентированную на анализ степени внедрения цифровых решений и готовности организаций к их использованию [10]. Для сравнительного анализа «до/после» это имеет принципиальное значение: если на этапе, предшествующем цифровизации, подобные характеристики не выделялись и не оценивались системно, то в настоящее время появляются инструменты, позволяющие отслеживать уровень цифрового развития медицинских организаций и использовать эти данные в управленческих целях.

В тесной связи с темой цифровой зрелости находится проблема так называемых «цифровых парадоксов». Галицкая и Мещерякова (2022), анализируя опыт реализации региональных проектов, показывают, что внедрение цифровых инициатив не всегда сопровождается ожидаемыми положительными эффектами. В отдельных случаях цифровые решения могут приводить к росту управленческой нагрузки или формированию новых организационных разрывов, если процессы цифровизации не обеспечены необходимыми ресурсами, уровнем компетенций и согласованностью действий на разных уровнях управления [2].

Особое место на современном этапе цифровой трансформации занимает развитие телемедицинских технологий и их правовое регулирование. Федеральный закон № 242-ФЗ закрепил правовые основы применения информационных технологий в сфере охраны здоровья, включая использование дистанционных форм взаимодействия между врачом и пациентом [11]. В практическом плане это расширило возможности дистанционного консультирования и наблюдения, что имеет особое значение для территориально удалённых и труднодоступных регионов Российской Федерации. Вместе с тем в стратегических документах цифровой

трансформации подчёркивается необходимость дальнейшего развития цифровых механизмов здравоохранения как одного из инструментов государственной политики, направленной на повышение доступности и качества медицинской помощи [8].

Одним из наиболее динамично развивающихся направлений цифровизации здравоохранения является применение технологий искусственного интеллекта и анализа медицинских данных. Ханов, Гусев и Тюрганов (2023) рассматривают использование ИИ в российском здравоохранении через ключевое условие — качество медицинских данных и организацию процессов их подготовки для машинного обучения. Авторы подчёркивают, что при отсутствии единых подходов к сбору и структурированию данных ИИ-решения остаются ограниченными по масштабу и надёжности, что существенно сдерживает их практическое применение [13].

Данный вывод имеет принципиальное значение для сравнительного анализа: если на ранних этапах цифровизации основное внимание уделялось автоматизации отдельных процессов, то на современном этапе данные становятся самостоятельным ресурсом, а качество их сбора и использования определяет возможность перехода к интеллектуальной поддержке управленческих и клинических решений. В этом контексте Мурашко и соавт. (2025), подводя итоги внедрения ИИ-технологий в здравоохранении России за 2024 год, отмечают, что искусственный интеллект всё чаще рассматривается как рабочий инструмент системы здравоохранения, а не как экспериментальное направление [5].

В целом проведённый анализ позволяет сделать вывод, что на современном, «послецифровом» этапе система здравоохранения получает новые организационные возможности, включая более тесную связку данных и процессов, развитие инструментов дистанционного взаимодействия,

появление механизмов оценки цифровой зрелости и расширение применения ИИ-технологий. Это создаёт основания рассматривать цифровизацию как фактор развития отрасли, а не только как процесс технической модернизации.

Вместе с тем анализ научных публикаций показывает, что положительный эффект цифровизации не является автоматическим. Он зависит от уровня цифровой зрелости медицинских организаций, готовности кадров к работе в цифровой среде, качества проектирования организационных процессов и обеспечения качества медицинских данных. При несоблюдении этих условий цифровизация может сопровождаться формализацией цифровых решений и возникновением ранее описанных противоречий, что снижает её вклад в развитие системы здравоохранения.

Заключение

Сравнительно-аналитический обзор источников позволяет сделать вывод о том, что цифровые технологии могут рассматриваться как значимый фактор развития российского здравоохранения, поскольку способствуют повышению преемственности медицинской помощи, улучшению управляемости процессов и расширению сервисной доступности медицинских услуг, а также создают возможности использования медицинских данных и технологий искусственного интеллекта для поддержки врачебных решений.

Проведённый анализ показывает, что положительный эффект цифровизации не возникает автоматически. Он зависит от уровня цифровой зрелости медицинских организаций, качества медицинских данных и готовности медицинских работников к работе в цифровой среде. При отсутствии этих условий внедрение цифровых решений может ограничиваться формальными изменениями и не приводить к ожидаемым улучшениям в доступности, качестве и эффективности медицинской помощи.

Литература/References:

1. Веселкова А. Ю., Звонарева Е. С., Корнилов М. Н., Ушенин В. В., Корнилова Е. Б., Холонья-Волоскова М. Э. Влияние электронных медицинских записей в современной системе оказания первичной медико-санитарной помощи на взаимодействие врача и пациента в Москве // Здравоохранение РФ. 2021. №5. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vliyanie-elektronnyh-meditsinskih-zapisey-v-sovremennoy-sisteme-okazaniya-pervichnoy-mediko-sanitarnoy-pomoschi-na-vzaimodeystvie> (дата обращения: 15.01.2026).
2. Галицкая В. А., Мещерякова Н. Н. «Цифровые парадоксы» в системе здравоохранения // Вопросы государственного и муниципального управления. 2022. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovyye-paradoksy-v-sisteme-zdravoohraneniya> (дата обращения: 15.01.2026).
3. Григорьева Н. С., Демкина А. Е., Коробейникова А. Н. Цифровизация здравоохранения в России: барьеры цифровой зрелости [Электронный ресурс] // Population and Economics. 2024. Т. 8. № 1. С. 1–14. <https://doi.org/10.3897/popcon.8.e111793>
4. Драпкина О.М., Масленникова Г.Я., Шепель Р.Н. Цифровые технологии в здравоохранении: электронные медицинские карты. Профилактическая медицина. 2024;27(8):7-12.
5. Мурашко М.А., Ваньков В.В., Панин А.И., Артемова О.Р., Матвиенко А.В., Гусев А.В., Васильев Ю.А., Владимирский А.В. Внедрение технологий искусственного интеллекта в здравоохранении России: итоги 2024 г. Национальное здравоохранение. 2025;6(3):6-19. <https://doi.org/10.47093/2713-069X.2025.6.3.6-19>
6. Орлов Г. М. Цифровое здравоохранение в России: история трех десятилетий развития и тренды перехода к ориентации на пациента // Врач и информационные технологии. 2024. №1. URL:

<https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovoe-zdravoohranenie-v-rossii-istoriya-treh-desyatiletij-razvitiya-i-trendy-perehoda-k-orientatsii-na-patsienta> (дата обращения: 15.01.2026).

7. Паспорт федерального проекта «Создание единого цифрового контура в здравоохранении на основе единой государственной информационной системы в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ)» (PDF). Минздрав РФ.

8. Распоряжение Правительства Российской Федерации от 17.04.2024 № 959-р «Об утверждении стратегического направления в области цифровой трансформации здравоохранения» [Электронный ресурс]. – URL: <https://government.ru/docs/all/153077/> (дата обращения: 15.01.2026).

9. Сизов Г.Г. Цифровая трансформация первичной медико-санитарной помощи в Москве. Национальное здравоохранение. 2024;5(3):41-52. <https://doi.org/10.47093/2713-069X.2024.5.3.41-52>

10. Тарасенко Т.Д., Бондарович А.Ф., Булгакова А.С., Тюфилин Д.С., Деев И.А., Кобякова О.С. Методика оценки цифровой зрелости медицинских организаций. Врач и информационные технологии. 2025;(3):76-89. https://doi.org/10.25881/18110193_2025_3_76

11. Федеральный закон от 29.07.2017 N 242-ФЗ "О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации по вопросам применения информационных технологий в сфере охраны здоровья"

12. Филь Т.С., Бакулин И.Г. Цифровое здравоохранение Российской Федерации: основные понятия для практикующих врачей. Профилактическая медицина. 2024;27(1):97-105.

13. Ханов А.М., Гусев А.В., Тюрганов А.Г. Искусственный интеллект в российском здравоохранении: сбор и подготовка данных для машинного обучения. Российский журнал телемедицины и электронного

здравоохранения 2023;9(4):7-13; <https://doi.org/10.29188/2712-9217-2023-9-4-7-13>

14. Цифровизация в поликлиниках Москвы (интервью/описание практик, ЭМК, диспансерное наблюдение, дневник самоконтроля). НИИОЗММДК, 2024. <https://niioz.ru/moskovskaya-medsina/zhurnal-moskovskaya-medsina/intervyu/tsifrovizatsiya-v-poliklinikakh-moskvy/>

ЦИФРОВАЯ ТРАНСФОРМАЦИЯ СИСТЕМЫ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ: РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Соколовский М.В.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения им. профессора А.Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Бережливое, бережное или эффективное производство и связанные с этим технологии, открывают широкие возможности трансформации существующих систем не только в экономике, но и в социальной сфере, охватывающее все пространство жизни человека – от условий его труда и быта до здоровья, образования и досуга. В рамках современных тенденций развития бережливого производства и формирования в нашей стране одного из ключевых направлений экономики предложения – роста производительности труда, решающее значение приобретает полномасштабное внедрение цифровых технологий, в том числе с использованием искусственного интеллекта. Это касается всех без исключения сфер, в том числе сферы охраны здоровья населения.

Ключевые слова. Цифровая трансформация, искусственный интеллект, производительность труда, система здравоохранения, медицина.

DIGITAL TRANSFORMATION OF THE HEALTHCARE SYSTEM: THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Sokolovsky M.V.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. Lean, lean or efficient production and related technologies open up wide opportunities for the transformation of existing systems not only in the economy, but also in the social sphere, covering the entire space of human life – from working and living conditions to health, education and leisure. Within the framework of modern trends in the development of lean manufacturing and the formation in our country of one of the key areas of the supply-side economy - labor productivity growth, the full-scale introduction of digital technologies, including the use of artificial intelligence, is of crucial importance. This applies to all areas without exception, including public health.

Keywords. Digitalization, digital technologies and tools, digital transformation of healthcare.

Введение

Широкое применение цифровых медицинских технологий и инструментов – важное и перспективное направление развития и укрепления потенциала современной системы здравоохранения России. Цифровые продукты стали широко использоваться в медицине и здравоохранении. Эта тенденция набирает все большую популярность во многих странах мира, и по мере развития современных технологий и цифровизации медицины идет формирование новой области традиционной медицины – цифровой медицины.

Цифровизация здравоохранения – важное и перспективное направление развития современной системы охраны здоровья населения России. Проникновение инновационных цифровых технологий в область здравоохранения процесс сложный, в достаточной степени трудоемкий, но неотвратимый. В ходе внедрения цифровых технологий приходится сталкиваться с такими трудностями, как нехватка кадров в различных регионах, изношенность инфраструктуры, неразвитость законодательной базы, регламентирующей сферу цифровой медицины и недостаточность финансирования лечебных учреждений. Система российского здравоохранения сложная многоуровневая структура, она включает государство, в лице органов исполнительной и законодательной власти различных уровней, медицинские организации (лечебно-профилактические, организации особого типа, научно-исследовательские), образовательные и санитарно-профилактические учреждения, врачей и организаторов здравоохранения, пациентов, а также службы материально-технического обеспечения. Каждый из указанных элементов требует совершенствования и внедрения современных цифровых технологий, и именно поэтому вопросы цифровой трансформации системы здравоохранения России актуальны в настоящее время.

Материалы и методы исследования

Для реализации поставленных целей применялись общепринятые методы сбора, обработки и анализа информации, общей и специальной литературы. В ходе исследования использовались системный анализ, методы сравнения и обобщения.

Результаты и их обсуждение

Цифровое здравоохранение – новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан, реализуемая на основе всеобъемлющего использования информационных и коммуникационных технологий.

Цифровое здравоохранение охватывает широкий круг мероприятий, предполагающих применение электронных средств для предоставления связанной со здоровьем информации, ресурсов и услуг.

Основные цели перехода к цифровому здравоохранению:

(1) повышение доступности медицинской помощи (равный доступ для всех, уменьшение времени ожидания, оптимизация ресурсов, возможность дистанционного консультирования);

(2) обеспечение непрерывности процесса оказания медицинской помощи (координация действий и обмен информацией);

(3) повышение качества оказываемой медицинской помощи (реализация обратной связи с пациентом);

(4) обеспечение безопасности пациентов (снижение риска причинения вреда состоянию здоровья пациентов в процессе лечения и прогнозирования осложнений патологического процесса);

(5) мотивирование пациента к сотрудничеству в процессе лечения (ориентация на пациента, его вовлечение к участию в процессе лечения, в том числе домашний мониторинг);

(6) обеспечение мониторинга состояния здоровья российской популяции (показателей заболеваемости, инвалидности, смертности, эпидемиологической ситуации).

Основной целью цифрового преобразования здравоохранения России является создание экосистемы цифрового здравоохранения путём внедрения инновационных технологий в медицинские организации, повышение эффективности использования разнообразных ресурсов в процессе оказания медицинских услуг, а также обеспечение всех граждан страны медицинской помощью по месту требования.

Для достижения вышеперечисленных целей необходимо решить ряд задач:

(1) формирование нормативной правовой базы программы отечественного цифрового здравоохранения, а также разработка концепции государственного регулирования цифровизации, формирование системы мер государственной поддержки цифрового здравоохранения;

(2) формирование кадров в цифровом здравоохранении и создание системы, стимулирующей медицинских работников к активному использованию в своей работе электронных сервисов;

(3) формирование инфраструктуры цифрового здравоохранения и реализация платформы, которая предоставит медицинскому персоналу доступ к показателям состояния здоровья пациента, а также к данным его медицинской карты;

(4) реализация разработок и исследований, в частности активное использование в медицине интеллектуальных систем в качестве поддержки в процессе принятия врачебных решений.

В настоящее время цифровое развитие здравоохранения как мировая тенденция происходит бурными темпами благодаря появлению, стремительному освоению и быстрому внедрению новых медицинских технологий и цифровых продуктов. Темпы и качество преобразований в системе здравоохранения России в ближайшей перспективе также будут связаны с широким внедрением и использованием цифровых технологий.

Выделим основные направления трансформации системы охраны здоровья населения и развития цифровой медицины России в контексте представленных на рынке цифровых медицинских продуктов, технологий и инструментов:

1. Современное высокотехнологичное оборудование со специальным программным обеспечением, робототехника, современные медицинские устройства, инструменты и материалы, что в целом и определяет современные методы диагностики, лечения и реабилитации.

2. Телемедицина, теледиагностика и применение дистанционных технологий в целях удаленного мониторинга, получения консультаций, передачи данных и др.

3. Искусственный интеллект, машинное обучение, работа с большими базами данных, алгоритмы их применения (обработка данных, интерпретация полученных результатов, медицинская аналитика).

4. Электронный документооборот и блокчейн-технология в медицине, гарантирующая безопасность и достоверность сведений и обработку биометрических и иных медицинских данных.

5. Медицинский Интернет вещей (цифровые информационные системы и онлайн платформы, мобильные приложения и программное обеспечение, чат-боты, цифровые помощники врачей и сервисы поддержки пациентов), обеспечивающий доступность, простоту, информативность, достоверность и оптимизацию процессов, и формирующий экосистему устройств и датчиков для мониторинга и защиты здоровья человека.

Цифровизация отечественной системы здравоохранения возможна только при активном участии и финансовой поддержке государства.

Искусственный интеллект активно внедряется в российскую медицину, особенно в области анализа медицинских изображений, диагностики и автоматизации рутинных задач.

Примеры использования искусственного интеллекта:

- Анализ изображений. Нейросети анализируют рентгенограммы, МРТ, КТ, маммограммы и флюорограммы, помогая выявлять патологии.
- Диагностика и поддержка врачей. Искусственный интеллект может сравнивать жалобы пациента с базой данных и предлагать наиболее вероятные варианты заболеваний. Чат-боты и ассистенты помогают в симптомопроверке, управлении расписанием, напоминаниях о приёме лекарств.

– Разработка лекарств. Искусственный интеллект используется для поиска химических соединений, прогнозирования токсических эффектов и оптимизации клинических испытаний.

– Цифровой диспансерный надзор. Алгоритмы искусственного интеллекта формируют сигналы о рисках ухудшения состояния хронических больных.

К середине 2025 года в России было зарегистрировано 47 медицинских изделий на основе искусственного интеллекта. К 2030 году планируется, что все регионы будут использовать не менее 12 медицинских изделий с искусственным интеллектом на постоянной основе.

Заключение

1. Бережное, бережливое или эффективное производство и применение цифровых продуктов и технологий направлено, в первую очередь, на рост производительности труда, снижение расходов и потерь, повышения качества выпускаемой продукции и предоставления услуг, что в полной мере касается любой из систем социальной сферы, в том числе системы здравоохранения.

2. Во всём мире, в том числе и в России, активно реализуются процессы информатизации всех сфер жизнедеятельности, среди которых особое место занимает цифровое здравоохранение. Цифровое здравоохранение – это понятие, включающее в себе электронное и мобильное здравоохранение, а также телемедицину и многие другие направления.

Внедрение цифровой медицины является перспективным направлением развития здравоохранения в рамках мировых тенденций информатизации общества. Использование современных информационных технологий в отечественном здравоохранении – это возможность реализации доступного персонализированного медицинского обслуживания на новом качественном уровне. Цифровизация здравоохранения является ключевым фактором повышения доступности и эффективности оказания медицинской помощи

населению. Цифровое здравоохранение – это будущее медицины, так как именно оно позволит повысить качество оказываемых медицинских услуг, свести к минимуму врачебные ошибки, уменьшить расходы за счёт минимального контакта пациента и врача, получать определённые медицинские услуги удалённо, а также проводить всевозможные нововведения в сфере здравоохранения, в том числе в системе оказания медицинской помощи.

3. В ходе внедрения цифровых технологий приходится сталкиваться с целым рядом проблем, таких как нехватка кадров в различных регионах, изношенность инфраструктуры, неразвитость законодательной базы, регламентирующей сферу цифровой медицины и недостаточность финансирования лечебных учреждений. Среди причин медленного продвижения к цели необходимо выделить исходную недооценку масштабности и сложности задач; недостаточное количество имеющихся профессионалов в предметной области; неготовность лиц, принимающих решения, и медицинского персонала к работе в среде информационно-коммуникационных технологий, также между регионами по-прежнему имеет место быть выраженное «цифровое неравенство».

Цифровизация российского здравоохранения процесс целенаправленный, сложный, но неизбежный. Точка невозврата к прежней системе здравоохранения пройдена, завершён период базовой информатизации здравоохранения. Разработанная часть единой государственной информационной системы здравоохранения – огромный шаг на пути к полномасштабному цифровому здравоохранению.

Литература / References:

1. Батиевская, В. Б. Взаимосвязь эффективности управления, стиля руководства и результативности деятельности персонала на примере современного вуза / В. Б. Батиевская, М. В. Соколовский // Вестник

Самарского университета. Экономика и управление. – 2022. – Т. 13, № 2. – С. 149-158.

2. Соколовский, М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан / М. В. Соколовский // Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века : Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

ОЦЕНКА ЭКОНОМИЧЕСКОГО ЭФФЕКТА ОТ ВНЕДРЕНИЯ ПРОДУКТОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

Харлампенков Е.И.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения им. проф. А.Д Ткачева*

*ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»
Минздрава России, г. Кемерово*

Аннотация. Рынок искусственного интеллекта в российской медицине растет достаточно интенсивно, решая задачи в области диагностики, поддержки принятия врачебных решений, управлении потоками пациентов с прогнозируемым объемом к 2030 году до 78 млрд рублей. Внедряя продукты искусственного интеллекта медицинское учреждение должно оценить экономический эффект от их внедрения с учетом анализа издержек и оценить клиническую и экономическую эффективность. Во многих случаях внедрение искусственного интеллекта позволяет выдержать сроки «золотого часа», что благоприятно сказывается на состоянии здоровья пациента и сокращение

времени его лечения. В статье рассмотрены методы оценки экономического эффекта, сроки окупаемости внедряемых продуктов в отдельных областях здравоохранения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, медицина, методы оценки экономического эффекта, клиническая и экономическая эффективность, срок окупаемости продуктов искусственного интеллекта.

ASSESSMENT OF THE ECONOMIC IMPACT OF THE INTRODUCTION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE PRODUCTS IN HEALTHCARE

Kharlampenkov E.I.

Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named after prof. A.D. Tkachev

Kemerovo State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, Kemerovo

Annotation. The artificial intelligence market in Russian medicine is growing quite intensively, solving problems in the field of diagnostics, support for medical decision-making, and patient flow management with a projected volume of up to 78 billion rubles by 2030. When implementing artificial intelligence products, a medical institution should evaluate the economic impact of their implementation, taking into account cost analysis, and evaluate clinical and cost-effectiveness. In many cases, the introduction of artificial intelligence makes it possible to withstand the golden hour, which has a positive effect on the patient's health and reduces the time of his treatment. The article discusses methods for assessing the economic impact and payback periods of implemented products in certain areas of healthcare.

Keywords: artificial intelligence, medicine, methods of assessing the economic effect, clinical and economic efficiency, payback period of artificial intelligence products.

Введение. Одной из задач внедрения продуктов искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранении является сокращение времени на диагностику пациента, организации его обследования и назначения лечения. Так по данным ряда исследований внедрение Webiomed, представляющей собой платформу прогнозной аналитики и управления рисками в здравоохранении на основе искусственного интеллекта, позволило в 2023 году получать ежегодную экономию в размере 117,9 млн рублей на 1 млн населения в субъектах Российской Федерации [1]. В настоящее время (2024 год) объем рынка ИИ в здравоохранении оценивается в 12 млрд рублей с прогнозом к 2030 году до 78 млрд рублей. Считается, что в российском здравоохранении в настоящий момент существуют четыре приоритетных ИИ-направления с наибольшим потенциалом внедрения: это цифровые ассистенты, клиническая сводка, помощник врача и экспертный контроль [2]. Внедрение программных продуктов в этих направлениях должно к 2030 году дать суммарную выручку в размере от 50 до 80 млрд рублей.

Объекты и методы исследования. Внедряя продукт ИИ медицинское учреждение решает достаточно непростую задачу, а какой экономический эффект и за какое время может дать данный продукт. Необходимо отметить, что внедрение продуктов ИИ в здравоохранение имеет комплексный эффект, который необходимо учитывать при расчете экономического эффекта. К источникам экономического эффекта в здравоохранении можно отнести: сокращение времени на диагностику и интерпретацию медицинских исследований; снижение количества повторных исследований из-за ошибок интерпретации; уменьшение числа запущенных случаев заболеваний благодаря более точной ранней диагностике; оптимизация расходов на персонал и повышение производительности труда медицинских специалистов

и сокращение сроков пребывания пациентов в стационаре благодаря ускорению диагностики [3].

В настоящее время для оценки экономического эффекта от внедрения продуктов ИИ в здравоохранении используется ряд методов: анализ экономического бремени заболевания, включая прямые, косвенные и нематериальные издержки (COI); оценка затрат на единицу достигнутого клинического результата (CEA); выбор технологии с меньшими затратами, при доказанной эквивалентной эффективности альтернатив (CMA); перевод выгод и затрат в денежный эквивалент с целью оценки чистой выгоды от внедрения технологии (CBA) и ряд других [4].

Результаты и их обсуждение. Оценку эффекта от внедрения ИИ необходимо, на наш взгляд, проводить, по крайней мере по двум показателям: клинической эффективности и экономической оценки. Клиническая эффективность показывает отношение показателей при использовании новой технологии по отношению к традиционной и определяется как (1):

$$CE = \frac{E_{\text{нов}}}{E_{\text{трад}}}, \quad (1)$$

где: CE – клиническая эффективность;

$E_{\text{нов}}$ – эффективность новой технологии;

$E_{\text{трад}}$ – эффективность традиционной технологии.

Например, сравнивается время диагностики состояния пациента или время его лечения в стационаре до использования ИИ и при использовании ИИ.

Понятно, что, внедряя в профессиональную деятельность продукты искусственного интеллекта, медицинские учреждения затрачивают определенные финансовые средства и заинтересованы в их окупаемости. Стоимость разработки программы с искусственным интеллектом в здравоохранении сильно варьируется в зависимости от сложности

приложения и конкретных потребностей поставщика медицинских услуг. Ключевыми факторами, влияющими на стоимость, являются требования к обработке данных с учетом точности диагностирования, разработке алгоритмов, системной интеграции и дизайну пользовательского интерфейса. Например, распознавание изображений на основе искусственного интеллекта в медицине и стоимости диагностических средств стоит для пользователя порядка 10000 \$, а стоимость инструмента предиктивной аналитики на основе искусственного интеллекта в медицине обойдется организации в 6000 \$ [5]. В соответствии с этим экономический эффект от внедрения ИИ может быть рассчитан на основе анализа затрат и выгод. Одним из самых востребованных методов анализа соотношения затрат и выгод, благодаря своей универсальности и простоте интерпретации является метод ROI, показывающий сколько денежных единиц прибыли приносит каждая вложенная денежная единица, выраженное в процентах и определяемый как (2):

$$ROI = \frac{D_{inv} - C_{inv}}{C_{inv}} \cdot 100\%, \quad (2)$$

где: D_{inv} – доход от инвестиций;

C_{inv} – стоимость инвестиций.

Если $ROI > 0$, то проект внедрения ИИ является рентабельным.

Внедрение ИИ в здравоохранение в первую очередь направлено на повышение качества лечения пациента, поэтому его необходимо оценивать с учетом клинического исхода, в соответствии с этим имеется метод оценки анализа затрат и эффективности – CEA, который определяется как (3):

$$CEA = \frac{C_{nev} - C_{current}}{E_{nev} - E_{current}}, \quad (3)$$

где: C_{nev} и C_{current} – стоимость лечения по новой и текущей технологии;

E_{nev} и E_{current} - клинические исходы по новой и текущей технологии.

Считается, что более минимальные значения СЕА свидетельствуют о большей эффективности [6].

Как показывает практика, внедрение продуктов ИИ направлено в первую очередь на сокращение времени обследования пациента и постановку диагнозов. В данном случае можно привести пример российской ИИ-системы от Inspectrum Clinic, позволяющей ускорить медосмотры в 10 раз, сократив время обследования от 1-2 дней до 1 часа [7]. В этом случае, с учетом того, что работнику, проходящему медосмотр, оплачивается среднедневной заработок, экономический эффект может быть определен как суммарная разница среднедневных заработков работников, направленных на диспансеризацию, и затратами по использованию данного программного продукта, дающего прирост количества диагнозов, выявляемых помимо оценки профпригодности, с 20% до 80%. Сердечно-сосудистые заболевания занимают доминирующее место в списке заболеваний в России, следовательно, быстрая и своевременная диагностика, принятие решений по лечению и госпитализации пациента позволяет сократить количество летальных исходов. Исходными данными, определяющими состояние пациента, являются данные ЭКГ. Алгоритмы ИИ анализируют данные ЭКГ и выявляют аномалии, особенно в случае инфаркта миокарда, которые достаточно сложно определить с помощью стандартного оборудования. В основном данные программные продукты направлены на выявление инфаркта миокарда и установление предварительного диагноза. В настоящий момент для диагностики используется порядка около пяти продуктов ИИ, имеющих точность постановки диагноза до 90%, к которым могут обращаться как врачи скорой помощи, так и врачи стационаров [8].

При возникновении сердечно-сосудистых заболеваний необходимо учитывать такое понятие как «золотой час», представляющий собой время от начала симптомов до поступления пациента в медицинское учреждение для оказания ему высокотехнологической медицинской помощи и составляющей для инфаркта миокарда три часа, а при инсульте – четыре [9]. Исходя из этого возможно определить экономический эффект от использования ИИ в данной области как сокращение времени на постановку диагноза и принятия решения о медицинских назначениях. В машине скорой помощи имеется электрокардиограф, обеспечивающий синхронную регистрацию и графическое отображение 12 или более отведений с функцией цифровизации и передачи данных на удалённый кардиографический пункт. Передача ЭКГ и его обработка программой ИИ позволяет с высокой точностью получить предварительный диагноз, врачу остается только его подтвердить, пациент поступает в клинику с уже поставленным диагнозом, и клиника приступает к лечению. Например, комплекс «Кардио ИИ» анализирует ЭКГ и выявляет более 30 видов нарушений сердечного ритма с точностью 97,8% [10]. В этом случае, за счет внедрения программ ИИ экономический эффект определяется как (4):

$$\mathcal{E} = (\text{ВПЦ}_1 - \text{ВПЦ}_2) \cdot \text{СД} \cdot \text{ПЦ}, \quad (4)$$

где: ВПЦ_1 – среднее время приема пациента до внедрения программы ИИ по обработке ЭКГ, включая время маршрута скорой помощи, час;

ВПЦ_2 – среднее время приема пациента после внедрения программы ИИ по обработке ЭКГ, включая время маршрута скорой помощи, час;

СД – стоимость одного часа работы бригады скорой помощи и приемного отделения кардиологического центра, руб./час;

ПЦ – количество принятых пациентов в течение года, человек [11].

Заключение. Одной из проблем, сдерживающей внедрение в практическую медицину продуктов ИИ, является оценка срока окупаемости, выбор между «коробочным» или сетевым продуктом. И это важно учитывать, так как экономическая эффективность ИИ проявляется не мгновенно. Как показывает практика, большинство продуктов ИИ в здравоохранении являются универсальными, подходят для большинства клиник, поэтому разработчики стремятся предлагать сетевой продукт. В этом случае период окупаемости инвестиций в ИИ-системы для медицины составляет от 8 до 24 месяцев в зависимости от масштаба внедрения и типа решения. Это позволит получить потенциальный экономический эффект от полномасштабного внедрения искусственного интеллекта в российское здравоохранение в 2030 году порядка 250-320 млрд рублей ежегодно, что эквивалентно 9-12% от текущих расходов на здравоохранение в России. [12].

Литература/References:

1. Независимая финансово-экономическая оценка эффективности внедрения Webiomed показала высокие результаты.// [Электронный ресурс] URL.: <https://webiomed.ru/novosti/nezavisimaia-finansovo-ekonomicheskaiia-otsenka-effektivnosti/?ysclid=mkdh3tw44t944736445>
2. Российский рынок ИИ в медицине может вырасти в 6 раз и достичь 78 млрд руб. к 2030 г.// [Электронный ресурс] URL: <https://medsi.ru/press-centr/news/rossiyskiy-rynok-ii-v-meditzine-mozhet-vyrasti-v-neskolko-raz/?ysclid=mkdh6ey0gb36412614>
3. Оценка социально-экономической эффективности новых медицинских технологий. // [Электронный ресурс] URL: <https://www.zdrav.ru/articles/78401-vbr-otsenka-sotsialno-ekonomicheskoy-effektivnosti-novyh-meditzinskih-tehnologiy?ysclid=mkdhabqs8a122625802>

4. Д. А. Андреев, А. А. Николаев. – Электрон. текстовые дан. – М. : ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ», 2025. – 35 с. // [Электронный ресурс] URL: <https://niioz.ru/moskovskaya-medsina/izdaniya-nii/obzory/>
5. Стоимость искусственного интеллекта в здравоохранении: понимание финансовых последствий ИИ в медицине. // [Электронный ресурс] URL.: <https://www.ibiix.com/ru/stoimost-iskusstviennogho-intielliekta-v-zdravookhranienii-ponimaniie-finansovykh-posliedstvii-primienieniia-ii-v-mieditsinie/>
6. Искусственный интеллект в медицине России. // [Электронный ресурс] URL: <https://zdrav.expert/index.php/>
7. П.П. Сивашенко, Я.Я. Волкова, Е.И. Коваленко. Анализ ЭКГ методами нейронных сетей. Приоритетные направления научных исследований. Анализ, управление, перспективы. Сборник статей Международной научно – практической конференции. Саратов, 19 февраля 2020 г. Источник: СберМедИИ, // [Электронный ресурс] URL: <https://sbermed.ai/>
8. При инсульте и инфаркте очень важно вовремя получить экстренную помощь. // [Электронный ресурс] URL: <https://rg.ru/2023/10/09/reg-szfo/popast-v-zolotoj-chas.html>
9. ИИ в медицине России: технологическая революция здравоохранения. // [Электронный ресурс] URL: <https://sky.pro/wiki/profession/iskusstvennyj-intellekt-v-rossijskoj-medicine-tekushee-sostoyanie/?ysclid=mkdhhkcta7h658988473>
10. Расчет экономии от внедрения ИС за счет сокращения времени простоя автомобилей. // [Электронный ресурс] URL: <https://diplom-it.ru/blog/2025/10/09/raschet-ekonomii-ot-vnedreniya-is-za-schet-sokrashcheniya-vremeni-prostoya-avtomobiley/>

11. ИИ в медицине России: технологическая революция здравоохранения. // [Электронный ресурс] URL: <https://sky.pro/wiki/profession/iskusstvennyj-intellekt-v-rossijskoj-medicine-tekushee-sostoyanie/>

ОБРАБОТКА БОЛЬШИХ ДАННЫХ (BIG DATA): АНАЛИЗ ЭЛЕКТРОННЫХ МЕДИЦИНСКИХ КАРТ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ТЕНДЕНЦИЙ ЗАБОЛЕВАЕМОСТИ

Хомушку В.Ю., Шаповаленко Д.С.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье представлена роль технологий обработки больших данных (Big Data) в современной медицине. Рассматриваются возможности и преимущества использования Big Data для улучшения качества диагностики, индивидуализации лечебных процессов и предсказания эпидемий. Приведены конкретные примеры успешного применения этих технологий в зарубежных клиниках и компаниях. Описаны существующие проблемы, препятствующие широкому распространению технологий Big Data в российском здравоохранении. Подчеркнута необходимость дальнейшего развития инфраструктуры здравоохранения, подготовки квалифицированных кадров и разработки правовых норм для эффективного использования технологий Big Data.

Ключевые слова: Big Data, электронные медицинские карты, искусственный интеллект, эпидемиология.

BIG DATA PROCESSING: ANALYZING ELECTRONIC MEDICAL RECORDS TO IDENTIFY TRENDS IN MORBIDITY

Khomushku V.U., Shapovalenko D.S..

Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A.D. Tkachev

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. The article presents the role of Big Data technologies in modern medicine. It examines the possibilities and advantages of using Big Data to improve diagnostic quality, personalize treatment processes, and predict epidemics. Specific examples of successful applications of these technologies in foreign clinics and companies are provided. Existing problems that hinder the widespread adoption of Big Data technologies in Russian healthcare are described. The need for further development of healthcare infrastructure, training of qualified personnel, and the creation of legal regulations for the effective use of Big Data technologies is emphasized.

Keywords: Big Data, electronic medical records, artificial intelligence, epidemiology.

Введение

В настоящее время технологии работы с большими данными (Big Data) занимают ведущую роль во многих сферах современного общества и в том числе в медицине. Big Data, это методы и технологии, которыми пользуются для обработки и анализа больших объемов данных, что не под силу традиционным системам. В медицине эти технологии позволяют обнаруживать скрытые взаимосвязи, улучшать диагностику и лечение, а также прогнозировать тенденции в заболеваемости. Под понятие Big Data в медицине входит анализ электронных медицинских карт (ЭМК), геномных

данных, данных пациентов и лекарственных препаратов. Благодаря этому становится возможным выявлять связи между разными факторами и заболеваниями, что может стать шагом к более точным диагнозам и персонализированным методам лечения. Однако, несмотря на возможности, есть вопросы безопасности данных, их качества, а также этические аспекты использования. [4, с. 390]

Объект исследования: современные научные статьи, посвященные применению технологий Big Data для анализа электронных медицинских карт и изучению эпидемиологических тенденций заболеваемости.

Методы исследования включают в себя:

- анализ современных научных исследований;
- обзор современных методик по обработке и анализу больших данных;
- оценка перспектив внедрения инновационных решений в здравоохранение.

Результаты и их обсуждение:

«Big Data» стала в медицине важнейшей технологией благодаря возможностям по эффективной обработке больших массивов данных молекулярных технологий, получаемых с помощью геномики, эпигенетики, транскриптомики, протеомики и метаболомики. Скорость накопления информации заметно опережает темпы развития традиционных методов анализа, что становится серьезным вызовом для исследователей. Несмотря на это именно широкое применение технологий больших данных открывает большие перспективы для раннего выявления онкологических заболеваний и повышения эффективности терапии.

Исследователи намерено ищут надежные биомаркеры, используя разные методы, от секвенирования ДНК и исследования изменений гистонов до масс-спектрометрии и жидкостной хроматографии. Объемы получаемых данных настолько велики, что их анализ становится невозможен без

специализированных информационно-аналитических систем, которые в состоянии выявлять паттерны и тенденции в больших омиксных базах данных.

Примером успешного использования Big Data являются международные проекты последних лет. Так, в 2012 году Институт биоинформатики Кембриджского университета смог секвенировать около 18 тысяч человеческих геномов за год, а британский государственный проект «100 тысяч геномов» собрал богатую коллекцию генетики десятков тысяч жителей Великобритании. В Исландии же компания deCODE Genetics оказалась эффективной благодаря популяционному подходу, объединив родословные данные и медицинские истории сотен тысяч исландцев, что позволило выявить распространенные генетические причины таких серьезных болезней как рак молочной железы, диабет и болезнь Альцгеймера.

Современные исследования показывают серьезный прогресс в области внедрения технологий Big Data в медицинскую помощь населению. Ключевые направления развития выделяют три основные группы применений [8, с. 42]:

1. Ранняя диагностика заболеваний:

С помощью умного анализа электронных медицинских карт можно выявлять ранние признаки тяжелых заболеваний задолго до появления клинических симптомов. К примеру, с помощью машинного обучения можно обнаружить онкологию ещё на стадии предраковых состояний, изучая большое количество генетической информации пациента и факторов риска окружающей среды. IBM Watson Health с помощью глубокого обучения разработала систему раннего выявления рака молочной железы, анализируя картинки маммографии и клиническую документацию пациенток [1, с. 11].

2. Персонализация лечения:

Использование персонализированных методов дает врачам возможность подбирать индивидуальные программы терапии для каждого пациента, учитывая уникальные особенности его организма, историю болезни и реакции

на предшествующие виды лечения. Это снижает риск побочных эффектов и повышает эффективность терапевтических вмешательств. Например, в клинике Мэйо (США) существует система, которая помогает врачу на основе анализа генома пациента и сравнения молекулярных характеристик опухоли с известными препаратами [8, с. 42].

3. Прогнозирование эпидемий и пандемий:

Большие данные дают возможность мониторить изменения по распространению инфекционных заболеваний, предсказывая возможные вспышки и эпидемии, что помогает вовремя проводить профилактические мероприятия и снижать риск последствий пандемии. Китайская Tencent и китайский Центр контроля заболеваемости создали систему эпидемиологического мониторинга COVID-19, которая с помощью big data определяла риски заражения и давала рекомендации органам здравоохранения по ограничению распространения инфекций [5, с. 81; 3, с. 62].

Примеры использования Big Data в российской медицине:

1. Ранняя диагностика заболеваний: В России активно применяют искусственный интеллект для автоматизации анализа медицинских снимков. Российские стартапы, к примеру, создают технологии, которые могут находить патологии на рентгеновских изображениях и компьютерной томографии. У Сбербанка есть свой ИИ-сервис, который может самостоятельно обнаружить участки пневмонии на рентгеновском снимке и понять вероятность нежелательных последствий заболевания. Кроме того, в России развитая направленность на диагностику психических состояний, сервис Neurolex.co разработал систему, которая по речи пациентов, интонации, темпу, ритму, тону, может определять наличие психических заболеваний.

2. Персонализация лечебного процесса: В России разрабатываются технологии, которые помогают точно изменить геном человека и побороть

заболевания, вызванные мутировавшими генами. Ученые изучают мутации, которые могут приводить к болезням у людей, и разрабатывают методы персонализированной терапии. [7, с. 34].

Несмотря на успехи, существуют серьезные проблемы, которые мешают широкому использованию технологий Big Data в российской медицине:

- Качество исходных данных: низкое качество первичных записей, ошибки при заполнении и низкое качество измерений негативно влияют на достоверность получаемых результатов и снижают ценность данных.

- Отсутствие стандартов сбора и хранения данных: отсутствие согласованных форматов выгрузки данных из разных клиник и регионов России не позволяет создать общую базу всех нужных для большого анализа данных.

- Проблемы обеспечения конфиденциальности персональной информации: высокие требования к защите медицинских данных требуют значительных усилий по разработке надежных мер киберзащиты, которые пока что отсутствуют у многих медицинских организаций. [6, с. 79].

- Необходимость достаточно точной настройки алгоритмов машинного обучения: при несоблюдении тонкой настройки алгоритмов есть большой риск получения неверных данных, и, как результат, снижения эффективности работы системы.

Итогом всех рассуждений становится большой потенциал у технологий обработки сильных объемов данных, но и необходимость исправления многих изъянов в организационной структуре здравоохранения, повышении квалификации персонала и создании надежных систем охраны личных данных [2, с. 68].

Заключение:

Применение технологий Big Data открывает уникальные перспективы для развития современной медицины, значительно расширяя возможности в

области диагностики, лечения и профилактики различных заболеваний. Использование больших объемов данных позволяет выявлять скрытые закономерности и тенденции, которые ранее были недоступны традиционным методам анализа, что способствует повышению точности диагностики, своевременному выявлению рисков и улучшению качества медицинской помощи. Благодаря этим технологиям становится возможным более эффективное прогнозирование развития тяжелых состояний здоровья и разработка персонализированных стратегий профилактики и терапии, что в конечном итоге способствует снижению смертности и улучшению качества жизни пациентов.

Для успешной реализации потенциала больших данных в медицине необходима дальнейшая разработка и внедрение эффективных алгоритмов анализа, способных обрабатывать огромные массивы информации с высокой скоростью и точностью. Особое внимание следует уделять совершенствованию нормативных актов и законодательных механизмов, регулирующих сбор, хранение и обработку медицинских данных, чтобы обеспечить защиту конфиденциальности пациентов и предотвратить возможные злоупотребления. Кроме того, важным аспектом является создание и внедрение четких стандартов формирования и ведения баз данных, которые обеспечат совместимость и интеграцию различных информационных систем, повысив тем самым качество и доступность медицинской информации для специалистов. Только комплексный подход к развитию технологий Big Data позволит максимально раскрыть их потенциал и сделать значительный вклад в прогресс современной медицины.

Литература/References:

1. Алексеева, М. Г. Искусственный интеллект в медицине / М. Г. Алексеева, А. И. Зубов, М. Ю. Новиков // Международный научно-исследовательский журнал. – 2022. – № 7-2(121). – С. 10-13.

2. Андреев, А. В. Искусственный интеллект и его роль в обработке больших данных / А. В. Андреев // Умная цифровая экономика. – 2023. – Т. 3, № 1. – С. 65-69.
3. Карнаухов, Н. С. Возможности технологий "Big Data" в медицине / Н. С. Карнаухов, Р. Г. Ильяхин // Врач и информационные технологии. – 2019. – № 1. – С. 59-63.
4. Mooney, S. J. Commentary: Epidemiology in the era of big data / S. J. Mooney, D. J. Westreich, A. M. El-Sayed // Epidemiology. – 2015. – Vol. 26, № 3. – P. 390-394.
5. Овчинникова, М. А. Применение big data в лабораторной медицине / М. А. Овчинникова, Ю. И. Жиленкова, Н. Ю. Черныш // Российский журнал персонализированной медицины. – 2023. – Т. 3, № 4. – С. 77-87.
6. Панов, В. С. Big Data в медицине: тенденции и перспективы / В. С. Панов, В. А. Савина // Современные ТЕХНОЛОГИИ: АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ ТЕОРИИ и практики : сборник статей IV Международной научно-практической конференции, Пенза, 30 ноября 2022 года. – Пенза: Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г.Ю.), 2022. – С. 78-81.
7. Рязанова, С. В., Комков, А. А., Мазаев, В. П. РОССИЙСКИЙ И МИРОВОЙ ОПЫТ ПРИМЕНЕНИЯ НОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РЕАЛЬНОЙ МЕДИЦИНСКОЙ ПРАКТИКЕ [Текст] / С. В. Рязанова, А. А. Комков, В. П. Мазаев // Medical Sciences. — 2021. — № 6. — С. 32-40.
8. Современный передовой уровень искусственного интеллекта для умной медицины / О. Ю. Колесниченко, А. В. Мартынов, В. В. Пулит [и др.] // Ремедиум. – 2019. – № 4. – С. 36-43.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – СТРАТЕГИЧЕСКИЙ РЕСУРС РАЗВИТИЯ ОТЕЧЕСТВЕННОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

Царик Г.Н., Кудряшова И.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения
имени профессора А. Д. Ткачева*

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье рассматриваются основные тренды развития современной медицины и вопросы внедрения цифровых технологий в здравоохранение РФ. В результате обзора представленных на рынке инновационных медицинских продуктов, технологий и инструментов обоснованы цель и задачи использования искусственного интеллекта в медицине, представлена классификация типов ИИ зависимости от масштабности и характера решаемых задач, а также от степени приближения к человеческому интеллекту, систематизирована современная практика и перспективные направления применения ИИ в медицине.

Ключевые слова: искусственный интеллект, цифровизация экономики, цифровые технологии, отечественное здравоохранение, система поддержки принятия врачебных решений, качество диагностики.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IS A STRATEGIC RESOURCE FOR THE DEVELOPMENT OF DOMESTIC HEALTHCARE

Tsarik G.N., Kudryashova I.A.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Annotation. The article discusses the main trends in the development of modern medicine and the introduction of digital technologies in healthcare in the Russian Federation. As a result of the review of innovative medical products, technologies and tools presented on the market, the purpose and objectives of using artificial intelligence in medicine are substantiated, a classification of AI types is presented depending on the scale and nature of the tasks being solved, as well as on the degree of approximation to human intelligence, modern practice and promising areas of AI application in medicine are systematized.

Keywords: artificial intelligence, digitalization of the economy, digital technologies, domestic healthcare, medical decision support system, diagnostic quality.

Актуальность внедрения искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение обусловлена дефицитом кадрового потенциала в медицинских организациях, необходимостью повышения доступности и качества медицинской помощи, увеличения производительности труда в рамках ограниченных финансовых ресурсов современного здравоохранения, что требует эффективных решений.

Внедрение систем ИИ в здравоохранение – важнейший современный мировой тренд отрасли. Технологии ИИ в корне меняют мировую систему здравоохранения, позволяя кардинальным образом преобразовать организацию, управление, экономику медицинской деятельности и в целом повысить качество услуг здравоохранения при одновременном снижении расходов медицинских клиник.

Вероятным решением следует считать применение цифровых технологий в отрасли для решения наиболее актуальных проблем, обеспечивающих повышение удовлетворенности пациентов качеством и доступностью медицинской помощи.

Внедрение цифровых технологий в здравоохранение и медицину сложный и трудоемкий, но неотвратимый процесс.

Основными направлениями охраны здоровья населения и развития цифровой медицины России в контексте представленных на рынке инновационных медицинских продуктов, технологий и инструментов являются следующие:

1. ИИ, машинное обучение, работа с большими базами данных, алгоритмы их применения (обработка данных, интерпретация полученных результатов, медицинская аналитика, например, ИИ-роботы, активно используемые в качестве младшего медицинского персонала, автоматизация рутинной бумажной работы и расписания).

2. Современное высокотехнологичное оборудование со специальным программным обеспечением, медицинские изделия, инструменты и материалы, определяющие современные методы диагностики, лечения и реабилитации, (например, виртуальная и дополненная реальность VR/AR в медицине, VR-шлемы используются для лечения деменции и когнитивных расстройств).

3. Телемедицина, теледиагностика и применение дистанционных технологий в целях удаленного мониторинга, получения консультаций, передачи данных и др. (например, в США для обеспечения удаленной связи с медперсоналом используется сервис NowClinic, предоставляющий доступ к врачебным консультациям в режиме 24/7, причем среднее время отклика не превышает 10 минут).

4. Блокчейн-технология в медицине на основе защищенных интерфейсов обмена медицинскими данными между врачами и организациями, гарантирующая безопасность и достоверность сведений, в которой данные шифруются и объединяются в блоки, а затем сохраняются на

компьютерах множества пользователей сети и при этом позволяют сохранять анонимность.

5. Медицинский Интернет вещей, обеспечивающий доступность, простоту, информативность, достоверность и оптимизацию процессов, и формирующий экосистему устройств и датчиков для мониторинга и защиты здоровья человека посредством формирования цифровой медицины (дистанционный мониторинг состояния пациентов и людей, требующих специального медицинского ухода, «умные» таблетки, RFID-метки, позволяющие отслеживать активность персонала в течение дня).

6. Большие данные и аналитика для обработки, хранения и анализа больших медицинских данных (например, системы электронных медицинских карт, их используют 94% госпиталей США) [1, с. 250].

В РФ на законодательном уровне установлено следующее определение: ИИ — комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые как минимум с результатами интеллектуальной деятельности человека [2].

Цель использования ИИ — сделать жизнь человека эффективнее и безопаснее, рассматривая его как широко востребованный инструмент применения в различных сферах отрасли и разработки программного обеспечения принятия различных решений.

Основными задачами внедрения ИИ являются:

- автоматизация рутинных задач,
- обработка больших объёмов данных,
- распознавание и анализ объектов,
- прогнозирование и моделирование,

- персонализация – представление контента в реальном времени [3].

К наиболее распространенным технологиям создания ИИ относят машинное обучение, нейронные сети и обработку естественного языка.

По сути ИИ представляет собой самообучаемую программу с набором алгоритмов (кодов, баз знаний), принцип работы которой схож с работой любой другой компьютерной программы. Начинается моделирование с принятия данных, в качестве которых может выступать речь, письменный текст или изображение. Затем следует анализ и выдача результата. От обычной программы ИИ отличается структурой, включающей искусственную нейросеть, после создания которой программистом на компьютере, происходит обучение. ИИ базируется не только на IT-технологии, но и на других науках, таких, как математика, биология, психология, кибернетика.

Необходимо отметить, что ИИ классифицируется по ряду признаков в зависимости от масштабности и характера решаемых задач, а также от степени приближения к человеческому интеллекту.

В первую очередь – это узкий или слабый ИИ (ANI), представляющий систему, созданную для выполнения одной или ограниченного набора узкоспециализированных задач.

Общий или сильный ИИ (AGI) — гипотетический его тип, способный выполнять любые интеллектуальные задачи на уровне человека, он обладает общим пониманием и может адаптироваться к новым ситуациям без дополнительного программирования, но пока существует в теории.

Сверхразумный ИИ (ASI) представляет его гипотетическую концепцию, он превосходит человеческий разум во всех аспектах, включая творчество и эмоции.

В современном мире ИИ находит широкое применение в медицине, биологии и здравоохранении: диагностика, лечение, уход за пациентами,

разработка лекарств и др. Технологии помогают врачам анализировать данные быстрее и точнее, снижают нагрузку и расширяют возможности диагностики даже там, где имеет место дефицит специалистов. По данным Всемирной организации здравоохранения, к 2030 году в мире может не хватать до 10 млн медработников. В регионах, где нет постоянного доступа к узким специалистам, ИИ помогает закрыть этот разрыв: алгоритм анализирует исследования на месте, а врач подключается только в сложных случаях. Такой подход ускоряет диагностику, сокращает очереди и делает медицинскую помощь доступнее [4].

Важную роль в решении перечисленных проблем играет система поддержки принятия врачебных решений (СППВР). Это сервис на основе ИИ, который позволяет врачу получить рекомендацию при лечении, диагностике и мониторинге состояния пациента. Такие системы включают не только ИИ, но и электронные справочники, системы проверки безопасности терапии, контроля качества и скрининга врачебных лекарственных назначений.

ИИ, основанный преимущественно на методах глубокого обучения, рассматривается как ключевой инструмент повышения эффективности и качества интерпретации изображений. Для КТ, МРТ и рентгенографии уже доступны зрелые решения, покрывающие задачи предварительного сортирования («триажа») urgentных случаев, «подсветки» подозрительных зон, автоматической сегментации и измерений, а также формирования стандартизированных отчетов.

Применение технологий ИИ в анализе медицинских изображений находит широкое клиническое применение и уже сегодня становится важным инструментом в ежедневной практике различных специалистов. Наибольшую выгоду от таких систем получают врачи-рентгенологи и специалисты по компьютерной и магнитно-резонансной томографии, которые работают с большими объемами данных.

По экспертным оценкам, внедрение ИИ сокращает время описания КТ головного мозга при инсульте на 25–40 %, повышает чувствительность выявления тромбоэмболии легочной артерии до 94 %, выявление пневмоний на рентгенограммах – до 95 %. Снижение средней нагрузки на рентгенолога составляет 20–30 %, ускорение маршрутизации пациентов в условиях скорой помощи возрастает на 15–25 %. Особое значение при этом приобретает обучение персонала, адаптация алгоритмов к локальным условиям и постоянный контроль качества работы систем.

Таким образом, внедрение ИИ в практику лучевой диагностики и смежных дисциплин позволяет повысить доступность и оперативность медицинской помощи, улучшить качество диагностики и снизить нагрузку на врачей, оставаясь при этом вспомогательным, а не автономным элементом клинического процесса.

Особенно значимые результаты получены в диагностике онкологических заболеваний. Система глубокого обучения обнаруживает признаки рака молочной железы на маммограммах на 11,5% точнее опытных радиологов и на 17% снижает количество ложноположительных результатов [5].

Современные тенденции в области ИИ включают разработку объяснимых моделей ИИ, способных указать, какие именно признаки изображения повлияли на диагностическое решение, интеграцию изображений с другими типами медицинских данных для комплексного анализа.

Современный этап развития искусственного интеллекта в здравоохранении характеризуется переходом от отдельных специализированных решений к комплексным экосистемам, охватывающим все аспекты медицинской практики и интегрированным в повседневные рабочие процессы.

Сегодня развивается прецизионная медицина с целью разработки индивидуальных подходов к лечению, проводится удаленный мониторинг пациентов – нейросети используются для обработки данных с носимых устройств, для оптимизации ресурсов медицинских учреждений, прогнозирования потоков пациентов.

Активно внедряются виртуальные медицинские ассистенты – системы на основе естественного языка для первичного сбора анамнеза, триажа пациентов и последующего наблюдения, развивается роботизированная хирургия – интеграция алгоритмов компьютерного зрения и машинного обучения в хирургические системы для повышения точности вмешательств.

Одним из наиболее значимых трендов становится интеграция разнородных медицинских данных. Современные системы ИИ сегодня объединяют и анализируют данные электронных медицинских карт, результаты лабораторных исследований, данные визуализации, геномные профили, информацию с носимых устройств и даже неструктурированные данные из медицинской литературы.

Начался переход от диагностических к прогностическим моделям. Теперь главное не выявление существующих патологий, а прогнозирование развития заболеваний и их осложнений.

Будущее применения искусственного интеллекта в здравоохранении связано с созданием интегрированных систем принятия решений, охватывающих весь цикл медицинской помощи – от профилактики и ранней диагностики до лечения и реабилитации.

Насущной проблемой разработки медицинских изделий с ИИ в России является организация процесса обучения. Сформировав базу данных и произведя разметку изображений, требуется перейти к обучению искусственного интеллекта. Машинное обучение можно разделить на три основные категории в зависимости от подхода к обучению:

- обучение с учителем (Supervised Learning, (SL),
- обучение без учителя (Unsupervised Learning, (UL),
- обучение с подкреплением (Reinforcement Learning (RL) [6].

По данным Росздравнадзора к середине 2025 года в России было зарегистрировано 47 медицинских изделий на основе искусственного интеллекта. К 2030 году планируется, что все регионы будут использовать не менее 12 медицинских изделий с искусственным интеллектом на постоянной основе [7].

Несмотря на множество преимуществ, внедрение ИИ в медицину часто сопряжено с возникновением этических проблем. Этические аспекты использования ИИ, главным образом, связаны с безопасностью и конфиденциальностью информации о пациентах, а также с высокой степенью неопределенности принятия решений в результате использования ИИ. При этом сохранение безопасности и конфиденциальности данных обусловлена большими объёмами информации о пользователях, поэтому требует необходимости безопасного их хранения и использования при работе с ИИ. Прозрачность и объяснимость работы ИИ обусловлена тем, что множество алгоритмов и моделей машинного обучения сложны и неясны в работе, а это чревато возникновением ситуаций, когда системы примут труднообъяснимое решение, сложное для проверки. Данные риски имеют особенно негативные последствия при использовании ИИ в здравоохранении.

Среди вызовов применения алгоритмов ИИ следующие:

- необходимость дальнейшего совершенствования нормативно-правовой базы;
- вопросы защиты данных и алгоритмической предвзятости;
- потребность в подготовке кадров, способных работать с новыми технологиями;

- проблемы с межрегиональным обменом данными из-за ограничений закона о защите персональных данных.

Перспективы использования ИИ в медицине связаны со следующими направлениями:

- переход к автономным ИИ-системам, способным формировать диагностические заключения;
- интеграция телемедицины в систему ОМС;
- развитие гибридных моделей (сочетание дистанционного мониторинга с очными приёмами);
- внедрение интероперабельности (стандарт обмена данными между медицинскими системами);
- использование больших языковых моделей и цифровых ассистентов для пациентов.

На федеральном уровне реализуется целый пакет законодательных инициатив цифровой трансформации государственного управления, экономики и социальной сферы, регламентирующих основополагающие принципы развития и использования в России технологий искусственного интеллекта.

Среди важнейших: Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года, Нацпроект «Экономика данных и цифровая трансформация государства» (с 2025 по 2030 гг.), Федеральный проект «Искусственный интеллект» (срок реализации проекта — с 1 января 2025 года до 31 декабря 2030 года). Основополагающий принцип развития ИИ в соответствии с данными документами – подконтрольность ИИ-систем человеку [8, 9, 10].

Некоторые целевые показатели федерального проекта «Искусственный интеллект» к 2030 году:

- ежегодный объём оказанных услуг по разработке и реализации решений в области искусственного интеллекта – не менее 60 млрд. рублей (по сравнению с 12 млрд. рублей в 2022 году);
- количество выпускников вузов с образованием в сфере искусственного интеллекта – с 3 тыс. до 15,5 тыс. человек в год;
- уровень доверия граждан к технологиям искусственного интеллекта – не менее 80% (по сравнению с 55% в 2022 году);
- доля приоритетных отраслей экономики с высокой готовностью к внедрению искусственного интеллекта – с 12% до 95% [10].

При этом важно отметить, что в России уже проделана огромная работа в направлении сбора и цифровизации массивов медицинских данных. Так, согласно исследованию аналитического агентства Kept, в 2024 году количество медицинских документов в Единой государственной информационной системе в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ) достигло 1,7 млрд. единиц, что более чем в 22 раза превышает показатель 2021 года. И это, не считая документов в системах страховых компаний, частных медицинских организаций, научных центров [11]. По данным Минздрава, в Единой государственной информационной системе (ЕГИСЗ) к концу 2024 года содержалось 1,7 млрд электронных медицинских документов — в 22 раза больше, чем в 2021-м. К 2027 году прогнозируется рост показателя до 2,5 млрд. Большая часть информации генерируется государственными медицинскими организациями, но быстро растет вклад частных клиник. Только в 2025 году они передали в систему свыше 19 млн документов, из которых 1,5 млн — за один месяц [12].

В Российской Федерации в 2020–2024 гг. реализован масштабный эксперимент по применению ИИ в лучевой диагностике (Москва, Санкт-Петербург, Кемеровская область), где решения типа «Третье мнение»,

Webiomed, Botkin AI показали устойчивое сокращение времени описания КТ органов грудной клетки и МРТ головного мозга, в среднем, на 20–35 % [13].

Таким образом, регламентация цифровой медицины в РФ на современном этапе отражает глобальный тренд и стремление к модернизации и повышению качества медицинских, а ИИ выступает стратегическим ресурсом отечественного здравоохранения, содействующим кардинальным преобразованиям в сфере экономики, организации, управления медицинской деятельностью при одновременном снижении расходов медицинских клиник.

Литература / References:

1. Кудряшова И.А. Современные аспекты позиционирования медицинского вуза в условиях цифровизации экономики // Современный мир, природа и человек: сб. материалов XX-ой Международной научно-практической конференции.- Кемерово: КемГМУ, 2023. С. 243-253.

2. ФЗ РФ от 24.04.2020 № 123-ФЗ): Федеральный закон от 24 апреля 2020 г. N 123-ФЗ "О проведении эксперимента по установлению специального регулирования в целях создания необходимых условий для разработки и внедрения технологий искусственного интеллекта в субъекте Российской Федерации - городе федерального значения Москве, об особенностях обработки персональных данных при формировании региональных составов данных и предоставления доступа к региональным составам данных и внесении изменений в статьи 6 и 10 Федерального закона "О персональных данных" (с изменениями и дополнениями) Доступ из справ. -правовой системы «Гарант». Источник: <https://base.garant.ru/73945195/>.

3. ГОСТ Р 71476-2024. Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта. –М.: Российский институт стандартизации, 2024. – 62 с.

4. ИИ в медицине: от экспериментов до повседневной практики. РБК Тренды//

<https://trends.rbc.ru/trends/industry/68b7ef839a794711f4715699?from=copy->

(дата обращения: 20.01.2026).

5. Эволюция искусственного интеллекта в медицине: от экспертных систем к нейросетям [Электронный ресурс]. – Режим доступа:

<https://sky.pro/wiki/profession/istoriya-primeneniya-iskusstvennogo-intellekta-v-medicine/>. – (дата обращения: 01.02.2026).

6. Соколовский М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан// Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века : Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

7. Рутинный ИИ: в России зарегистрировано уже 47 медизделий с искусственным интеллектом — Digital Tales//

<https://dtales.media/2025/06/30/rutinnyj-ii-v-rossii-zaregistrovano-uzhe-47-medizdelij-s-iskusstvennym-intellektom/>. – (дата обращения: 01.02.2026).

8. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 г. № 490 Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 «Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года» (В редакции Указа Президента Российской Федерации от 15.02.2024 № 124). Режим доступа: URL — <http://kremlin.ru/acts/bank/44731/>. – (дата обращения: 02.02.2026).

9. Национальный проект «Экономика данных и цифровая трансформация государства»// Режим доступа: URL — <http://government.ru/rugovclassifier/923/about/>. – (дата обращения: 02.02.2026).

10. Паспорт федерального проекта "Искусственный интеллект" национальной программы "Цифровая экономика Российской Федерации" (приложение N 3 к протоколу президиума Правительственной комиссии по цифровому развитию, использованию информационных технологий для улучшения качества жизни и условий ведения предпринимательской деятельности от 27.08.2020 N 17). Режим доступа: URL — <https://spa.msu.ru/wp-content/uploads/5-1.pdf>. – (дата обращения: 02.02.2026).

11. Искусственный интеллект в здравоохранении: от рабочего инструмента к ключевой технологии будущего. Режим доступа: URL — <https://www.kommersant.ru/doc/8161340/> – (дата обращения: 21.02.2026).

12. Россия формирует рынок цифрового здравоохранения: перспективы и вызовы. Режим доступа: URL — <https://www.kommersant.ru/doc/8161858/> – (дата обращения: 21.02.2026).

13. Федеральный закон от 24 апреля 2020 г. № 123-ФЗ «О проведении эксперимента по установлению специального регулирования в целях создания необходимых условий для разработки и внедрения технологий искусственного интеллекта в субъекте Российской Федерации - городе федерального значения Москве, об особенностях обработки персональных данных при формировании региональных составов данных и предоставления доступа к региональным составам данных и внесении изменений в статьи 6 и 10 федерального закона «О персональных данных». Доступ из справ. - правовой системы «Гарант». Источник: <https://base.garant.ru/73945195/>.

Секция 2

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ НА СЛУЖБЕ НАУКИ И ПРАКТИКИ

ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ПРОЦЕССЕ УПРАВЛЕНИЯ МЕДИЦИНСКОЙ ОРГАНИЗАЦИЕЙ

Друшляк И.А., Моднов И.Д.

*Государственное автономное учреждение здравоохранения «Кемеровская городская клиническая поликлиника им. Л.И. Темерхановой»,
Россия, г. Кемерово*

Аннотация: В статье рассматриваются возможности использования современных информационных технологий для повышения качества медицинской помощи в условиях первичного звена здравоохранения. На примере ГАУЗ «Городская клиническая поликлиника №5 им. Л.И. Темерхановой» проанализированы два ключевых направления цифровой трансформации, непосредственно влияющих на качество оказания медицинской помощи: проактивное выявление пациентов групп риска на основе данных электронной медицинской карты (далее - ЭМК) и оптимизация лекарственного обеспечения и контроль фармакотерапии на базе анализа электронных рецептов. Подробно описаны алгоритмы действий, источники данных в рамках существующей инфраструктуры (ЕМИАС, система электронных рецептов с QR-кодами) и ожидаемые эффекты для управления качеством. Делается вывод о том, что внедрение данных подходов позволяет перейти от выборочного контроля качества к сплошному мониторингу организационных процессов, минимизировать риски врачебных ошибок.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, качество медицинской

помощи, управление качеством, оптимизация лекарственного обеспечения, цифровая инфраструктура, управление рисками, скоринг пациентов, текстовый анализ, первичное звено здравоохранения.

POSSIBILITIES OF USING INFORMATION TECHNOLOGY IN THE MANAGEMENT OF A MEDICAL ORGANIZATION

Drushliak I.A., Modnov I.D.

*State Autonomous Healthcare Institution "Kemerovo City Clinical Polyclinic
named after L.I. Temerkhanova", Russia, Kemerovo*

Abstract: The article discusses the possibilities of using modern information technologies to improve the quality of medical care in primary healthcare facilities. Using the example of the City Clinical Polyclinic No. 5 named after L.I. Temerkhanova, the article analyzes two key areas of digital transformation that directly affect the quality of medical care: proactive identification of patients at risk (based on EMR data) and optimization of drug provision and pharmacotherapy control (based on the analysis of electronic prescriptions). Algorithms of actions, data sources within the existing infrastructure (EMIAS, the system of electronic prescriptions with QR-codes) and expected effects for quality management are described in detail. It is concluded that the implementation of these approaches allows to move from selective quality control to continuous monitoring of clinical and organizational processes, to minimize the risks of medical errors and to increase patient safety.

Keywords: Artificial intelligence, quality of medical care, quality management, optimization of drug provision, digital infrastructure, risk management, patient scoring, text analysis, primary healthcare.

Введение: ГАУЗ КГКП №5 является многопрофильной поликлиникой с

прикреплённым населением более 94,5 тыс. человек, в структуре которой работают более 170 врачей. В учреждении внедрена ЕМИАС, действует система электронных рецептов с QR-кодами. Несмотря на наличие цифровой инфраструктуры, накопленные данные используются преимущественно в учётных целях, а не для управления. Традиционная модель управления, основанная на реактивном анализе выполненных планов, демонстрирует свою недостаточность. По результатам анализа литературных данных, в которых представлены исследования существующих форм автоматизированного контроля, выделены те, внедрение которых не несет существенных ресурсных расходов и при этом влияет на удовлетворенность пациентов медицинской помощью. Наиболее оптимальными из них являются формирование групп пациентов, состоящих на диспансерном учёте с хроническими неспецифическими инфекционными заболеваниями (далее - ХНИЗ), а также контроль фармакотерапии, проводимой пациентам, имеющим право на льготное лекарственное обеспечение.

Цель настоящей статьи - проанализировать и оценить эффективность деятельности медицинской организации вследствие внедрения и совершенствования информационных технологий в системе внутреннего контроля качества оказания медицинской помощи. Показать, как на основе уже существующей в ГАУЗ КГКП №5 инфраструктуры и доступных методов анализа данных можно вывести управленческие процессы на качественно новый уровень, перейдя от реактивной модели к предиктивному управлению.

1. Проактивное управление: формирование групп риска на основе данных ЭМК

В настоящий момент формирование групп диспансерного наблюдения осуществляется преимущественно на основании формальных критериев: возрастные группы, установленные диагнозы, данные паспортов врачебных участков. Участковые терапевты работают со списками пациентов,

подлежащих диспансеризации, однако выявление пациентов с высоким риском развития осложнений происходит либо при их обращении с уже манифестировавшими симптомами, либо в ходе плановых осмотров, что часто запаздывает. Паспорт врачебного участка, хотя и содержит ценную информацию о возрасте, поле, и заболеваниях пациентов, но не позволяет в динамике отслеживать лабораторные тренды и комбинации факторов риска у конкретного пациента. Для ГАУЗ КГКП №5 пилотным направлением может стать мониторинг риска хронической болезни почек (далее - ХБП) у пациентов с сахарным диабетом и гипертонической болезнью. На диспансерном учете в ГАУЗ КГКП №5, согласно данным утвержденной формы федерального статистического наблюдения № 12, за 2025 год состоят 4 015 пациентов с сахарным диабетом и 12 961 пациент с гипертонической болезнью. С учётом известных эпидемиологических данных о высокой коморбидности этих заболеваний, оценочное число пациентов с сочетанием обоих диагнозов составляет около 3 000 человек, что формирует группу наивысшего риска развития хронической болезни почек и сердечно-сосудистых осложнений.

Постановка проблемы: Существующая система, основанная на статичных паспортах участков и реактивном обращении, приводит к неэффективному расходованию ресурсов: врач работает со сплошным списком пациентов, не выделяя тех, кто находится в группе высокого риска.

Предлагаемое решение (Практическая модель): Внедрение правилowego и статистического анализа структурированных полей ЭМК для скоринга пациентов (patient risk scoring).

Источники данных: Диагнозы по МКБ-10, данные анамнеза, результаты лабораторных и инструментальных исследований, частота обращений.

Алгоритм действий:

1. **Определение целевой патологии.** Выбирается заболевание с

высоким социально-экономическим значением, где важна ранняя диагностика (например, хроническая болезнь почек (ХБП) у пациентов с диабетом и гипертонией).

2. **Формирование правил.** На основе клинических рекомендаций создаются логические цепочки. Пример правила для риска ХБП: (Диагноз E10-E14 [Сахарный диабет] ИЛИ I10-I13 [Гипертония]) И (Возраст > 50) И (Уровень креатинина в крови > [пороговое значение] ИЛИ наличие протеинурии в анамнезе) → Высокий риск.

3. **Автоматизированный скрининг.** Настроенный скрипт еженедельно проверяет обезличенную выгрузку из ЕМИАС по этим правилам.

4. **Формирование рабочих листов.** Система генерирует для участкового врача список пациентов с указанием вероятного риска и «красных флагов» (например: «Пациент Н., 58 л. СД 2 типа. Креатинин 150 мкмоль/л. Последний анализ - 01.2023. Рекомендовано: контроль креатинина, СКФ, консультация нефролога»).

Внедрение автоматического скрининга позволит не только формировать «красные флаги» по конкретным пациентам, но и использовать паспорт врачебного участка как основу для построения динамической картины текущих рисков, что превращает статическую отчётную форму в инструмент оперативного управления.

Ожидаемый эффект:

Управленческий: Точечное планирование нагрузок узких специалистов, приоритизация диспансерных осмотров, обоснованное планирование закупки расходных материалов для лабораторных исследований.

Клинический: Раннее выявление доклинических стадий заболеваний, персонализация диспансерного наблюдения.

KPI: Увеличение доли пациентов с целевыми патологиями,

выявленными на ранней стадии.

2. Оптимизация лекарственного обеспечения и контроль фармакотерапии

В поликлинике внедрена система электронных рецептов, что существенно упростило документооборот для врачей и пациентов. За декабрь 2025 года в ГАУЗ КГКП №5 было выдано 15 223 рецепта, из них 10 276 (67,5%) - электронные. Каждый рецепт содержит QR-код, позволяющий аптечным учреждениям оперативно подтверждать назначение без дополнительных печатей и подписей. В пересчёте на годовой объём это составляет около 180 тысяч электронных рецептов, формирующих структурированный массив данных о назначениях 130 врачей поликлиники. Также функционирует мобильное приложение, через которое пациенты могут отслеживать свои назначения и получать информацию о льготном лекарственном обеспечении.

Постановка проблемы: Накопленный массив данных об электронных назначениях (МНН, дозировки, кратность, привязка к диагнозам) в настоящий момент используется лишь для учёта, но не для анализа. Отсутствует инструментарий для выявления статистических аномалий в назначениях, оценки приверженности врачей клиническим рекомендациям и анализа структуры затрат на льготное лекарственное обеспечение в разрезе диагнозов и врачебных практик. Существуют значительные вариации в назначениях при сходных клинических ситуациях, что приводит к неоптимальному использованию финансовых средств льготного лекарственного обеспечения (ЛО) и создает риски полипрагмазии, особенно у гериатрических пациентов. Ручной контроль за рациональным использованием лекарственных средств (ЛС) неэффективен из-за большого объема данных.

Предлагаемое решение (Практическая модель): Внедрение системы автоматизированного мониторинга фармакотерапевтических паттернов и выявления статистических аномалий на основе данных электронных рецептов

и клинических диагнозов.

Источники данных: Структурированные данные выписанных рецептов (МНН, дозировка, режим приема), диагнозы по МКБ-10 из ЭМК, данные о пациенте (возраст, пол, сопутствующие заболевания).

Алгоритм действий:

1. **Определение целевых терапевтических областей.** Выбор групп заболеваний с высокими затратами на ЛО (например, сахарный диабет 2 типа, бронхиальная астма, сердечно-сосудистые заболевания).

2. **Анализ ассоциативных правил (Association Rule Mining).** Алгоритм анализирует массовые данные для выявления наиболее частых и клинически обоснованных комбинаций ЛС при конкретном диагнозе. Пример вывода: «В 85% случаев диагнозу I10 (Гипертензия) сопутствует назначение ингибитора АПФ, в 60% - в комбинации с диуретиком».

3. **Выявление статистических выбросов (Anomaly Detection).** Система помечает назначения, отклоняющиеся от сформированных паттернов, для экспертной оценки. Пример аномалии: «Врач Иванова в 40% случаев при ГБ назначает препарат X, в то время как среднее по поликлинике - 5%. Стоимость курса препарата X на 300% выше средней».

4. **Контроль безопасности.** Настройка правил для автоматической проверки новых назначений на потенциально опасные дубли (назначение двух разных МНН из одной группы) и межлекарственные взаимодействия.

Для ГАУЗ КГКП №5, уже имеющей техническую базу, следующим логичным шагом является надстройка аналитического модуля. Данные из системы льготного лекарственного обеспечения могут быть интегрированы с данными ЭМК для построения фармакоэпидемиологических профилей и выявления нерациональных назначений.

Ожидаемый эффект:

Управленческий: Формирование обоснованной позиции по

включению/исключению препаратов в локальный формуляр, снижение нецелевых расходов на ЛО, объективная база для образовательных мероприятий с врачами.

Клинический: Снижение рисков неблагоприятных лекарственных реакций за счет выявления нерациональных комбинаций.

КРІ: Снижение вариативности в назначении препаратов первой линии при ключевых хронических заболеваниях; снижение затрат на ЛО без ущерба для качества.

Выводы:

1. Анализ рисков на основе данных ЭМК позволяет осуществлять активный поиск пациентов, нуждающихся во вмешательстве, увеличивая клиническую и экономическую отдачу от профилактики. Для ГАУЗ КГКП №5 это означает превращение статичного паспорта участка в динамический инструмент управления.

2. Оптимизация лекарственного обеспечения позволяет минимизировать затраты на ЛО и избежать нежелательных событий, связанных с назначением фармакотерапии. Наличие электронных рецептов с QR-кодами в ГАУЗ КГКП №5 создаёт идеальную базу для надстройки аналитического модуля.

Внедрение данных решений не требует «революции» в ИТ-инфраструктуре, а является логичным следующим шагом в цифровой трансформации управленческой деятельности поликлиники, максимально приближая ее к парадигме data-управления.

Дальнейшим развитием описанных подходов может стать создание единой внутренней аналитической платформы, объединяющей все модули и предоставляющей руководству поликлиники интерактивные дашборды для мониторинга ключевых рисков и показателей качества в режиме, близком к реальному времени.

Заключение: представленные модели не являются теоретическими. Для ГАУЗ КГКП №5 предлагаемые решения опираются на данные, уже существующие в ЕМИАС и системе электронных рецептов. Проактивное выявление рисков, контроль фармакотерапии базируются на анализе уже накопленных массивов информации. Их реализация возможна силами аналитика или IT-специалиста средней квалификации с использованием открытого ПО и облачных сервисов. Ключевые условия успеха - наличие доступа к структурированным выгрузкам из ЕМИАС и, что наиболее важно, четкое формулирование медицинскими работниками ГАУЗ КГКП №5 правил и критериев для анализа. Именно врач-методист, знающий клинические рекомендации и внутренние регламенты, должен стать «переводчиком» между медицинской реальностью и языком данных, определяя, какие отклонения искать, какие риски считать критическими и какие управленческие решения принимать на основе полученных данных.

Литература/References:

1. Овчинников, Е.Н. Анализ удовлетворенности пациентов качеством оказанных услуг как эффективный механизм менеджмента в медицинской организации / Е.Н. Овчинников, А.В. Губин, И.А. Голобокова, М.В. Стогов // Гений ортопедии. – 2021. – Т. 27, № 3. – С. 345-350.
2. Cui, J. National Patient Satisfaction Survey as a Predictor for Quality of Care and Quality Improvement – Experience and Practice / J. Cui, J. Du, N. Zhang, Z. Liang // Journal of Healthcare Management. – 2025. – Vol. 70, No. 2. – P. 112-125.
3. Ибрагимов, Ш.М. Большие данные и искусственный интеллект как драйверы трансформации здравоохранения в эпоху цифровизации / Ш.М. Ибрагимов // Международный научно-исследовательский журнал. – 2023. – № 2 (128). – DOI: 10.23670/IRJ.2023.128.88.

4. Сагитова, Г.Р. Оценка удовлетворенности медицинской помощью пациентов первичного звена здравоохранения (по данным социологического опроса) / Г.Р. Сагитова, А.А. Антонова, В.М. Середа [и др.] // Общественное здоровье и здравоохранение. – 2023. – № 4. – С. 45-52.
5. Федулева, Д.А. Оценка удовлетворенности пациентов как инструмент управления качеством в организации здравоохранения / Д.А. Федулева // III Научно-практическая конференция «Стандартизация: траектория науки», приуроченная ко Всемирному дню стандартов, Москва, 15 октября 2025 г. : сборник материалов / Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. – 2025. – № 6 (87). – С. 289-295.
6. Перепелова, О.В. Пациент-центрированность при оказании населению медицинских услуг как ценность и принцип деятельности / О.В. Перепелова, И.А. Петрова // Социология здравоохранения. – 2025. – № 3. – С. 108-116. – DOI: 10.21045/1811-0185-2025-3-108-116.
7. Барсегова, К.А. Переход к человекоцентричной модели функционирования медицинской организации / К.А. Барсегова, В.Ю. Петрова, И.Н. Сядук, Д.Н. Проценко // Информатизация здравоохранения. – 2025. – № 4. – С. 65-75. – DOI: 10.21045/1811-0185-2023-4-65-75.
8. Ли, М.В. Применение информационных технологий в оценке качества оказания медицинской помощи / М.В. Ли, А.В. Потылицын, А.В. Мартынова // Информатизация здравоохранения. – 2023. – № 4. – С. 65-75. – DOI: 10.21045/1811-0185-2023-4-65-75.
9. Оскерко, В.С. OLAP-технология в экономике и управлении / В.С. Оскерко, З.В. Пунчик // Дискуссионный блок «Информационные технологии в экономике и управлении». – Минск : Белорусский государственный экономический университет, 2023. – С. 313-318.
10. Nair, M. A comprehensive overview of barriers and strategies for AI

implementation in healthcare: Mixed-method design / M. Nair, P. Svedberg, I. Larsson, J.M. Nygren // *Journal of Medical Systems*. – 2024. – Vol. 48, No. 3. – P. 25-38.

11. He, J. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine / J. He, S.L. Baxter, J. Xu [et al.] // *Nature Medicine*. – 2019. – Vol. 25, No. 1. – P. 30-36. – DOI: 10.1038/s41591-018-0307-0.

12. Bhuyan, S.S. Generative Artificial Intelligence Use in Healthcare: Opportunities for Clinical Excellence and Administrative Efficiency / S.S. Bhuyan, V. Sateesh, N. Mukul [et al.] // *Journal of Medical Systems*. – 2025. – Vol. 49, No. 10. – DOI: 10.1007/s10916-024-02136-1.

13. Reddy, S. Generative AI in healthcare: an implementation science informed translational path on application, integration and governance / S. Reddy // *Implementation Science*. – 2024. – Vol. 19. – P. 27. – DOI: 10.1186/s13012-024-01357-9.

14. Ciecierski-Holmes, T. Artificial intelligence for strengthening healthcare systems in low- and middle-income countries: a systematic scoping review / T. Ciecierski-Holmes, R. Singh, M. Axt [et al.] // *npj Digital Medicine*. – 2026. – Vol. 9. – P. 15. – DOI: 10.1038/s41746-026-00567-9.

15. Heumann, R.A. Diverging trajectories of trust in healthcare and on-line information seeking: what's next with LLMs / R.A. Heumann, S.R. Steinhubl // *npj Digital Medicine*. – 2026. – Vol. 9. – P. 22. – DOI: 10.1038/s41746-026-00572-y.

РОБОТЫ-АССИСТЕНТЫ ХИРУРГОВ. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЛАПАРОСКОПИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЯХ

¹Палкина А.В., ²Танкова Л.Ш.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Научный руководитель – к.м.н., Корбанова Татьяна Николаевна

Аннотация. Данная тема исследует роль искусственного интеллекта (ИИ) в медицине и его влияние на различные аспекты здравоохранения.

ИИ активно используется в диагностике, для анализа медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки, компьютерная томография и снимки МРТ. Искусственный интеллект также используется в области прогнозирования заболеваний. Это помогает врачам разрабатывать индивидуальный план лечения для каждого пациента.

Ключевые слова. Искусственный интеллект (ИИ), диагностика заболеваний, индивидуальное лечение, робототехника.

SURGICAL ASSISTANT ROBOTS. APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LAPAROSCOPIC OPERATIONS

¹Palkina A.V., ²Tankova L.Sh.

Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics named
after Professor A.D. Tkachev

*Kemerovo State Medical University of the Russian Ministry of Health, Kemerovo,
Russia*

Supervisor: Candidate of Medical Sciences, Korbanova Tatyana Nikolaevna

Abstract: This topic explores the role of artificial intelligence (AI) in medicine and its impact on various aspects of healthcare. AI is actively used in diagnostics, for analyzing medical images such as X-rays, CT scans, and MRI scans. Artificial intelligence is also used in the field of disease prediction. This helps doctors develop an individualized treatment plan for each patient.

Keywords: Artificial intelligence (AI), disease diagnostics, and personalized treatment, robotics.

Актуальность темы: роботы-ассистенты играют ключевую роль в минимально инвазивных вмешательствах, обеспечивая высокую точность манипуляций, снижение травматичности операций и улучшения клинических исходов. Применение роботов-ассистентов в лапароскопической хирургии является крайне актуальным направлением научных исследований и практических разработок в современной медицине.

Цель исследования: изучение эффективности и перспектив внедрения робототехнических систем в проведение лапароскопических операций, проведение сравнительного анализа технических характеристик наиболее распространенных роботизированных систем для лапароскопии.

Материалы и методы исследования: в ходе работы была использована научная литература отечественных и зарубежных источников.

Введение

Выбор между лапароскопическими операциями и робот-ассистированными остается актуальным, в связи с их развитием и здоровой конкуренцией на рынке медицинских технологий. Оценка уровней мастерства хирургов и его влияния на результаты операций имеет важное практическое значение, так как оно может помочь определить, какой метод хирургического вмешательства является предпочтительным в различных клинических

ситуациях. Робот-ассистированная лапароскопия позволила значительно сократить травматичность операций, уменьшить кровопотерю, ускорить восстановление пациентов после хирургических вмешательств [1].

В данной статье рассматривается современное состояние, ключевые технологические принципы и клинические возможности роботов-ассистентов в лапароскопической хирургии.

Senhance Surgical System – роботизированная хирургическая система для выполнения лапароскопических операций предназначена для хирургов, уже имеющих навыки работы в лапароскопии. Уникальность Senhance раскрывается в трех ключевых технологиях, которые делают процесс операции более интуитивным и безопасным.

Тактильная обратная связь – система позволяет ощущать на манипуляторах сопротивление тканей, оценить их плотность, что обеспечивает больший контроль и безопасность при операциях [2].

Управление камерой движением глаз – вместо того, чтобы отдавать голосовые команды или просить ассистента поправить камеру, хирург управляет ею взглядом. Система отслеживает, куда смотрит хирург на 3D-экране и автоматически перемещает камеру в эту точку. Чтобы приблизить или отдалить изображение, хирургу нужно слегка наклонить голову вперед или назад.

Управление – хирург выполняет привычные движения кистями и пальцами. Система отфильтровывает тремор (дрожание рук) и может масштабировать движения, позволяя выполнять микроманипуляции с высокой точностью. Камера послушно следует за его взглядом. После окончания основного этапа операции инструменты отсоединяются от рук робота, и операция завершается стандартным ушиванием разрезов [5].

Da Vinci – роботизированная хирургическая система, разработанная для проведения малоинвазивных операций (через небольшие

проколы). Роботизированная платформа оснащена четырьмя манипуляторами («руками») с хирургическими инструментами. Система с высокой точностью копирует движения хирурга, автоматически фильтрует тремор и позволяет оперировать в анатомически сложных зонах [4].

Ход операции – в брюшной стенке пациента делаются небольшие проколы (5–12 мм), через которые вводятся троакары – трубки, служащие портами для инструментов и камеры. Манипуляторы робота подводят к операционному столу и подключают к троакарам, инструменты вводятся внутрь брюшной полости. Эндоскоп передает изображение на консоль хирурга в формате 3D HD с 10–15-кратным увеличением. Камера управляется движением глаз или головы хирурга (система слежения), что создает эффект полного погружения. Хирург работает руками на джойстиках консоли, датчики фиксируют каждое движение (поворот, сжатие, наклон) и передают сигнал на манипуляторы [1].

SOLOASSIST – это роботизированный держатель эндоскопа, который выполняет функцию «электронного ассистента» хирурга при лапароскопических (малоинвазивных) операциях.

Хирургический робот-ассистент управляется голосом или эргономичным джойстиком, удобным как для левой, так и для правой руки хирурга, который может быть прикреплен к большинству рукояток стандартных и экзотических лапароскопических инструментов. Нажатием кнопки рычаг можно переместить и подтянуть в нужное положение. Когда кнопка опущена, рычаг немедленно блокируется, оставаясь в установленном положении. Кнопка разблокировки расположена на дистальном конце рычага в легко доступном положении [4].

Стабильное позиционирование эндоскопа для получения устойчивого положения осуществляется благодаря своей углеродной структуре. SOLOASSIST стабилен и не подвержен вибрациям, позволяя работать без

усталости, прост в установке и разборке. SOLOASSIST прикрепляется непосредственно к операционному столу и накрывается стерильной салфеткой, пока пациента готовят к операции [2].

Роботы-ассистенты хирурга и технологии искусственного интеллекта образуют новый технологический базис современной лапароскопической хирургии. Минимально инвазивные технологии позволяют уменьшить кровопотерю, снизить частоту послеоперационных осложнений и укоротить период реабилитации [5].

Заключение

Проведенный анализ трех технологических решений для лапароскопии — Soloassist, Senhance и Da Vinci демонстрирует эволюцию подходов к роботической ассистенции: от простого удержания камеры до полностью интегрированной хирургической платформы. Каждая из рассмотренных систем занимает свою нишу и предлагает уникальные преимущества, позволяющие оптимизировать хирургическое вмешательство в зависимости от клинических задач и экономических возможностей медицинской организации.

Литература / References:

1. Балхи Х.Х., Льюис К.Т., Китахара Х. Международный журнал медицинской робототехники и компьютерной хирургии. — 2018.
2. Цветанова К., Томов Сл., Цанев Г., Цветкова С., Занфирова Л. Космические технологии в медицине — история, приложения и недостатки роботизированной и лапароскопической хирургии. — 2018.
3. Карпов О.Э., Ветшев П.С. Роботассистированная хирургия — воплощение инновационных технологий в клиническую практику. Автоматизация процессов, цифровые и информационные технологии в

управлении и клинической практике лечебного учреждения. — 2016. — С. 254–261.

4. Сравнение лапароскопических и робот-ассистированных операций, применяемых в хирургии. Электронный ресурс. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnenie-laparoskopicheskikh-i-robot-assistirovannyh-operatsiy-primenyaemyh-v-hirurgii/viewer>.

5. Операция роботом Да Винчи: принцип процесса, виды, преимущества, риски. Электронный ресурс. Режим доступа: <https://medsi.ru/articles/operatsiya-robotom-da-vinchi-printsip-protsess-vidy-preimushchestva-riski/>.

Секция 3
РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФОРМИРОВАНИИ
СПЕЦИАЛИСТА МЕДИЦИНСКОГО ПРОФИЛЯ

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОЙ
ОЦЕНКИ СОСУДИСТОГО ДОСТУПА ПРИ ТРАНСКАТЕТЕРНОЙ
ИМПЛАНТАЦИИ АОРТАЛЬНОГО КЛАПАНА

Абрашкин Дмитрий Анатольевич

Аспирант группы ИВа-251

Бабарыкин Владислав Олегович

Аспирант группы ИВа-251

Кафедра прикладной информатики

Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф.

Горбачева, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье рассматривается применение методов глубокого обучения для автоматической оценки сосудистого доступа при транскатетерной имплантации аортального клапана. Представлены результаты разработки системы поддержки принятия врачебных решений на основе искусственного интеллекта, способной автоматически анализировать данные мультиспиральной компьютерной томографии, сегментировать аорту и подвздошно-бедренный сосудистый сегмент, количественно оценивать степень кальциноза и геометрические параметры сосудистого русла. Показана клиническая значимость разработанного подхода для объективизации выбора тактики хирургического вмешательства.

Ключевые слова: глубокое обучение, сосудистый доступ, кальциноз аорты, сегментация, искусственный интеллект, нейронные сети.

DEEP LEARNING APPLICATION FOR AUTOMATIC VASCULAR ACCESS ASSESSMENT IN TRANSCATHETER AORTIC VALVE IMPLANTATION

Abrashkin Dmitry Anatolyevich

Postgraduate student, group IVa-251

Babarykin Vladislav Olegovich

Postgraduate student, group IVa-251

Department of Applied Informatics Kuzbass State Technical University named after T.F. Gorbachev, Russia, Kemerovo

Abstract. The article examines the application of deep learning methods for automatic vascular access assessment in transcatheter aortic valve implantation (The results of developing an AI-based clinical decision support system are presented, capable of automatically analyzing multislice computed tomography data, segmenting the aorta and iliofemoral vascular segment, quantitatively evaluating the degree of calcification, and assessing geometric parameters of the vascular lumen. The clinical significance of the developed approach for objectifying the choice of surgical intervention strategy is demonstrated.

Keywords: deep learning, vascular access, aortic calcification, segmentation, artificial intelligence, neural networks.

1. Введение

Транскатетерная имплантация аортального клапана является одним из наиболее значимых достижений современной кардиохирургии, позволяющим проводить радикальное лечение критического аортального стеноза у пациентов высокого хирургического риска. Однако успешное выполнение вмешательства во многом определяется адекватной предоперационной оценкой анатомических особенностей сосудистого доступа, поскольку именно

периферические осложнения занимают одно из ведущих мест в структуре неблагоприятных исходов операций.

Традиционный подход к планированию основан на ручном анализе данных мультиспиральной компьютерной томографии специалистом-рентгенологом или кардиохирургом. Данная методика, несмотря на свою информативность, имеет ряд существенных ограничений: высокую трудоёмкость, субъективность оценки, значительную межоператорскую вариабельность и длительное время обработки изображений. Особую сложность представляет количественная оценка кальциноза аорты и подвздошно-бедренного сегмента, которая критически важна для прогнозирования риска сосудистых осложнений и выбора оптимального доступа.

В последние годы методы искусственного интеллекта и, в частности, глубокого обучения демонстрируют высокую эффективность в задачах медицинской визуализации: сегментации анатомических структур, детекции патологических изменений и автоматического измерения клинически значимых параметров. Применение подобных технологий для оценки сосудистого доступа при ТИАК представляется перспективным направлением, способным повысить точность и воспроизводимость предоперационного планирования.

2. Клиническая проблема и обоснование исследования

Аортальный стеноз является наиболее распространённым клапанным пороком сердца у пожилых пациентов. По данным крупных эпидемиологических исследований, критический аортальный стеноз диагностируется у 2–4% лиц старше 65 лет и сопровождается неблагоприятным прогнозом при естественном течении заболевания. ТИАК стала методом выбора у пациентов с высоким хирургическим риском и всё шире применяется у пациентов промежуточного и низкого риска.

Кальциноз аорты является одним из ключевых факторов, определяющих тактику вмешательства и прогноз. Согласно данным ряда авторов, при кальциевом индексе (К) более 300 единиц смертность пациентов в периоперационном периоде достигает 25%, тогда как при $K > 100$ она составляет около 10%, а при отсутствии кальциноза ($K=0$) не превышает 2%. Эти данные наглядно демонстрируют необходимость точной и воспроизводимой количественной оценки кальциноза перед принятием решения об операции.

Помимо степени кальцинирования, существенное значение для планирования сосудистого доступа имеют геометрические параметры подвздошно-бедренного сегмента: диаметры сосудов, углы и радиусы кривизны, наличие извитости. Патологические изгибы подвздошных артерий затрудняют проведение доставочной системы и увеличивают риск сосудистых осложнений, вплоть до разрыва сосудистой стенки. Существующие методы оценки этих параметров субъективны и нередко зависят от индивидуального опыта хирурга, что обуславливает высокую вариабельность клинических решений.

3. Методология применения глубокого обучения

В основе разрабатываемой системы лежит архитектура сверточных нейронных сетей (CNN), адаптированная для задач трёхмерной сегментации медицинских изображений. В качестве базовой архитектуры использована модификация сети U-Net с энкодером на основе ResNet-50, претренированным на наборе данных ImageNet и дообученным на специализированной выборке КТ-изображений сердечно-сосудистой системы.

Предобработка данных включает стандартизацию единиц Хаунсфилда в диапазоне, оптимальном для визуализации сосудистых структур (от -200 до $+800$ HU), нормализацию интенсивностей и аугментацию обучающей выборки посредством случайных геометрических преобразований, изменения

контраста и добавления шума. Обучение проводилось на выборке из 68 пациентов; разметка выполнялась экспертами-рентгенологами.

Алгоритм работы системы включает несколько последовательных этапов. На первом этапе производится автоматическая сегментация аорты и магистральных сосудов: восходящей аорты, дуги, нисходящей грудной аорты, брюшной аорты и подвздошно-бедренного сегмента. На втором этапе выполняется детекция кальцинатов с расчётом кальциевого индекса. На третьем этапе осуществляется геометрический анализ сосудистого русла: измерение диаметров в заданных точках, расчёт углов изгибов, радиусов кривизны и индекса извитости.

По результатам комплексного анализа формируется интегральный показатель риска сосудистого доступа, учитывающий совокупность выявленных факторов. Данный показатель позволяет распределить пациентов по группам риска и помочь в принятии решения о типе доступа при выполнении операции.

4. Архитектурные решения и техническая реализация

Система реализована в виде программного модуля, интегрируемого в медицинские системы хранения и передачи изображений через стандартный интерфейс DICOM. Вычислительный бэкенд разработан на языке Python с использованием фреймворка PyTorch.

Интерфейс СППР обеспечивает визуализацию результатов сегментации в виде наложения маски на исходные КТ-срезы, трёхмерную реконструкцию аортального комплекса с цветовым кодированием зон кальциноза, а также структурированный отчёт с числовыми значениями всех измеренных параметров и автоматически генерируемым заключением о степени риска сосудистого доступа.

Предложенный подход обладает рядом преимуществ перед существующими решениями. Во-первых, интеграция задач сегментации,

определения кальциноза и геометрического анализа в единый автоматизированный конвейер обеспечивает комплексную и воспроизводимую оценку сосудистого доступа. Во-вторых, формирование интегрального показателя риска позволяет стандартизировать клиническое решение о выборе доступа. В-третьих, реализация в виде интегрированного модуля обеспечивает включение системы в существующие рабочие процессы клиники.

Вместе с тем необходимо учитывать ряд ограничений. Обучающая выборка формировалась на данных одного центра, что может ограничивать обобщаемость модели при применении в учреждениях с иными характеристиками КТ-оборудования и протоколами сканирования. Кроме того, разработанная система ориентирована на стандартный трансфеморальный доступ. Оценка альтернативных доступов требует дополнительной адаптации алгоритма. Планируется проведение мультицентровой валидации системы на расширенной выборке пациентов.

Заключение

В ходе исследования будет разработана и валидирована система поддержки принятия врачебных решений для предоперационной оценки сосудистого доступа, основанная на методах глубокого обучения. Система должна обеспечивать автоматическую сегментацию аортального комплекса и подвздошно-бедренного сегмента, количественную оценку кальциноза и геометрический анализ сосудистого русла с последующим формированием интегрального показателя риска.

Внедрение предложенного решения в клиническую практику способно существенно повысить эффективность предоперационного планирования, обеспечивая объективную, воспроизводимую и быструю оценку ключевых факторов риска сосудистых осложнений. Перевод данного процесса на автоматизированную основу открывает возможности для создания

стандартизированных протоколов предоперационной подготовки и накопления клинических данных для последующего совершенствования моделей.

Благодарности

Результаты получены при грантовом финансировании Фонда «Поддержки молодых ученых в области биомедицинских наук» на основании договора № 03/26 от 30.01.2026.

Литература/References:

1. Leon M. B., Smith C. R., Mack M. [et al.] Transcatheter Aortic-Valve Implantation for Aortic Stenosis in Patients Who Cannot Undergo Surgery // New England Journal of Medicine. — 2010. — Vol. 363. — P. 1597–1607.
2. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). — 2015. — Vol. 9351. — P. 234–241.
3. Agatston A. S., Janowitz W. R., Hildner F. J. [et al.] Quantification of coronary artery calcium using ultrafast computed tomography // Journal of the American College of Cardiology. — 1990. — Vol. 15, № 4. — P. 827–832.
4. Zreik M., van Hamersvelt R. W., Khalili N. [et al.] Deep Learning Analysis of the Myocardium in Coronary CT Angiography for Identification of Patients With Functionally Significant Coronary Artery Stenosis // Medical Image Analysis. — 2018. — Vol. 44. — P. 72–85.
5. Кальциевый индекс аорты: клиническое значение и методы оценки // Терапевтический журнал. — 2021. — № 4. — С. 45–52. — URL: <https://therapy-journal.ru> (дата обращения: 03.03.2026).

РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФОРМИРОВАНИИ СПЕЦИАЛИСТА МЕДИЦИНСКОГО ПРОФИЛЯ НА ПРИМЕРЕ ИГРОВЫХ ФОРМ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Батиевская В. Б.

Кандидат экономических наук, доцент

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье рассматриваются преимущества применения интерактивных форм образовательных технологий при обучении студентов медицинских вузов. **Эти преимущества связаны с улучшением усвоения знаний, развитием коммуникативных навыков, критического мышления и повышением мотивации учащихся.** Интерактивные методы предполагают активное участие всех студентов в образовательном процессе, в отличие от традиционных методов, где основной акцент делается на передаче информации от преподавателя к студенту.

Ключевые слова: искусственный интеллект, образовательный процесс, интерактивные методы обучения, квиз, викторина.

THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE DEVELOPMENT OF MEDICAL SPECIALISTS USING THE EXAMPLE OF GAME-BASED FORMS OF EDUCATIONAL ACTIVITIES

Batievskaya V.B.

PhD in Economic sciences, Associate Professor

*Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics named
after Professor A. D. Tkachev*

Abstract. This article examines the benefits of using interactive educational technologies in teaching medical students. These benefits include improved knowledge acquisition, the development of communication skills, critical thinking, and increased student motivation. Interactive methods encourage the active participation of all students in the educational process, unlike traditional methods, which emphasize the transfer of information from instructor to student.

Keywords: artificial intelligence, educational process, interactive teaching methods, quiz.

Квиз (англ. quiz — викторина) — это командная интеллектуальная игра, появившаяся в английских пабах (паб-квизы) в 1970-х годах. В России эта игра стала популярной в 2010-х годах. Аналогом квизов в России является популярная телевизионная игра «Что? Где? Когда?», с одним существенным отличием: это не элитарный клуб, а повод собраться друзьям и коллегам и весело с пользой провести время. Чтобы участвовать в интеллектуальном сражении, знатоком быть не обязательно: вопросы задаются на смекалку и сообразительность, на общий кругозор, а не на глубинные знания истории, литературы, физики и математики.

Вопрос может быть любого формата: в виде картинки или фотографии, аудио или видео, теста или открытого вопроса (рисунки 1, 2).



Рисунок 1. Задание для квиза по коммуникациям (в рамках преподавания дисциплины «Основы менеджмента»).



Рисунок 2. Ответ на задание по коммуникациям (в рамках преподавания дисциплины «Основы менеджмента»).

Перечислим наиболее популярные квизы, которые пользователи могут найти в сети: «МозгоБойня», «Квизиум», «60 секунд», «WOWQuiz», «Шейкер», «КвизПлиз» и «Ре-квиз-ит».

Опишем один из популярных квизов: «Мозгобойня». Это паб-квиз, франшиза которого распространена в 276 городах 17 стран мира [2]. Проект был основан в Минске в апреле 2012 года, а концу 2015 года игра по франчайзингу проходила в 13 белорусских городах. В 2020 и 2021 году занял 28 место в рейтинге «30 самых выгодных франшиз 2020» среди российских компаний по версии Forbes.

После пандемии Covid – 19 офлайн-мероприятия перешли в онлайн-трансляции, которые представляют собой 14 студий с ведущими, работающими в прямом эфире. Также было разработано мобильное приложение MozgoParty, приносящее больше 1 млн. рублей выручки в месяц. На Кипре компания была зарегистрирована как Mozgo LTD.

Правила игры

Во время игры запрещено пользоваться любыми гаджетами.

Игра состоит из 49 вопросов, разделённых на 7 туров.

- 1, 4 и 6 — как правило текстовые туры, в которых надо угадать термин, дополнить цитату или факт, догадаться, о каком событии, явлении идёт речь, отгадать слово и т. п.
- 2 — тур из трех фактов в каждом вопросе, по которым нужно угадать персону или явление.
- 3 — музыкальный тур, в котором по звучащему фрагменту нужно отгадать исполнителя, группу или композитора, фильм, фамилию говорящего и прочее.
- 5 — тур картинок, в котором нужно отгадать кадр или изображение, догадаться, кто или что на фотографии.

Вопросы первых шести туров показываются на экранах примерно минуту и зачитываются ведущим. После озвучивания всех семи вопросов каждого тура они читаются повторно и запускается обратный 100-секундный отсчёт, по истечении которого листочек с ответами сдаётся.

7 — тур-блиц. Семь вопросов различных жанров появляются на экране на 15 секунд и зачитываются. Вопросы не остаются на экране и не повторяются. На обдумывание и запись на листочек даётся ещё 50 секунд. Команда сама решает, какой стоимости будет каждый ответ тура: отметка напротив ответа означает его оценивание по системе +2/-2 (правильный/неправильный), отсутствие отметки означает традиционное оценивание (1/0). Таким образом максимум в блице +14 очков, минимум –14. Продолжительность игры: около 2 часов 15 минут.

Победителем «Мозгобойни» становится команда, взявшая наибольшее количество баллов по результатам всей игры.

Каким образом искусственный интеллект связан с организацией и проведением квизов?

Во-первых, ИИ помогает сгенерировать контент — вопросы и задания для интеллектуальных игр [3]. Во-вторых, в сети размещено множество материалов для on-line тестирования пользователей на их знания по ИИ (Рисунок 3) [1].

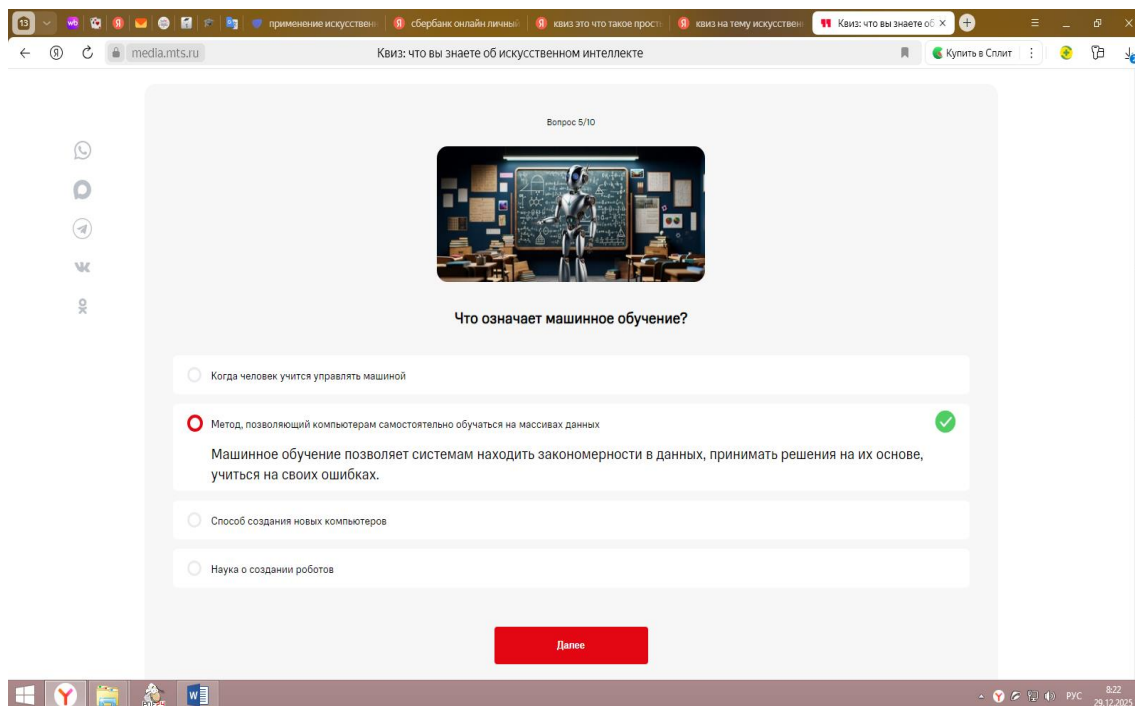


Рисунок 3. Один вопрос on-line теста

«Квиз: что вы знаете об искусственном интеллекте»

Автор предлагает читателям пройти квиз по ИИ.

Про искусственный интеллект — квиз для людей

ИИ меняет мир вокруг нас. Кажется, он уже повсюду. С самых разных трибун нам твердят о том, как нейросети прокладывают нам путь в светлое будущее. Но не стоите ли вы на обочине этого пути? Проверим?

Вопрос 1. Начнём с главного. Что такое искусственный интеллект?

- ☐ Система, которая имитирует человеческий интеллект, чтобы решать различные задачи
- ☐ Компьютерная программа, которая может думать как человек
- ☐ Робот, который может выполнять любую работу за человека
- ☐ Виртуальный помощник, с которым можно поговорить

Вопрос 2. Термин «искусственный интеллект» впервые появился...

- ☐ ...в древнегреческих мифах

- ☐ ...в середине 20 века
- ☐ ...в конце 19 века
- ☐ ...в начале 21 века

Вопрос 3. Известные учёные, включая Стивена Хокинга, сформулировали принципы этичного развития ИИ. Выберите те, что вошли в этот список.

- ☐ ИИ должен быть безопасным и надёжным
- ☐ ИИ должен использоваться только государственными структурами
- ☐ ИИ нужно обучать на непредвзятых данных
- ☐ ИИ должен быть человеку на пользу, а не во вред

Вопрос 4. Нейросети — то же самое, что искусственный интеллект?

- ☐ Да
- ☐ Нет

Вопрос 5. Что означает машинное обучение?

- ☐ Когда человек учится управлять машиной
- ☐ Метод, позволяющий компьютерам самостоятельно обучаться на массивах данных
- ☐ Способ создания новых компьютеров
- ☐ Наука о создании роботов

Вопрос 6. Искусственный интеллект умеет многое, но этому он никогда не сможет научиться. Наверное.

- ☐ Испытывать эмоции
- ☐ Распознавать эмоции
- ☐ Читать по губам
- ☐ Делать предсказания

Вопрос 7. Выберите технологию, которая не связана с искусственным интеллектом.

- ☐ Рекомендации товаров в интернет-магазинах
- ☐ Голосовые помощники (например, Siri)
- ☐ Автоматические двери в супермаркетах
- ☐ Беспилотные автомобили

Вопрос 8. Чему уже научился ИИ в медицине?

- ☐ Разрабатывать новые лекарственные препараты
- ☐ Анализировать медицинские изображения
- ☐ Заменять хирурга в операционной

Вопрос 9. Согласно опросу Forbes, простые пользователи чаще всего используют ИИ, чтобы...

- ☐ ...ответить на сообщение друга
- ☐ ...спланировать маршрут поездки
- ☐ ...написать пост в соцсети
- ☐ ...пересказать сложный текст

Вопрос 10. Какое из утверждений про ИИ — всего лишь миф?

- ☐ ИИ сможет сравняться с человеком по интеллекту
- ☐ ИИ лишит работы множество людей
- ☐ ИИ поработит человечество
- ☐ ИИ могут использовать мошенники

Правильные ответы.

Ответ 1. Начнём с главного. Что такое искусственный интеллект?

☐ Система, которая имитирует человеческий интеллект, чтобы решать различные задачи

ИИ — система, способная имитировать некоторые мыслительные функции человека, такие как обучение и рассуждение.

Ответ 2. Термин «искусственный интеллект» впервые появился...

☐ ...в середине 20 века

Термин прозвучал на Дартмутской конференции в 1956 году. Именно тогда группа учёных собралась, чтобы обсудить возможность создания умных машин.

Ответ 3. Известные учёные, включая Стивена Хокинга, сформулировали принципы этичного развития ИИ. Выберите те, что вошли в этот список.

- ☒ ИИ должен быть безопасным и надёжным
- ☒ ИИ нужно обучать на непредвзятых данных
- ☒ ИИ должен быть человеку на пользу, а не во вред

Ответ 4. Нейросети — то же самое, что искусственный интеллект?

☐ Нет

Нейросети — лишь часть более крупной системы. Искусственный интеллект опирается на множество других технологий.

Ответ 5. Что означает машинное обучение?

☐ Метод, позволяющий компьютерам самостоятельно обучаться на массивах данных

Машинное обучение позволяет системам находить закономерности в данных, принимать решения на их основе, учиться на своих ошибках.

Ответ 6. Искусственный интеллект умеет многое, но этому он никогда не сможет научиться. Наверное.

☐ Испытывать эмоции

Верно. Это сложный процесс, основанный на нейрохимических реакциях в организме человека. Однако симитировать ИИ, наверное, сможет.

Ответ 7. Выберите технологию, которая не связана с искусственным интеллектом.

- ☐ Автоматические двери в супермаркетах

Двери не используют сложные алгоритмы машинного обучения.

Ответ 8. Чему уже научился ИИ в медицине?

- ☒ Разрабатывать новые лекарственные препараты

ИИ моделирует молекулярные взаимодействия и предсказывает их эффективность. Это ускоряет процесс создания лекарств.

- ☒ Анализировать медицинские изображения

ИИ анализирует рентгеновские снимки и результаты МРТ и выявляет патологии, которые могут быть незаметны человеческому глазу.

Ответ 9. Согласно опросу Forbes, простые пользователи чаще всего используют ИИ, чтобы...

- ☐ ...ответить на сообщение друга

Мы используем автоматическое исправление слов и голосового ввода, которые основаны на технологиях ИИ.

Ответ 10. Какое из утверждений про ИИ — всего лишь миф?

- ☐ ИИ поработит человечество

Пока это только отличный сценарий для блокбастера с плохими шансами на воплощение в реальности.

Литература/References:

1. Квиз: что вы знаете об искусственном интеллекте. Режим доступа:
URL — <https://media.mts.ru/technologies/207852-chto-vy-znaete-ob-iskusstvennom-intellekte> (дата обращения 29.12.2025)

2. Мозгобойня - cite note-:2-1 — Рувики. Режим доступа: URL — https://ru.ruwiki.ru/wiki/Мозгобойня_-_cite_note-:2-1 (дата обращения 27.12.2025)

3. Применение искусственного интеллекта — Редактор. Режим доступа: URL — <https://app.diaclass.ru/editor/124952>(дата обращения 27.12.2025)

ФОРМИРОВАНИЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ КОМПЕТЕНЦИЙ У СТУДЕНТОВ-МЕДИКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВИРТУАЛЬНЫХ ТРЕНАЖЕРОВ (НА БАЗЕ ПЛАТФОРМЫ NEURODOC)

Зав.кафедрой, профессор, д.м.н. Бурлуцкая Алла Владимировна, ординатор
кафедры педиатрии №2 Манько Данила Евгеньевич, студент 3 курса
лечебного факультета Зенкина Лидия Русновна.

Кафедра педиатрии №2

ФГБОУ ВО «Кубанский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г.Краснодар

Аннотация

В статье описана структура и методика применения медицинской образовательной платформы NeuroDoc для тренировки клинического мышления у студентов-медиков. На примере клинического случая острого пиелонефрита показано, как в режиме тренажёра проходят этапы: выбор курса и случая, осмотр 3D-модели, взаимодействие с виртуальным пациентом через чат с искусственным интеллектом (ИИ), сбор «статуса» (жизненные показатели и данные обследований), назначение лабораторных и инструментальных исследований, интерпретация результатов, постановка окончательного диагноза и назначение лечения. Описаны педагогические преимущества, критерии оценки успеваемости и рекомендации по внедрению.

Работа выполнена в соответствии со структурой образца и опирается на доступные материалы о платформе NeuroDoc и практическом опыте её пилотирования в КубГМУ.

Ключевые слова: NeuroDoc; виртуальный пациент; геймификация; клиническое мышление; медицинское образование; симуляция; пиелонефрит.

DEVELOPING PROFESSIONAL COMPETENCIES IN MEDICAL STUDENTS USING ELECTRONIC DEVICES (BASED ON THE NEURODOC PLATFORM)

Head of Department, Professor, Doctor of Medical Sciences Alla Vladimirovna Burlutskaya, Resident of the Department of Pediatrics No. 2 Danila Evgenievich Manko, Third-Year Student of the Faculty of General Medicine Lidiya Rusnovna Zenkina.

Department of Pediatrics No. 2

Kuban State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, Krasnodar, Russia

Abstract

This article describes the structure and methodology of using the NeuroDoc medical educational platform to train clinical reasoning in medical students. A clinical case of acute pyelonephritis is illustrated through a simulation of the following steps: selecting a course and case, examining a 3D model, interacting with a virtual patient via an artificial intelligence (AI) chat, collecting "status" (vital signs and examination data), determining laboratory and instrumental tests, interpreting the results, establishing a final diagnosis, and determining treatment. The educational benefits, performance evaluation criteria, and implementation recommendations are described. The study follows the model structure and is based

on available materials on the NeuroDoc platform and practical experience piloting it at KubSMU.

Keywords: NeuroDoc; virtual patient; gamification; clinical reasoning; medical education; simulation; pyelonephritis.

Введение

Современное медицинское образование требует эффективных инструментов для формирования клинического мышления и практических навыков у студентов. Виртуальные тренажёры и платформы с моделированием клинических случаев всё шире внедряются в вузах как средство безопасной многократной практики и объективного оценивания компетенций. Платформа NeuroDoc, разработанная в рамках проектных инициатив КубГМУ, представляет собой цифровой тренажёр, который позволяет моделировать приём пациента, предлагать 3D-осмотр, интерактивную переписку с виртуальным пациентом (ИИ), а также широкий набор диагностических и лечебных опций с автоматической системой оценки результатов [1]. Пилотирование и интеграция NeuroDoc в учебный процесс отражены в официальных сообщениях и локальных обзорах внедрения [2,3].

Объекты и методы исследования.

Симуляционная педагогика используют моделирование и обратную связь для усиления мотивации и закрепления практических навыков. Виртуальные пациенты позволяют студентам совершать «безопасные ошибки», отрабатывать клинические алгоритмы и получать количественную обратную связь (баллы, процент выполнения этапов, детализация ошибок). Платформы типа NeuroDoc создают условия стандартизованного оценивания и дают преподавателю инструменты мониторинга (журналы, отчёты, рейтинги). Такие системы встраиваются в образовательные модули как форма формирующей и суммативной оценки.

Результаты и обсуждение

На основании официального описания и публикаций о проекте NeuroDoc платформа включает следующие ключевые модули/возможности [1,4]:

1. Режимы работы — «тренажёр» (обучающий режим с подсказками) и «экзамен/контроль» (без подсказок, суммативная оценка)[1]. Преподаватель может переключать режим для групповой или индивидуальной отработки.

2. Выбор курса/специальности/преподавателя/клинического случая — внутри тренажёра доступны курсы по различным дисциплинам; преподаватель выбирает клинический случай с заранее заданным диагнозом и набором ожидаемых исследовательских и лечебных действий.

3. 3D-модель пациента и осмотр — интерактивный трёхмерный макет, который позволяет выполнить внешний осмотр, ориентировочную пальпацию и др. (визуализация анатомии, внешних признаков).

4. Чат/диалог в реальном времени (ИИ) — режим переписки с виртуальным пациентом или родителем: студент задаёт вопросы («Здравствуйте, на что жалуетесь?»), получает ответы, имитирующие реальные жалобы и анамнез, что тренирует навыки устного опроса и ведения диалога [1].

5. Блок «Статус» (жизненные показатели и объективные данные) — рост, вес, АД, пульс, ЧДД, температура, сатурация; данные о мочеиспускании/дефекации; возможность виртуальной аускультации, перкуссии и пальпации.

6. Назначение и получение результатов исследований — студент сам назначает лабораторные и инструментальные исследования (широкий перечень); после назначения платформа выдаёт результаты (лабораторные значения, УЗИ, анализ мочи и т.д.), которые нужно интерпретировать.

7. Постановка диагноза и назначение лечения — на основе собранных данных студент выставляет предварительный и окончательный диагнозы и назначает лечение (режим, немедикаментозные и медикаментозные опции).

8. Система оценки — итоговая таблица подводит результаты: заработанные баллы, максимальные баллы, проценты по этапам, общее процентное выполнение и суммарная оценка [1]. Это даёт прозрачную метрику для преподавателя и студента.

Ниже приведён технологический сценарий занятия/контроля в тренажёре NeuroDoc, воспроизводящий последовательность действий студента и преподавателя.

1. Подготовительный этап (преподаватель)

— Выбор курса (например, «Педиатрия»/«Внутренние болезни»), загрузка группы и установка режима: «тренажёр» или «экзамен».

— Выбор конкретного клинического кейса: «Острый пиелонефрит (у ребёнка / подростка)» — преподаватель может задать исходный набор параметров и варьируемые исходы.

2. Сценарий для студента (последовательность действий)

1. Первичный контакт и сбор жалоб (чат с ИИ). Примеры реплик: «Здравствуйте. На что жалуетесь?» — виртуальный пациент/родитель отвечает: «Температура до 39 °С, недомогание, тошнота, боли в животе и пояснице; моча с резким запахом». Студент формирует анамнез (температурная кривая, эпизоды дизурии, предшествующие инфекции).

2. Осмотр 3D-модели. Студент осматривает ребёнка: оценивает внешний вид, локализацию боли (поясничная область), проверяет реакцию на пальпацию, обращает внимание на возможную гипертермию.

3. Блок «Статус». Ввод/получение объективных данных: температура 38.9–39.0 °С, пульс учащён, АД в пределах нормы для возраста, сатурация нормальная; данные о мочеиспускании — учащённое, болезненное; при

пальпации — болезненность в проекции почек. В платформе возможна виртуальная аускультация (при необходимости).

4. Предварительный диагноз. На основании жалоб и статуса студент выставляет предположение: «Острый пиелонефрит, вероятно, обструктивный/инфекционный характер» (варианты).

5. Назначение исследований. Студент выбирает: общий и микроскопический анализ мочи, посев мочи (бактериологическое исследование), ОАК, биохимия (креатинин, мочевины), УЗИ почек и мочевого пузыря, при необходимости — рентген/КТ (по показаниям). Платформа открывает результаты по мере «выполнения».

6. Интерпретация результатов. Пример полученных данных: лейкоцитоз в ОАК, лейкоцитурия в общем анализе мочи, положительный бакпосев (*E. coli*), УЗИ: увеличение почки с возможной пиелэктазией. Студент должен связать результаты с клинической картиной.

7. Окончательный диагноз и план лечения. На основании всех данных выставляется «Острый пиелонефрит (возможно – острый необструктивный)». Назначение тактики: госпитализация/амбулаторное лечение в зависимости от тяжести, регидратация, эмпирическая антибактериальная терапия с учётом возрастных доз, корректировка по результатам бакпосева, симптоматическая терапия (жаропонижающие), при необходимости — консультация уролога/нефролога.

8. Оценка и обратная связь. Платформа формирует итоговую таблицу: баллы за сбор анамнеза, коррекцию статуса, корректность назначений (диагностика и лечение), интерпретацию результатов; суммарный процент выполнения и детализированный отчёт по ошибкам.

Педагогическая ценность и преимущества NeuroDoc [2,3,4]:

1. Безопасная многократная практика — студенты могут повторять сценарии, учиться на ошибках без вреда для реальных пациентов.

2. Стандартизация учебных случаев — единый кейс для всей группы, объективная оценка действий и сравнительные рейтинги.

3. Развитие клинического мышления — комплексность задач (диагностика → интерпретация → лечение) тренирует умение связывать данные.

4. Система баллов и отчётов повышает вовлеченность студентов и ориентирует на качество выполнения этапов.

5. Возможности для преподавателя — выбор случаев, персонализация сложности, аналитика по ошибкам, отчеты для экзаменов и формирования портфолио обучающихся [3].

Сравнительный анализ NeuroDoc (КубГМУ) и системы «Виртуальный пациент» Сеченовского университета

Для полноты картины важен сравнительный разбор NeuroDoc и разработанной в Первом МГМУ имени И.М. Сеченова системы «Виртуальный пациент» (далее — Сеченовский виртуальный пациент). Сеченовская разработка ориентирована на быструю генерацию моделей пациентов разных возрастов и диагнозов, масштабирование в регионы и интеграцию VR-сценариев для специализированных тренажёров [6,7].

Ключевые сходства:

- Обе системы являются цифровыми тренажёрами для отработки клинического мышления и практических навыков студентов.
- Обе обеспечивают стандартизованную оценку действий и предоставляют преподавателю отчёты/аналитику.
- Обе используют интерактивные сценарии и широкий набор диагностических опций.

Ключевые отличия:

- NeuroDoc делает упор на пошаговый интерактивный сценарий с чат-ИИ и детализированной 3D-моделью пациента, а также на табличную, поэтапную систему оценки результатов и обратной связи [1,4].

- Сеченовский виртуальный пациент акцентирует внимание на быстрой генерации пользовательских случаев, масштабируемости и интеграции VR/AR-модулей для специализированных навыков (например, педиатрические сценарии, процедурный тренинг) и на широком внедрении по регионам [6,8].

Практическая значимость различий:

- Для базовой клинической подготовки (опрос, объективные статусы, интерпретация анализов) NeuroDoc обеспечивает удобную логику обучения и прозрачную систему оценки, пригодную для формирующей и суммативной оценки.

- Для процедурного и интерактивного тренинга (манипуляции, VR-симуляции) платформа Сеченовского университета может иметь преимущество благодаря специализированным VR-модулям.

Вывод: обе системы являются взаимодополняющими компонентами цифровой стратегии подготовки специалистов. Рекомендуется рассматривать их сочетанное применение: NeuroDoc — как основной инструмент тренировки клинического мышления и оценки, Сеченовский «Виртуальный пациент» — для углублённого процедурного и иммерсивного тренинга и масштабного развёртывания в сетях клиник и вузов [6–8].

Ограничения и риски внедрения:

- Технические требования (доступ к компьютерам с поддержкой 3D/сетью).

- Необходимость подготовки преподавателей для корректной настройки кейсов и интерпретации отчётов.

— Риск поверхностного подхода при использовании данных механик без привязки к учебным целям — требуется методический дизайн.

Рекомендации по внедрению в учебный процесс КубГМУ:

1. Пилотирование: включить NeuroDoc в качестве модуля на 1–2 курсах — оценка эффективности по до-/после тестам.

2. Методическое сопровождение: разработать критерии оценивания, инструктаж преподавателей, чек-листы для разбора ошибок.

3. Интеграция с LMS: экспорт оценок/результатов в электронный журнал и портфолио студента.

4. Этические и правовые аспекты: обеспечить конфиденциальность данных студентов и корректное использование ИИ-диалогов.

5. Исследовательская оценка: проводить контролируемые исследования по влиянию NeuroDoc на клиническое мышление и перенос навыков в практику.

Заключение

Платформа NeuroDoc представляет собой современный инструмент симуляционного обучения, который сочетает 3D-моделирование, интерактивный чат с ИИ, обширный перечень диагностических и лечебных опций и понятную систему оценки. На примере случая острого пиелонефрита продемонстрирована полная логика учебного занятия: от первичного опроса до окончательной оценки действий студента. Правильно спроектированная методика внедрения NeuroDoc в учебный процесс позволяет повысить качество подготовки студентов, стандартизировать оценивание и обеспечить безопасную среду для отработки клинических навыков. Для устойчивой интеграции необходимы методическая разработка, подготовка преподавателей и локальная оценка эффективности.

Литература/References:

1. Кубанский государственный медицинский университет. Электронные сервисы КубГМУ: перечень и описание [Электронный ресурс] : офиц. документ. – Краснодар, 2025. – URL: <https://www.ksma.ru/wp-content/uploads/2025/03/cifrovye-servisy-202503.pdf>
2. Медицинскую образовательную платформу разрабатывают на Кубани [Электронный ресурс] // Kubnews.ru : сетевое издание. – 07.11.2024. – URL: <https://kubnews.ru/obshchestvo/2024/11/07/meditsinskuyu-obrazovatelnyuyu-platformu-razrabatyvayut-na-kubani/>
3. NeuroDoc [Электронный ресурс] : веб-приложение / Кубанский государственный медицинский университет. – Краснодар, 2025. – URL: <https://neurodoc.ksma.ru>
4. NeuroDoc [Электронный ресурс] // SKAT. – 2024. – URL: <https://www.skat-vending.com/NeuroDoc.php>
5. NeuroDoc: Медицинская образовательная платформа [Электронный ресурс]. – URL: <https://info.neurodoc.online/>
6. Сеченовский университет масштабирует в регионы уникальную цифровую систему «Виртуальный пациент» для обучения врачей [Электронный ресурс] // Remedium.ru. – 23.09.2024. – URL: <https://remedium.ru/news/sechenovskiy-universitet-massh/>
7. Сеченовский университет масштабирует в регионы уникальную цифровую систему «Виртуальный пациент» [Электронный ресурс] : пресс-релиз // Сеченовский университет : офиц. сайт. – 25.09.2024. – URL: <https://www.sechenov.ru/pressroom/news/sechenovskiy-universitet-masshtabiruet-v-regiony-unikalnuyu-tsifrovuyu-sistemu-virtualnyy-patsient-d/>
8. «Виртуальный пациент» – для реальных врачей [Электронный ресурс] : пресс-релиз // Сеченовский университет : офиц. сайт. – 07.04.2023. –

URL: <https://www.sechenov.ru/pressroom/news/virtualnyy-patsient-dlya-realnykh-vrachey/>

СТРАТЕГИИ МЕТАКОГНИТИВНОЙ РЕГУЛЯЦИИ И ВОВЛЕЧЕННОСТЬ В СФЕРУ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА СТУДЕНТОВ КЕМГМУ

Валиуллина Е. В.

Кафедра клинической психологии

*ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский
университет» Минздрава России, Россия, г. Кемерово*

Аннотация. В работе представлены результаты исследования стратегий метакогнитивной регуляции и вовлеченности студентов КемГМУ в сферу искусственного интеллекта. У респондентов исследования наиболее выражены метакогнитивные стратегии связанные с самоконтролем поведения и интуитивным познанием других людей, а в сфере искусственного интеллекта – с компонентом поведенческой вовлеченности. Корреляционный анализ показал наличие положительной связи между параметрами когнитивной вовлеченности и эффективностью функционирования памяти, и наличие отрицательной связи между мотивационной вовлеченностью и эффективностью самоконтроля поведения.

Ключевые слова: метакогнитивная регуляция, искусственный интеллект, стратегии, вовлеченность, исследование.

METACOGNITIVE REGULATION STRATEGIES AND INVOLVEMENT OF KEMEROVO STATE MEDICAL UNIVERSITY STUDENTS IN THE FIELD OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Valiullina E.V.

Abstract. This paper presents the results of a study examining KemSMU students' metacognitive regulation strategies and engagement in artificial intelligence. Respondents demonstrated the most pronounced metacognitive strategies related to self-control and intuitive cognition of others, while those related to artificial intelligence were a component of behavioral engagement. Correlation analysis revealed a positive relationship between cognitive engagement parameters and memory performance, and a negative relationship between motivational engagement and behavioral self-control performance.

Keywords: metacognitive regulation, artificial intelligence, strategies, engagement, research.

Введение. Исследования стратегий метакогнитивной регуляции в контексте обучения выступают актуальным направлением психологии и педагогики, поскольку метакогнитивная регуляция обеспечивает процесс координации всей познавательной деятельности обучающихся, позволяет охарактеризовать механизмы когнитивного контроля и метакогнитивных стратегий для повышения эффективности когнитивной активности личности. «Стратегии метакогнитивной регуляции представляют собой алгоритмы действий, которые направлены на контроль и регуляцию познания, на планирование и контроль познавательной сферы – процессов восприятия, мышления, внимания, памяти» [6]. В. В. Кучурин (2022) отмечает, что «Осуществление метакогнитивной регуляции происходит через планирование своей познавательной деятельности, контроль своего прогресса в достижении цели познания и оценку полученного результата» [4, с. 8].

Внедрение технологий искусственного интеллекта (ИИ) в образовательный процесс учебных заведений делает актуальным вопросы изучения вовлеченности обучающихся в сферу ИИ. В работе Р. А. Амирова и У. М. Билаловой (2020): «ИИ является вспомогательным, но ценным инструментом, который может выполнять и совершенствовать большое количество различных операций, осуществляемых в вузе, помогать в организации эффективного учебного процесса и выстраивании необходимых коммуникаций» [1, с. 86]. Категория «вовлеченности в сферу искусственного интеллекта» была структурирована в работах С. Л. Ленькова и соавторов (2025). Ученые указывают, что «теоретический конструкт «вовлеченность в сферу ИИ» обладает определенными поведенческими и «отношенческими» индикаторами, по которым можно судить о степени ее выраженности у конкретного человека» [5, с. 181].

В образовательном процессе технологии ИИ позволяют персонализировать обучение, создавать индивидуальные учебные планы; автоматизировать работу преподавателей по проверке заданий студентов; организовывать эффективный обмен опытом между вузами; реализовывать уникальные креативные образовательные проекты (например, внедрение иммерсивных методов). «Иммерсивные технологии обучения представляют собой совокупность программно-технических средств, которые способствуют погружению обучающегося в специально созданную среду: виртуальную реальность» [3, с. 40].

С целью изучения уровня вовлеченности студентов КемГМУ в сферу искусственного интеллекта и особенностей их стратегий метакогнитивной регуляции было проведено исследование.

Объекты и методы исследования.

Объектом исследования стала метакогнитивная регуляция и вовлеченность в сферу ИИ, предметом – стратегии метакогнитивной

регуляции и уровень вовлеченности в сферу ИИ. Респондентами исследования выступили студенты второго курса педиатрического и лечебного факультетов Кемеровского государственного медицинского университета. Всего было опрошено 60 человек, в возрасте от 18 до 23 лет ($19,6 \pm 1,69$).

Методы исследования: краткий обзор научной литературы по вопросам метакогнитивной регуляции; анализ публикаций по проблемам вовлеченности в сферу ИИ; психологическое тестирование; интерпретация результатов, корреляционный анализ, обобщение полученных данных. Психологическое тестирование проведено при помощи «Шкалы метакогнитивной регуляции трудных жизненных ситуаций» (тест опубликован И. А. Филенко, С. А. Богомаз в 2024 году) [9] и опросника «Вовлеченность в сферу искусственного интеллекта» (психодиагностический опросник, разработанный С. Л. Ленковым, Н. Е. Рубцовой и Е. С. Низамовой в 2025 году) [7]. Статистический анализ произведен при помощи пакета программ Microsoft Office Excel (средние значения исследуемых параметров, их стандартное отклонение, корреляционный анализ – при помощи коэффициента корреляции Пирсона).

Результаты и их обсуждение.

Осорина М. В. и соавторы (2011) утверждают, что метакогнитивная регуляция познавательной активности заключается в рефлексивном отношении субъекта познания к собственным интеллектуальным действиям и их результатам, а метакогнитивный контроль выступает «верхушкой» когнитивной сферы, интегрирующей интеллект в структуру личности [8]. Методика «Шкала метакогнитивной регуляции трудных жизненных ситуаций» позволяет определять особенности метакогнитивной регуляции в сложных, конфликтных, стрессовых ситуациях, а также фиксирует возможные личностные ресурсы/дефициты, связанные с преодолением таких ситуаций.

По результатам проведенного исследования, у студентов наиболее выражены: стратегия метакогнитивной регуляции, связанная с самоконтролем

поведения и самообладанием ($3,91 \pm 0,67$) – характеризует способность человека к контролю своего поведения, умение владеть собой, устойчивость сознания и адекватность мышления, и метакогнитивная стратегия, связанная с интуитивным познанием других людей ($3,87 \pm 0,66$) – параметр связан со способностью распознавания людей, пониманием многоплановости аспектов социальных взаимодействий, направленностью на взаимоотношение с другими людьми. «Направленность обуславливает вектор развития личности, выступает параметром ее структуры, побуждением к деятельности и специфичным качеством, связывающим потенциальные возможности индивида с активностью их реализации» [2, с. 57].

В наименьшей степени студентам, участвовавшим в исследовании свойственны метакогнитивные стратегии, связанные с контролем тревожности ($2,96 \pm 0,91$) – параметр выявляет степень сформированности у человека способности к управлению состоянием тревоги при необходимости и метакогнитивные стратегии, связанные с функционированием памяти ($3,01 \pm 1,09$) – параметр показывает способность человека поддерживать успешную деятельность всех видов и процессов памяти: фиксацию данных, хранение информации и ее воспроизведение.

Опросник «Вовлеченность в сферу искусственного интеллекта» представляет собой психологический конструкт, который характеризует причастность человека к сфере ИИ, включает все области его проявлений – распространение, применение, функционирование и прочее. Интегративная шкала теста – шкала вовлеченности в сферу ИИ ($6,2 \pm 1,24$) выявляет степень общей вовлеченности человека в сферу искусственного интеллекта.

Результаты проведенного исследования показали, что у студентов в наибольшей степени выражена поведенческая вовлеченность ($6,6 \pm 1,58$) – характеризует использование человеком приложений ИИ в своей повседневной жизни – для поиска видео или изображений, в качестве

переводчика или голосового помощника, обращение к всевозможным чат-ботам и т.д. Зарубежные исследователи D. Ng, W. Wu, S. Chu, J. Leung (2023) используют шкалу «поведенческая вовлеченность» («behavioral engagement») в качестве субкомпонента грамотности в области ИИ, которая измеряется по приобретенным обучающимися знаниям, навыкам, поведению и установкам [10].

При этом в меньшей степени опрошенным обучающимся свойственны: когнитивная вовлеченность ($5,8 \pm 1,18$) – показывает наличие у человека общих знаний в сфере ИИ, понимание им ключевых механизмов и процессов, с помощью которых ИИ выполняет задачи: распознавание текстов, схем, рисунков, таблиц, голоса человека и т.д.; мотивационная вовлеченность ($5,4 \pm 1,49$) – фиксирует степень проявления у человека мотивации к работе с искусственным интеллектом и аффективная вовлеченность ($5,3 \pm 1,66$) – раскрывает «эмоциональное отношение человека к сфере ИИ, например, ощущение, что теоретические основания искусственного интеллекта кажутся сложными» [7].

Корреляционный анализ, проведенный при помощи критерия Пирсона, выявил статистически значимую положительную связь ($r=0,361$) между параметрами когнитивной вовлеченности в сферу ИИ и эффективностью функционирования памяти (при $p \leq 0,05$) как стратегии метакогнитивной регуляции. «Опора на личный опыт» является одной из эффективных стратегий метакогнитивной регуляции, предполагающей использование «воспоминаний», имеющихся у человека умений и выработанных ранее навыков для решения текущих задач, а когнитивная вовлеченность в сферу ИИ включает все знания человека в этой сфере. Данные параметры взаимодополняют друг друга и повышают эффективность процессов планирования, отслеживания и контроля познавательной деятельности в виртуальной реальности.

В ходе корреляционного анализа была получена статистически значимая отрицательная взаимосвязь ($r=0,375$) между параметрами мотивационной вовлеченности в сферу ИИ и шкалой эффективности самоконтроля поведения (при $p \leq 0,05$) как стратегии метакогнитивной регуляции. По результатам исследования, степень проявления мотивации в работе с ИИ у опрошенных студентов выражена на уровне ниже среднего, тогда как стратегия самоконтроля поведения метакогнитивной регуляции выражена в наибольшей степени. Слабая мотивация к работе с технологиями ИИ у студентов может быть обусловлена различными факторами: чрезмерной зависимостью от технологий и отсутствием интереса к самостоятельному поиску информации; механической обратной связью, вызывающими чувство отстраненности и демотивацию; поверхностным пониманием функционирования технологий ИИ; сложностью учебного задания, возникновением фрустрации, когда одного чат-бота не достаточно и без дополнительных стимулов студенты могут прекратить попытки выполнения работы.

Заключение.

Стратегии метакогнитивной регуляции осуществляют контроль, оценку и сознательную регуляцию процессов познания. Вовлеченность в сферу искусственного интеллекта, обладающая поведенческими, эмоциональными, мотивационными компонентами, может оказывать как положительное, так и отрицательное воздействие на когнитивные процессы: как освободить время и внимание для сложной когнитивной или творческой деятельности, так и способствовать снижению когнитивной нагрузки и «атрофированию» навыков интеллектуальной деятельности или потере навыков критического мышления.

Наиболее выраженными стратегиями метакогнитивной регуляции у опрошенных студентов оказались стратегии, связанные с самоконтролем поведения и интуитивным познанием других людей. Метакогнитивные стратегии, выраженные у респондентов данного исследования в меньшей

степени – это стратегии, связанные с самоконтролем тревожности и функционированием памяти.

Шкала поведенческой вовлеченности в сферу ИИ, связанная с использованием технологий ИИ в повседневной жизни у студентов, участвовавших в исследовании выражена в наибольшей степени, тогда как аффективная, когнитивная и мотивационная вовлеченность в сферу ИИ выражены в наименьшей степени. Эффективность работы с технологиями искусственного интеллекта обеспечивается высоким уровнем метакогнитивного самоконтроля поведения даже при невысокой степени мотивационной вовлеченности, а когнитивная вовлеченность в сферу искусственного интеллекта способствует эффективности метакогнитивного функционирования памяти.

Литература / References:

1. Амиров Р. А., Билалова У. М. Перспективы внедрения технологий искусственного интеллекта в сфере высшего образования // Управленческое консультирование. 2020. №3. С. 80-88.
2. Валиуллина Е. В. Интерактивная направленность личности // Вестник общественных и гуманитарных наук. 2020. Т. 1. № 3. С. 57-60.
3. Валиуллина Е. В. Перспективы медицинского образования: иммерсивные методы обучения // Вестник общественных и гуманитарных наук. 2021. Т. 2. № 1. С. 39-41.
4. Кучурин В.В. Метапознание в обучении. СПб.: «ЛОИР», 2022. 39 с.
5. Леньков С.Л., Рубцова С.Л. Опросник «Вовлеченность в сферу искусственного интеллекта» и его психометрические свойства // Ярославский педагогический вестник. 2025. № 1 (142). С. 179-196.

6. Метакогниции это: осознание мышления и контроль над разумом. 2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://sky.pro/wiki/lifestyle/metakognicii-eto-osozyanie-myshleniya-i-kontrol-nad-razumom/> (Дата обращения: 27.12.2025).
7. Опросник вовлеченности в сферу искусственного интеллекта. – URL: <https://psytests.org/cyber/ovsii.html> (дата обращения 23.12.2025).
8. Осорина М. В., Щербакова О. В., Аванесян М. О. Проблемы метакогнитивной регуляции: нормативные требования и непродуктивные паттерны интеллектуальной деятельности // Вестник СПбГУ. 2011. Сер. 12. Вып. 2. С. 32-43.
9. Шкала метакогнитивной регуляции, МиРТЖС. URL: <https://psytests.org/coping/mirtjs.html> (Дата обращения: 27.12.2025).
10. Ng D. T. K., Wu W., Chu S., Leung J. Artificial intelligence (AI) literacy questionnaire with confirmatory factor analysis // IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT). Los Alamitos, CA [et al.]: IEEE, 2023. P. 233-235.

ЦИФРОВЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ В ПРЕПОДАВАНИИ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ДИСЦИПЛИН В МЕДИЦИНСКОМ ВУЗЕ

Кудряшова И.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения им. профессора А.Д. Ткачева Кемеровского
государственного медицинского университета, г. Кемерово*

Аннотация. В статье рассматриваются вопросы использования цифровых инструментов в преподавании экономических дисциплин в медицинском вузе, а также опыт интеграции искусственного интеллекта и

образования на примере ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» Минздрава России.

Ключевые слова: *инновационное обучение, искусственный интеллект, образовательные технологии, технология веб-квеста, экономические дисциплины.*

DIGITAL TOOLS IN TEACHING ECONOMICS AT A MEDICAL UNIVERSITY

Kudryashova I.A.

*Department of Public health, Organizations and
Economics of Healthcare named after prof. A.D. Tkachev
Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo*

Abstract. *The article discusses the use of digital tools in teaching economics at a medical university, as well as the experience of integrating artificial intelligence and education using the example of Kemerovo State Medical University*

Keywords: *innovative learning, artificial intelligence, educational technologies, web-quest technology, economic disciplines.*

Глобализация превратилась в ключевой реальный элемент сегодняшней международной системы, выступая одной из доминирующих сил, формирующих будущее развитие Земли. Ее влияние распространяется на все сферы общественного бытия, охватывая экономическую деятельность, политические процессы, социальные отношения, здравоохранение, культурную жизнь, образовательную систему, экологическое состояние и вопросы безопасности.

Фактически, в современной глобальной экономике наивысшей ценностью и наиболее выгодным вложением для каждого отдельного человека

становится получение высшего образования. Его значимость постоянно возрастает благодаря устойчивому росту доходов выпускников университетов, что наблюдается повсеместно. При этом качественное образование способствует значительному увеличению производительности труда.

Внедрение и применение на практике новых информационных технологий в образовательном процессе при сохранении важнейших аспектов и принципов традиционных методик обучения входит в число приоритетных задач для реализации учебного процесса и преподавания экономических дисциплин в медицинском вузе на современном этапе.

Актуальными методиками, используемыми ППС на кафедре общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения им. профессора А.Д. Ткачева КемГМУ с учетом рекомендаций ЮНЕСКО, являются следующие:

- методика задания в виде проекта (проектной работы);
- методика направляющего текста (для этих целей используется специальное учебное пособие, которое «ведет» студента по всем стадиям технологического процесса осуществления профессиональной деятельности);
- методика отработки профессиональных навыков в учебных подразделениях, на клинических базах в медицинских организациях, когда студентов готовят в реальных условиях [1, с. 40].

Переход к инновационному обучению при освоении экономических дисциплин должен быть тесно увязан с современными трендами медицинской науки и развития здравоохранения, с рынком труда и структурой региональной экономики.

Чтобы образовательные учреждения высшего образования впитывали в себя все новейшие достижения мировой мысли, были проводником инновационной политики государства определены условия для развития

инновационной сферы, повышения конкурентоспособности личности и т.д. Одним из таких условий, предопределяющих широкое использование в учебном процессе со студентами и аспирантами инновационных образовательных технологий, является принцип инновационности и применения новых технологий и активных методов обучения.

В реализации данного принципа при организации и осуществления учебного процесса на кафедре общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения им. профессора А.Д. Ткачева ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» Минздрава России накоплен значительный опыт, и основными программными мероприятиями в преподавании экономических дисциплин являются следующие:

- переход к модульному принципу построения образовательных программ; широкому использованию новых образовательных технологий, в том числе технологий «открытого образования», интерактивных форм обучения в режиме «онлайн», проектных и других методов, предусматривающих увеличение роли самостоятельного обучения; развитие тьюторской поддержки и т.д.;

- внедрение в учебный процесс дистанционных образовательных технологий, форм, методов и средств обучения с использованием информационных ресурсов и образовательных массивов интернета с учетом региональной направленности медицины;

- широкое применение «ситуационных кейсов», компьютерных симуляторов, деловых игр), проектного подхода в обучении, модерационных семинаров, использование возможности междисциплинарного модульного подхода к организации образовательного процесса, внедрение в практику междисциплинарных обсуждений реальных проблем, например, в рамках «фабрики процессов»;

– создание принципиально новой учебной и методической литературы, обеспечивающей реализацию методико-технологических подходов к организации образовательного процесса на базе нового программного и методического обеспечения, расширение объемов подготовки учебно-методических изданий, содержащих инновационные технологии преподавания;

– внедрение образовательных и коммуникационных интернет-технологий, обеспечение электронными учебными материалами, мультимедийными образовательными ресурсами всех дисциплин учебных программ высшего образования, необходимыми для результативной учебы и личностного развития, а также для успешной профессиональной деятельности врача.

Сегодня одним из ключевых направлений развития становится повышение финансовой грамотности среди молодых людей и студентов высших учебных заведений разных специальностей. Понимание основных принципов управления финансами способствует улучшению качества жизни населения и служит важным фактором достижения экономической самостоятельности. Люди, обладающие финансовой грамотностью, умеют эффективно распоряжаться своими средствами, планировать расходы и увеличивать свое материальное благополучие благодаря рациональному распределению доходов. Напротив, недостаточная осведомленность, отсутствие доверия к финансовым институтам, незнание правовых аспектов финансовых операций и элементарных экономических понятий препятствуют развитию бизнеса и замедляют общий экономический рост государства. Неосведомленные граждане часто становятся жертвами недобросовестных действий мошенников, попадая в финансовые ловушки, что усиливает негативные последствия нищеты и криминогенной обстановки.

Важнейшим условием освоения экономических дисциплин студентами-медиками является формирование универсальной компетенции «Способен принимать обоснованные экономические решения в различных областях жизнедеятельности».

Актуализация проблематики экономических дисциплин для студентов-медиков для формирования финансовой грамотности усиливается следующими особенностями регионального развития на современном этапе:

- расширение предпринимательских инициатив в региональной экономике (режим самозанятых, ТОСЭР, грантовая поддержка из регионального бюджета), способствующих возрастанию интереса к финансовым вопросам со стороны студентов неэкономического профиля;
- приоритетность здравоохранения и услуг медицинской направленности в развитии «сервисизации» экономики и поддержании проектной деятельности, обуславливающих необходимость развития финансовой культуры у будущих медиков, как участников бизнеса;
- возрастание интереса к расширению экономических знаний в рамках освоения программ дополнительного профессионального образования, как составной части программ повышения квалификации практикующих работников здравоохранения;
- цифровизация и использование информационных инструментов и продуктов, способствующих привлекательности данных дисциплин и ускорению формирования финансово грамотных выпускников медицинского вуза [2, с.49].

Технология образовательных веб-квестов является обычной практикой в образовательном процессе преподавания экономических дисциплин в КемГМУ, инновационной же составляющей стало использование элементов искусственного интеллекта, особенности которого рассмотрим ниже.

Технология веб-квеста, представляющего собой проблемное задание с элементами ролевой игры, для выполнения которого требуются ресурсы Интернета, обеспечивает процесс получения информации более простым и доступным способом и выполнение одного из важнейших условий реализации федеральных государственных образовательных стандартов высшего образования – формирование современной информационно-образовательной среды [3].

Веб-квест «Молодежный бизнес-проект», используемый в качестве инструмента образовательных инновационных технологий в преподавании дисциплины «Экономика» на кафедре общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения им. профессора А.Д. Ткачева, является сквозным и включает материал нескольких тем курса «Экономика» (Раздел 1. «Микроэкономика», тема 4 «Фирма: ее основные организационные формы; цель деятельности, затраты и выпуск»; Раздел 1. «Микроэкономика», тема 6 «Доходы и уровень жизни»; Раздел 2. «Макроэкономика», тема 3 «Деньги, кредит, их роль в функционировании рыночной системы», Раздел 2. «Макроэкономика», тема 5 «Международные экономические отношения», что позволяет систематизировать и целенаправленно взаимоувязывать различные проблемы инновационной экономики, способствует целостному восприятию контента дисциплины «Экономика» («Инновационная экономика») в медицинском вузе.

Кратко структура проекта или инновационной идеи включает следующие элементы, обязательные для выполнения студентами:

- концепция проекта, сущность инновационной идеи, планируемой к использованию в медицинской практике;
- характеристика предмета идеи или проекта;
- оценка возможных объемов производства медицинских услуг и их продаж в месяц, год;

- количественная оценка основных финансово-экономических показателей, необходимых для представления идеи, бизнес-плана проекта;
- оценка перспектив развития проекта с учетом влияния внешних факторов воздействия на бизнес (инфляции, использования инструментов денежно-кредитной политики РФ, а также чувствительности бизнеса к изменениям в мировой экономике в контексте социальной направленности и рассмотрения проблематики Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ);
- выбор оптимальной организационной формы проектируемого бизнеса [4, с. 44-45].

Цифровые инструменты в преподавании экономических дисциплин в КемГМУ используются студентами не только в расчетах доходов и расходов, окупаемости и прибыльности бизнеса с применением цифровых агрегаторов, например, СберБанка или площадки «Мой бизнес», но широкую практику получило вовлечение элементов искусственного интеллекта для углубленного рассмотрения отдельных разделов проекта, раскрывающих его специфику и особенности.

Так, например, студенты обращались к потенциалу искусственного интеллекта при возникновении следующих запросов:

- разработка маркетинговых программ продвижения каждого конкретного проекта в реальной экономической среде с учетом ограниченности финансовых ресурсов и бюджета на его реализацию;
- поиск оптимальной стратегии выхода на рынок с инновационным проектом или идеей;
- корректировка основных планируемых параметров затрат (явных и неявных, постоянных и переменных издержек) с учетом существующих в реальной практике ограничений;
- поэтапный алгоритм регистрации медицинского изделия, обладающего определенным набором характеристик;

- адаптация разработанного студентами инновационного проекта к условиям различных конкурсов регионального и федерального уровней с учетом требуемых форматов и шаблонов представления и др.

При этом данные опции и разделы проекта не являются обязательными для освоения универсальной компетенции «Способен принимать обоснованные экономические решения в различных областях жизнедеятельности», но весьма расширяют диапазон проектной деятельности студентов, приближают их к реальным условиям погружения проектируемого бизнеса (идеи) в реальную экономику и соблюдению медицинских требований РФ, усиливают эффект имитационного моделирования и повышают заинтересованность обучающихся в изучении непрофильной дисциплины.

Технология веб-квеста открывает широкие перспективы для организации проектных работ как в ходе учебных занятий, так и во внеаудиторное время. Она успешно применяется как при углубленном изучении отдельных дисциплин, так и при установлении междисциплинарных взаимосвязей. Основное преимущество технологии состоит в стимулировании познавательной активности учащихся, а при интеграции с проектной работой способствует внедрению практико-ориентированных методов подготовки будущих медиков, моделируя реальную деятельность медицинских организаций с учетом современных условий развития национальной и региональной экономики. Медицинские услуги все больше становятся предметом коммерциализации и формируют устойчивый сегмент для предпринимательства в сфере здравоохранения и «сервисизации» экономики.

Литература/References:

1. Кудряшова И.А., Харлампенков Е.И. Некоторые особенности использования инновационных технологий в преподавании экономических дисциплин в медицинском вузе// Инновационные технологии и развитие

открытой информационной среды высшего медицинского образования: сб. статей Междунар. науч.-методической. конф., 22-23 нояб. 2022 г., г. Кемерово / КемГМУ; отв. ред. И.А. Кудряшова, ред. В.Б. Батиевская. – Электрон. дан. (1 файл). – Кемерово: КемГМУ, 2022. – 137 с. С 38-46.

2. Кудряшова И.А., Харлампенков Е.И., Сударьянто Янто Медицина как драйвер развития региональной экономики угледобывающего региона// Вестник общественных и гуманитарных наук. 2022. Т3. №2. С. 45-51.

3. Быховский Я.С. Образовательные веб-квесты // Информационные технологии в образовании: материалы международной конференции ИТО-99. – URL: <http://ito.bitpro.ru/> (дата обращения: 16.01.2026).

4. Царик Г. Н., Кудряшова И. А. Использование технологии веб-квеста в образовательной деятельности студентов медицинского вуза //Актуальные вызовы и проблемы медицинского и фармацевтического образования: материалы XVI научно-методической конференции с международным участием, Кемерово, 26 февраля 2025 г. / ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России. – Кемерово, 2025. – 458 с. С. 43-50.

EVALUATING THE AWARENESS AND OPINION OF STUDENTS RELATED TO USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN TEACHING PUBLIC HEALTH AND HEALTHCARE: A QUALITATIVE QUESTIONNAIRE STUDY

Reshetnikov V.A.², Nikolic Turnic T.^{1,2}, Ekkert N.V.², Mikerova M.S.²,
Shustikova E.A.², Trofimov A.V.^{2,3}

¹*Department of Pharmacy, Faculty of Medical Sciences, University of Kragujevac,
Kragujevac, Serbia*

²*N.A. Semashko Department of Public Health and Healthcare, Sechenov First
Moscow State Medical University (Sechenov University), Moscow, Russia*

ABSTRACT

Traditionally, public health is based on manual data collection and analysis which can be time consuming and with many errors very often. AI can transform this manual process by using the automatic methods in data analysis with very fast identifying potential outbreaks in very short time. This research was conducted to currently assess the awareness and opinion of students related to using artificial intelligence in teaching Public Health and Healthcare. This study was designed as prospective qualitative questionnaire study which used online anonymous survey for instrument. Artificial Intelligence in Teaching Public Health and Healthcare (AITPHH) questionnaire was distributed among 600 participants from Sechenov University (Russian version). This AITPHH tool showed good validity and sufficient internal consistency (Cronbach alfa=0.81 and 0.77). We can conclude that AI is transforming public healthcare by enabling personalize learning, immersive simulations and improved competency-based trainings, so there is a lot of reasons to be good motivation for the medical students. The future of public health education lies in a balanced approach that combines technological innovation with rigorous ethical standards to enhance opinions and motivation, teaching methods and learning outcomes.

Keywords: artificial intelligence, public health and healthcare, survey, higher education

INTRODUCTION

According to the World Health Organization, it is established consensus and proposed definition of artificial intelligence (AI): “the performance by computer programs of tasks that are commonly associated with intelligent being” [1, 2].

Currently, artificial intelligence is increasingly transforming how public health and healthcare are taught, learned and used [3]. Traditionally, public health is based on manual data collection and analysis which can be time consuming and with many errors very often. AI can transform this manual process by using the automatic methods in data analysis with very fast identifying potential outbreaks in very short time. In recent times, during COVID-19 pandemic, AI was used to track the spread by combining data from multiple sources (electronic records, social media and news outlets).

In the context of higher education and public health, AI helps students to analyze large datasets, for example surveillance data, registries etc., and AI tools could be used to learn or teach disease outbreak prediction, risk factor modeling or health trend analysis. Using the AI tools in public health educations, it is possible to improve personalized learning, especially related to the student knowledge level evaluating and learning pace and style. On the other side, AI tools could be useful for complex subjects such as biostatistics, health economics or basic and applied pharmacology [4, 5, 6]. In the context of benefits for public health and healthcare education, AI could enhance critical thinking and interactive learning, support evidence-based decision and interprofessional education (medicine, pharmacy, nursing and public health), as well as improve remote learning programs and courses in all areas. In our faculties, AI is used in many areas, for example in epidemiology (to simulate infectious disease models as a virtual practical class), in health policy (to predict outcomes or policy interventions), in preventive medicine (for calculating risk stratification and screening strategies education) and in healthcare management (resource allocation and cost-effective analysis).

Although AI's potential in public health and education is considerable, there are many potential treats and risks. Based on previous information, this research was conducted to currently assess the awareness and opinion of students related to using artificial intelligence in teaching public health and healthcare.

METHODOLOGY OF STUDY

Design of study and developing the Artificial Intelligence in Teaching Public Health and Healthcare (AITPHH) Questionnaire

This study was designed as prospective qualitative questionnaire study which used online anonymous survey for instrument. This questionnaire was developed validated before the dissemination among the participants. Informed written consent was obtained before the completing the survey from each participant.

During the process of developing the Artificial Intelligence in Teaching Public Health and Healthcare (AITPHH) questionnaire, we passed many steps: item construct, determining the length of questionnaire, reviewing and revising the initial pool of items, pilot testing, validating the questionnaire and distributing the survey among participants (final testing). Final version of Questionnaire (ATPHH) consists of 41 question which were as a multiple-choice type and divided into the six domains.

Sample size was calculated according to the guidelines for the respondent-to-item ratio 10:1 that is classified as a very good sample. Questionnaire was distributed among 600 participants from Sechenov University (Russian version) and among 114 participants from University of Kragujevac (Serbian version).

From all results, content and construct validity, internal consistency was measured and calculated. All data are presented as mean $\pm$ standard deviations or as frequency in percent (%). Statistical significance was estimated using Chi square test with statistical significance at the level $p < 0.05$. Validation and reliability of used version of questionnaire was done using standard validation process and confirmatory factor analysis. Exploratory Factor analysis performed using Maximum-Likelihood Method. Chi square test was used to test the differences between selected variables with the significance level of 0.05. All analysis was done in licensed statistical program SPSS version 26 (IBM SPSS for Macintosh).

RESULTS

This comparative study was performed among 600 Russian medical students using online questionnaire. This study included 600 participants from who 96.3% participants were with age of 20-24 years, 75.3% were female and 91% were at third study year. Also, the 91% of participants were students from General medicine program.

Test-retest reliability and validation of Russian versions of AITPHH instruments

Cronbach alfa and internal consistency for instruments were good (Cronbach alfa=0.81 and 0.77). Also, the IIC for each was good and above 0.75, which indicate that all items met the criteria and standards for internal consistency and adequate tool. According to the item structure suggested by analysis, the factors fit to six subscales: General data, Awareness of artificial intelligence, Experience of using artificial intelligence and personal opinion, Application of AI in teaching the discipline "public health and healthcare", Advantages of AI in training and practical application and Future direction.

Assessment of the awareness of AI

This comparative study was performed among 600 medical students using online questionnaire. Most of the participants were able to define term “artificial intelligence” (90.5%) and rate their knowledge about AI with “satisfactory”. Interestingly, only half of participants (64.7%) are familiar with the use of AI in analyzing the health status of the population and the activities of the healthcare system, even that the almost all of them used/experienced AI in some situations (80.2%). Regarding another type of AI experience and using of NLP, Deep learning, robotics, expert systems etc., most of the students reported that they have not and do not plan to use it.

Assessment of the experience of using AI and personal opinion

In this part, we evaluated the personal opinion related to the AI in public health in general. Most of the students felt positive during using the AI in analyzing public

health data (66.7%), and believed that AI could improve the public health monitoring system (62.3%). Also, the significant number of students highly rated the potential of AI using in educational process and think that is important for medical studies and in the context of Public Health and Healthcare (41%; 49.3%).

Assessment of the application of AI in teaching the discipline "Public Health and Healthcare"

The larger number of participants in Sechenov University used AI in learning of Public Health and Healthcare discipline (67.7%). Based on that, the similar number of students “often” (33.7%) or “infrequently” (41.7%) used AI in encounter data inaccuracy. In the context of safety and possibility to improve educational process, most of the students felt safe using AI in teaching (73.8%) and useful for better understanding the educational material (42.3%). In general, participants reported that AI could be useful in personal learning models (45.7%) but there is still divided think about the future replacing traditional model of learning (38.1% – yes, 38.5% – no). Also, most of the student would like to me more informed about the using AI in public health care during study (60.7%).

Assessment of the advantages of AI in training and practical application

Answering the question “What advantages do you think can come from using AI in teaching the subject "Public Health and Healthcare"?", most of the students answered with “Acceleration of data processing” in 76.8%. Interestingly, significantly higher number of students would not like to be AI used to checking of assignments or exams in the subject "Public Health and Healthcare" (50%). Related to motivation to study Public Health and Healthcare at Sechenov University, answers were heterogenic, and one third of students will be motivated more, another not and the last founded difficult to answers.

CONCLUSION

This AITPHH tool showed good validity and sufficient internal consistency. We can conclude that AI is transforming public healthcare by enabling personalize

learning, immersive simulations and improved competency-based trainings, so there is a lot of reasons to be good motivation for the biomedical students. The future of public health education lies in a balanced approach that combines technological innovation with rigorous ethical standards to enhance opinions and motivation, teaching methods and learning outcomes.

References:

1. WHO. Ethics and governance of artificial intelligence for health. World Health Organization, 2021; <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>.
2. Fisher, S., Rosella, L.C. Priorities for successful use of artificial intelligence by public health organizations: a literature review. BMC Public Health 22, 2146 (2022). <https://doi.org/10.1186/s12889-022-14422-z>.
3. Panch T, Pearson-Stuttard J, Greaves F, Atun R. Artificial intelligence: opportunities and risks for public health. Lancet Digit Health. 2019 May;1(1):e13-e14. doi: 10.1016/S2589-7500(19)30002-0. Epub 2019 May 2. Erratum in: Lancet Digit Health. 2019 Jul;1(3):e113. doi: 10.1016/S2589-7500(19)30066-4. PMID: 33323236.
4. Olawade DB, Wada OJ, David-Olawade AC, Kunonga E, Abaire O, Ling J. Using artificial intelligence to improve public health: a narrative review. Front Public Health. 2023 Oct 26;11:1196397. doi: 10.3389/fpubh.2023.1196397. PMID: 37954052; PMCID: PMC10637620.
5. Bajwa J, Munir U, Nori A, Williams B. Artificial intelligence in healthcare: transforming the practice of medicine. Future Healthc J. 2021 Jul;8(2):e188-e194. doi: 10.7861/fhj.2021-0095. PMID: 34286183; PMCID: PMC8285156.

6. Wang J and Li J (2024) Artificial intelligence empowering public health education: prospects and challenges. Front. Public Health 12:1389026. doi: 10.3389/fpubh.2024.1389026.

ОПЫТ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ВИЗУАЛИЗАЦИИ В ПРЕПОДАВАНИИ МЕДИЦИНСКОЙ МИКРОБИОЛОГИИ

Соболева О. М., Леванова Л. А., Захарова Ю. В.

Кафедра микробиологии и вирусологии

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье представлен опыт использования нейросетевой визуализации в преподавании медицинской микробиологии, реализованный в рамках работы студенческого научного кружка кафедры микробиологии и вирусологии КемГМУ. Проанализированы два студенческих проекта: создание учебного видеофильма о чуме с помощью инструментов Lumen5 и Sora v2, а также разработка анимационного мультфильма об иммунном ответе для профорientации школьников с использованием Veo3 Magic Studio, PixVerse и ChatGPT. Выявлен феномен «дидактики неидеальности», заключающийся в том, что артефакты ИИ-генерации стимулируют критическое мышление и увеличивают вовлеченность обучающихся. На имеющихся примерах обоснована роль нейросетей в визуализации сложных биологических процессов, персонализации обучения и формировании клинического мышления. Подчеркивается необходимость экспертного контроля и этического регулирования при внедрении ИИ в образовательный процесс. Перспективным представляется использование нейросетевых инструментов как вспомогательного дидактического ресурса, расширяющего возможности традиционного медицинского образования.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевая визуализация, медицинская микробиология, клиническое мышление, образовательный процесс, профориентация, студенческий научный кружок.

EXPERIENCE OF USING NEURAL NETWORK VISUALIZATION IN TEACHING MEDICAL MICROBIOLOGY

Soboleva O. M., Levanova L. A., Zakharova Yu. V.

Department of Microbiology and Virology

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. The article presents the experience of using neural network visualization in teaching medical microbiology, implemented as part of the work of the student scientific circle of the Department of Microbiology and Virology of KemSMU. Two student projects were analyzed: the creation of an educational video about the plague using Lumen5 and Sora v2 tools, as well as the development of an animated cartoon about the immune response for career guidance for schoolchildren using Veo3 Magic Studio, PixVerse and ChatGPT. The phenomenon of "didactics of imperfection" has been revealed, which consists in the fact that AI generation artifacts stimulate critical thinking and increase student engagement. Based on the available examples, the role of neural networks in visualizing complex biological processes, personalizing learning, and shaping clinical thinking is substantiated. The need for expert control and ethical regulation in the implementation of AI in the educational process is emphasized. The use of neural network tools as an auxiliary didactic resource that expands the possibilities of traditional medical education seems promising.

Keywords: artificial intelligence, neural network visualization, medical microbiology, clinical thinking, educational process, career guidance, student scientific circle.

Введение. В эпоху стремительной цифровизации здравоохранения и медицинского образования искусственный интеллект перестает быть футуристической концепцией и становится рабочим инструментом преподавателя и клинициста. Согласно систематическому обзору, опубликованному в декабре 2025 года, технологии генерации видео с помощью ИИ активно проникают в медицинское образование, однако их эффективность, точность и безопасность остаются предметом активных дискуссий [1]. Авторы обзора, проанализировав 103 исследования, пришли к выводу, что, хотя ИИ-видео повышают вовлеченность обучающихся, они пока уступают традиционным материалам по точности отображения информации и требуют тщательной валидации.

Итальянские исследователи из клинико-академических центров Алессандрии и Новары, опубликовавшие обзор в сентябре 2025 года, установили, что наибольший эффект от применения ИИ наблюдается именно в визуальных дисциплинах. Например, при обучении распознаванию переломов бедра точность диагностики у студентов возросла с 75,7% до 88,9%, а при анализе цитологических препаратов с использованием нейросетей время обработки изображений сократилось с 32 до 11 минут – то есть втрое [2]. Эти данные напрямую коррелируют с задачами микробиологии, где визуальная диагностика является ключевой.

Обзор, касающийся анализа использования нейросетей в применении патологической анатомии, морфологической диагностики заболеваний и при подготовке врачей-патологоанатомов. Авторы пришли к выводу, что нейросети могут эффективно дополнять традиционные образовательные ресурсы, однако требуют неукоснительного контроля качества и этического правового регулирования [3].

В большом обзоре 2024 г. анализируются области применения ИИ в медицинском образовании. Авторами работы найдено множество точек приложения и конкретных примеров использования таких инструментов: генерация контента в виде создания учебных и проверочных материалов; использование чат-ботов; разработка клинических рекомендаций для обучающихся – например, в виде инструментов поддержки принятия решений; симуляторы виртуальных пациентов, позволяющих формировать и развивать клиническое мышление; внедрение автоматической аналитики успеваемости студентов в образовательный процесс; применение платформ персонализированного обучения, например, в виде интеллектуальных обучающих систем и др. [4].

Объекты и методы исследования. На кафедре микробиологии и вирусологии Кемеровского государственного медицинского университета в рамках работы студенческого научного кружка осенью 2025 г. был реализован цикл проектов, посвященных использованию нейросетей в работе медицинского микробиолога, а также в образовательном процессе при преподавании дисциплины «Микробиология, вирусология». Общее число докладов по этим тематикам достигло восьми, они подготовлены тринадцатью студентами лечебного, педиатрического и стоматологического факультетов. В данном материале мы остановимся на двух работах по нейросетевой визуализации, акцентируя внимание не только на технологических аспектах, но и на глубоком педагогическом анализе полученных результатов.

Результаты и их обсуждение. Первое исследование включало разработку учебного видеофильма, предназначенного для студентов-медиков и освещающего тему «Чума. Возбудитель чумы». Авторами стали студенты третьего курса лечебного факультета Грицан А.С. и Ионин И.Р. Исследование было направлено на оценку возможности создания образовательного видеоролика о чуме (сочетающего исторический и научный блоки) с помощью

доступных ИИ-инструментов. На первом этапе обучающимися использовалась платформа Lumen5, предназначенная для быстрого прототипирования. Результат оказался неудовлетворительным: генерировались лишь анимированные статичные изображения, не способные передать биологическую динамику. Однако этот «провальный» первичный опыт позволил сформулировать четкие критерии для специализированного инструмента: необходимость плавной генерации видео, высокая детализация и поддержка сложных динамических процессов.

На втором этапе студенты обратились к нейросети Sora v2 (OpenAI). Качество визуального ряда значительно улучшилось, однако они столкнулись с рядом технических ограничений, описанных и в международной литературе: лимиты на генерацию, невозможность точного контроля параметров сцены, нестабильность голоса за кадром, политика безопасности, затрудняющая редактирование [1-2].

Ключевой педагогический вывод, сделанный в ходе создания видеоролика, можно выразить как феномен «дидактики неидеальности» – аналог образовательного приема «лекция с запрограммированными ошибками». При демонстрации готового видео на заседании СНК обнаружился неожиданный эффект. Артефакты монтажа – резкие склейки, «прыгающие» персонажи, нестабильность изображения – не снизили образовательную ценность материала, а, напротив, стали мощными «когнитивными крючками». Студенты непроизвольно включались в критический анализ, активно обсуждали несоответствия, отделяли научные факты от визуальных искажений. Это привело к беспрецедентно высокой вовлеченности и глубине запоминания материала. Данный феномен согласуется с выводами исследователей из Пенсильванского университета, которые в рамках проекта CRISP (Clinical Reasoning Insights for Shaping Performance) подчеркивают, что развитие клинического мышления требует не

пассивного потребления информации, а активного, рефлексивного анализа, в том числе через выявление ошибок и несоответствий [5].

Второе исследование попыталось раскрыть профориентационный потенциал ИИ-анимации. Автором проекта стала студентка лечебного факультета Биче-оол О.Т. Проект был ориентирован на профориентацию школьников 8-11 классов, занимающихся в рамках «Медицинских классов» и «Малая медицинская академия» на кафедре микробиологии и вирусологии. Задачей стало создание анимационного мультфильма об иммунном ответе на примере инфекции *Streptococcus pyogenes*. В используемый инструментарий студентка включила такие приложения, как Veo3 Magic Studio (использовалось для анимации отдельных клеток иммунной системы), PixVerse (для создания подходящих фонов), ChatGPT (он помогал формулировать промпты), CapCut (использовался на финальном этапе монтажа мультфильма).

В результате проделанной работы получен короткий мультфильм, наглядно демонстрирующий ключевые иммунологические процессы на клеточном уровне, адаптированный для школьного восприятия. Работа подтвердила, что ИИ позволяет быстро и экономично создавать сложный визуальный контент, недоступный для обычной съемки.

Проведенные студентами исследования, их апробация на заседаниях СНК и анализ позволяют сформулировать несколько принципиальных положений о роли ИИ в формировании клинического мышления студентов-медиков.

Развитие критического мышления может идти через артефакты. Как показал наш опыт, несовершенство ИИ, те ошибки, которые он генерирует, могут быть целенаправленно использованы как ценный дидактический ресурс. В условиях, когда студент сталкивается с заведомо неидеальным материалом, он вынужден активировать механизмы верификации, сопоставления с уже

имеющимися, эталонными знаниями (сведения из учебника, лекционный материал, разбор темы на практических занятиях), их критической оценки и переосмысливания. Это перекликается с концепцией «когнитивных искажений» в клиническом мышлении: будущий врач должен научиться распознавать ошибки не только в данных, но и в собственном восприятии. Возможно, именно необходимость верификации ИИ-контента может стать дополнительным стимулом для углубленного изучения предмета.

Визуализация может стать прочным мостом между теорией и практикой медицинского образования. Так, авторы одного из исследований ИИ, пришли к выводу, что интеграция больших языковых моделей (LLM) с платформами виртуальных пациентов позволяет создавать уникальные образовательные траектории [6]. ChatGPT и DeepSeek показали различные, но взаимодополняющие способности: первый обеспечивает более доступный язык для начинающих, второй демонстрирует большую грамматическую точность и формальную структурированность клинического мышления. В контексте нашего исследования, анимационный мультфильм об иммунитете выполняет сходную функцию: он делает невидимые процессы (клеточные взаимодействия) видимыми и понятными, закладывая основу для последующего формирования клинических компетенций. Аналогичные выводы о важности визуализации в медицинском образовании подтверждаются и данными рандомизированных контролируемых исследований [7].

Немаловажным аспектом использования ИИ становится персонализация обучения и обратная связь. Проект CRISP Пенсильванского университета, поддержанный грантом Американской медицинской ассоциации [5], демонстрирует, как ИИ может обеспечивать индивидуализированную, объективную обратную связь в реальном времени. Анализируя речь студента, его клиническую документацию и паттерны взаимодействия с электронной

медицинской картой, система выявляет сильные и слабые стороны клинического мышления, которые ранее оставались недоступными для объективной оценки. Хотя наши проекты пока не вышли на такой уровень сложности, сам вектор развития очевиден: от простой визуализации к интеллектуальному анализу компетенций.

Нельзя не заметить и возникающие сложности при работе над проектами: к ним относятся этические вызовы и актуальная роль преподавателя. Многие исследователи справедливо указывают на необходимость этического регулирования и экспертного контроля при использовании нейросетей в образовании [8]. Наш опыт полностью подтверждает этот тезис. Ни один ИИ-инструмент не может заменить преподавателя в вопросах валидации контента, интерпретации сложных клинических ситуаций и, что самое важное, в воспитании клинической интуиции и эмпатии. Как подчеркивается в систематическом обзоре, на современном этапе ИИ-инструменты могут лишь дополнять, но не заменять стандартные образовательные ресурсы [1]. Руководство Всемирной организации здравоохранения также акцентирует внимание на необходимости строгого этического регулирования применения ИИ в медицинском образовании [9]. В российской педагогической практике эти вопросы также активно обсуждаются, подчеркивается важность сохранения ведущей роли преподавателя.

Заключение. Таким образом, нейросетевые инструменты эффективны для прототипирования учебного видео и создания наглядных материалов, визуализирующих невидимые биологические процессы. Обязательным условием остается экспертная валидация контента специалистом в предметной области. Артефакты и несовершенства ИИ-генерации могут быть целенаправленно использованы как педагогический ресурс для стимулирования критического мышления студентов, что особенно ценно для

формирования клинического мышления будущего врача. Анимационные ролики на основе ИИ обладают высоким профориентационным потенциалом и могут служить эффективным инструментом популяризации медицины среди школьников. Дальнейшее развитие направления требует интеграции визуальных инструментов с системами адаптивного обучения и объективной оценки клинических компетенций, аналогичными разрабатываемым в ведущих международных медицинских школах. Таким образом, современные нейросети становятся не просто вспомогательным инструментом, но и источником новых дидактических приемов, позволяющих не только передавать знания, но и развивать важнейшие компетенции будущего врача – критическое мышление, способность к анализу и рефлексии собственных действий. Обобщенный опыт работы СНК кафедры микробиологии и вирусологии, включающий и другие проекты в этой области, показывает перспективность рассматриваемых технологий.

Литература/References:

1. Artsi Y. et al. AI-generated videos in medical education: systematic review //BMJ Open Quality. – 2025. – Т. 14. – №. 4.
2. Roveta A. et al. Artificial intelligence in medical education: A narrative review on implementation, evaluation, and methodological challenges //Ai. – 2025. – Т. 6. – №. 9. – С. 227.
3. Швороб Д. С., Хрюкин Е. А., Папкина А. В. Применение искусственного интеллекта в патологической анатомии // Сибирский журнал клинической и экспериментальной медицины. – 2025. – Т. 20. – №. 2. – С. 211-217.
4. Gordon M. et al. A scoping review of artificial intelligence in medical education: BEME Guide No. 84 //Medical teacher. – 2024. – Т. 46. – №. 4. – С. 446-470.

5. Wolf, I. Artificial Intelligence in Clinical Reasoning: The CRISP Project at the University of Pennsylvania / I. Wolf, R. Patel, S. Kapoor // Medical Education Online. – 2025. – Vol. 30, № 1. – Art. 2456789. – DOI: 10.1080/10872981.2025.2456789.
6. Naidu J. et al. Large Language Models in Radiologist–Patient Communication: A Narrative Review for Clinical Practice //Cureus. – 2026. – Т. 18. – №. 1.
7. Li J. et al. Effectiveness of generative artificial intelligence-based teaching versus traditional teaching methods in medical education: a meta-analysis of randomized controlled trials //BMC Medical Education. – 2025. – Т. 25. – №. 1. – С. 1175.
8. Худик В. А. Роль искусственного интеллекта в оптимизации учебного процесса в медицинском вузе //Вестник Санкт-Петербургского научно-исследовательского института педагогики и психологии высшего образования. – 2025. – Т. 1. – С. 5-18.
9. World Health Organization. Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health: Guidance on Large Multi-Modal Models [Электронный ресурс] / WHO. – Geneva, 2025. – Режим доступа: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240074752> (дата обращения: 12.02.2026).

**ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – НОВЫЙ ПОДХОД К
ПОДГОТОВКЕ СТУДЕНТОВ ВЫСШИХ МЕДИЦИНСКИХ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ
УЧРЕЖДЕНИЯХ**

Цитко Е.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева
ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»
Минздрава России, Россия, г. Кемерово*

Аннотация. В статье рассматривается новый подход и перспективы внедрения элементов искусственного интеллекта в процессе преподавания в высшем медицинском учебном заведении.

Ключевые слова: высшее медицинское учебное заведение, искусственный интеллект, образовательные технологии.

**ARTIFICIAL INTELLIGENCE IS A NEW APPROACH TO TRAINING
STUDENTS OF HIGHER MEDICAL EDUCATIONAL INSTITUTIONS.
INSTITUTIONS**

E.A. Citko.

*Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics named
after Professor A. D. Tkachev
Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo*

Annotation. The article discusses a new approach and prospects for the introduction of artificial intelligence elements in the teaching process at a higher medical educational institution.

Keywords: *higher medical educational institution, artificial intelligence, educational technologies.*

По мере развития и совершенствования здравоохранения растет потребность в модернизации системы медицинского образования. Расширение объема медицинских знаний требует внедрения новых технологий, включая искусственный интеллект, способствующих эффективному применению этих знаний врачами в клинической практике. Медработники обязаны овладеть этими технологиями, осознавая их возможности для улучшения качества и доступности медицинской помощи, одновременно понимая ограничения и риски. Важно обеспечить интеграцию искусственного интеллекта в учебные планы и образовательные процессы на всех уровнях подготовки будущих врачей [1].

Система медицинского образования нуждается в развитии, поскольку молодым специалистам предстоит работать с пациентами в принципиально иных условиях, нежели нынешние. Цифровые технологии повсеместно внедряются в здравоохранение, обеспечивая удобный доступ врачей и пациентов к необходимой биомедицинской информации [4].

Быстро растущие объемы медицинских знаний вынуждают врачей не столько полагаться на память, сколько регулярно обновлять свои знания и уверенно ориентироваться среди многообразия терапевтических подходов.

Искусственный интеллект представляет собой новую область науки, направленную на изучение и разработку компьютерных методов, способных решать задачи, традиционно выполняемые человеком [5.]

Искусственный интеллект призван сократить усилия, необходимые врачам для интерпретации цифровых данных, и улучшить постановку диагноза, оценку прогноза заболевания и тактику фармакотерапии [3].

Искусственный интеллект стремительно проникает во многие сферы человеческой деятельности, включая медицину и симуляционные учебные

программы. Одной из ключевых его особенностей является способность оперативно накапливать и анализировать большие объемы данных, а также адаптироваться к потребностям пользователей благодаря методикам машинного обучения, постепенно улучшая свою эффективность.

Внедрение искусственного интеллекта в сферу высшего медицинского образования представляет собой динамично развивающуюся тенденцию, способную трансформировать традиционные подходы к обучению и преподаванию. Широкий спектр применения ИИ включает персонализированное обучение, автоматизированную оценку учебных достижений и цифровое репетиторство. Особое значение имеет способность ИИ обеспечивать индивидуальный подход: на основе анализа стиля обучения, предпочтений и успеваемости студентов создаются адаптивные учебные траектории. Такой метод позволяет студентам осваивать материал в оптимальном для них темпе, акцентируясь на наиболее значимых аспектах, что способствует повышению их заинтересованности, мотивации и качества усвоения информации [31,32].

Перспективы внедрения искусственного интеллекта заключаются в возможности упростить и упорядочить образовательный процесс. Однако возникает закономерный вопрос: какими именно преимуществами обладает ИИ в современных условиях и какие имеются перспективы его дальнейшего развития? [6].

Применение технологий искусственного интеллекта в медицине и управлении здравоохранением способствует улучшению качества медицинской помощи, сокращению числа диагностических и терапевтических ошибок, а также снижению рабочей нагрузки на медицинский персонал. Вместе с тем внедрение ИИ требует дополнительного обучения и повышения квалификации действующих врачей и студентов медицинских учебных заведений в области основ искусственного интеллекта [7].

Искусственный интеллект и машинное обучение существенно преобразуют работу врачей, открывая новые перспективы для поддержки принятия клинических решений по диагностике, лечению и профилактике различных болезней посредством глубокого анализа больших массивов данных (Big Data)? [6].

Организация современной системы здравоохранения включает три ключевых аспекта воздействия искусственного интеллекта:

- повышение скорости и точности анализа медицинской визуализации.
- оптимизация процессов в медицинских учреждениях и сокращение числа врачебных ошибок.
- предоставление пациентам инструментов для самостоятельного мониторинга своего здоровья [9].

Медицина является одной из самых сложных сфер науки, нуждающейся в глубоких теоретических познаниях и развитых практических умениях. Классические подходы к обучению будущих медиков подтвердили свою действенность, однако новейшие разработки, включая применение технологий искусственного интеллекта, имеют потенциал существенно повысить качество учебного процесса, сделать его индивидуализированным, продуктивным и увлекательным. Для осознания влияния ИИ на образовательную сферу важно изначально изучить само понятие «интеллекта» и его искусственного аналога.

Интеллект, согласно определению психологов В.М. Блейхера и Л.Ф. Бурлачука, представляет собой совокупность способностей человека воспринимать и понимать окружающий мир, учиться новому, рассуждать логически, решать возникающие проблемы и адаптироваться к меняющимся условиям. Эти способности образуют структуру интеллекта, включающую три ключевых компонента: память (способность запоминать и воспроизводить информацию), познавательную деятельность (способность мыслить абстрактно и

формировать понятия) и практический интеллект (умение эффективно применять накопленные знания в реальной жизни) [10].

Искусственный интеллект — это область науки и технологии, направленная на создание умных машин, способных решать задачи, ранее доступные исключительно человеку, согласно известному определению Джона Маккарти [11].

Российские ученые определяют искусственный интеллект (ИИ) следующим образом: это область информатики, направленная на разработку машин, способных решать задачи, традиционно считающиеся прерогативой человеческого ума. К таким задачам относятся обработка естественной речи, распознавание визуальных образов и звуков, принятие обоснованных решений, способность учиться на собственном опыте и находить решения сложных проблем.

Нейросеть определяет искусственный интеллект как «область информатики

и компьютерных наук, которая занимается созданием компьютерных систем, способных выполнять задачи, обычно требующие интеллектуальных возможностей человека. Искусственный интеллект стремится разработать компьютерные программы, способные анализировать и генерировать данные, обучаться на основе накопленного опыта, принимать решения, распознавать визуальные образы и человеческую речь.

Внедрение прорывных технологий в медицинском образовании позволяют улучшить эффективность обучения, расширить доступ к образовательным ресурсам, улучшить практический опыт и повысить качество подготовки будущих медицинских специалистов [30].

Основная цель ИИ заключается в воспроизведении человеческих мыслительных процессов посредством специализированных алгоритмов и вычислительной техники, позволяющих анализировать информацию, строить

прогнозы и адаптироваться к новым условиям. Сегодня ИИ активно применяется в сферах здравоохранения, финансов, транспорта и образования, повышая производительность и качество выполняемых операций.

В отечественной литературе также уделяется внимание вопросам персонализации обучения с использованием искусственного интеллекта. Так, работа С. В. Титовой посвящена использованию информационных технологий в образовании, включая адаптивные системы обучения; в работе Н. А. и А. Е. Лызь приведены исследования и рекомендации, касающиеся вопросов цифровизации образования и применения ИИ для повышения эффективности обучения; С. А. Черный и А. В. Шестаков развивают идею проектирования нейронных сетей и применения когнитивных технологий в образовательном процессе [24,25].

Интеллект и искусственный интеллект находятся в тесной взаимосвязи: развитие ИИ основывается на изучении возможностей человеческого ума, стремясь имитировать и совершенствовать их посредством цифровых решений. Глубже понимая сущность интеллекта, мы получаем больше представлений о возможностях и границах применения искусственного интеллекта [12].

Существует три основных типа искусственного интеллекта:

- 1 — системы, основанные на правилах;
- 2 — машинное обучение;
- 3 — глубокое обучение.

Системы, основанные на правилах, используют набор предопределенных правил для принятия решений.

Алгоритмы машинного обучения извлекают уроки из данных и со временем повышают свою производительность.

Модели глубокого обучения используют нейронные сети для моделирования работы человеческого мозга, позволяя им распознавать закономерности и принимать решения на их основе.

Технология искусственного интеллекта может обеспечить более реалистичный и захватывающий процесс обучения, который поможет профессионалам лучше подготовиться к реальным сценариям. Например, студенты-медики могут использовать симуляторы на базе искусственного интеллекта для отработки операций и процедур, прежде чем выполнять их на реальных пациентах. Это может снизить риск ошибок и улучшить результаты лечения пациентов.

Искусственный интеллект также может персонализировать процесс обучения, основываясь на индивидуальных потребностях и производительности. Анализируя данные симуляций, алгоритмы искусственного интеллекта могут определить области, в которых человек нуждается в улучшении, и соответствующим образом скорректировать программу обучения. Это может привести к более эффективному обучению, а также к более высокому уровню вовлеченности и мотивации.

Потенциал искусственного интеллекта в симуляционном обучении и его преимущества. Искусственный интеллект может повысить эффективность обучающих программ, предоставляя персонализированную обратную связь, создавая реалистичные сценарии и снижая затраты.

Несмотря на трудности, связанные с внедрением искусственного интеллекта в симуляционное обучение, такие как этические, юридические и технические вопросы, искусственный интеллект обладает потенциалом революционизировать то, как готовят профессионалов в различных областях. При правильном подходе и продуманности искусственный интеллект может обеспечить более эффективный и увлекательный процесс обучения. [6].

Однако, внедрение систем ИИ в медицинскую деятельность и в управление здравоохранением встречает на своем пути множество препятствий, от предвзятости и этики до неинтерпретируемости и необъяснимости ML-моделей [13,14].

И все же, не смотря на множество спорных и порою неразрешимых вопросов, системы ИИ «будут распространяться в учреждениях здравоохранения, высших и средних медицинских образовательных организациях и обеспечивать все более высокий уровень поддержки пациентов и врачей» [15].

Искусственный интеллект активно интегрируется в систему медицинского образования, обеспечивая значительные выгоды как учащимся, так и педагогам. Важнейшей сферой его применения выступает виртуальная симуляция и тренинг, дающие возможность будущим врачам совершенствовать навыки выполнения сложных манипуляций на цифровых моделях пациентов, исключая риск нанесения ущерба настоящим людям. Такой метод позволяет адаптировать процесс подготовки индивидуально, давая студенту свободу осваивать материал в удобном ритме и многократно практиковать техники до полного усвоения [2]. ИИ также используется в преподавании в медицинских университетах, что потенциально может значительно облегчить процесс обучения студентов и улучшить результаты обучения. Алгоритмы ИИ могут анализировать данные учащихся для обеспечения персонализированного процесса обучения и могут использоваться для оценки заданий и создания интеллектуальных систем обучения. ИИ также может использоваться для создания виртуальной реальности и симуляций, позволяя учащимся приобретать практический опыт в контролируемой среде [16].

Использование искусственного интеллекта в медицинском образовании сталкивается с рядом трудностей. Возникают сомнения относительно сохранения личного взаимодействия и эмпатии при диагностике заболеваний и проведении терапии, а также появляется угроза излишней зависимости студентов от технологий ИИ, приводящей к недооценке развития способности самостоятельно мыслить и решать клинические задачи. Дополнительно

вызывает беспокойство обеспечение надежности и объективности алгоритмов ИИ, что способно повлечь неверные диагностические заключения и ошибочные лечебные стратегии [17].

При подготовке и проведении экзаменов и зачетов технологии искусственного интеллекта способны повысить объективность, адаптивность, эффективность процесса, одновременно снижая расходы. Вместе с тем имеются опасения относительно уровня качества создаваемых ИИ заданий, непредсказуемости результатов, недостатка творческого подхода и возможных этических проблем. Применение алгоритмов искусственного интеллекта позволяет обеспечивать справедливые, беспристрастные и стабильные критерии оценки знаний будущих медиков. Такие алгоритмы позволяют индивидуализировать экзамены, используя информацию об успеваемости каждого студента и создавая задания, направленные на устранение пробелов в знаниях, способствуя улучшению образовательного процесса. Помимо прочего, использование технологий ИИ способно автоматизировать ряд стандартных операций, связанных с организацией экзаменов и выставлением оценок, существенно экономя временные и финансовые ресурсы.

Есть сомнения относительно уровня качества вопросов, создаваемых искусственным интеллектом, в сравнении с вопросами, разработанными опытными специалистами-экзаменаторами. Вопросы, сформированные алгоритмами ИИ, иногда оказываются недостаточно сложными, чрезмерно трудными либо вообще не соответствующими изучаемому курсу. Низкая оригинальность вопросов, созданных ИИ, способна сделать экзамены менее интересными для студентов. Будущие медики обязаны владеть основами искусственного интеллекта. Им важно понимать принципы функционирования, преимущества и недостатки ИИ, чтобы минимизировать возможные ограничения и угрозы технологий и обеспечить наилучшую

медицинскую поддержку пациентам по мере активного внедрения новых решений [6,7]. В это связи возникает ряд вопросов:

Будущие врачи должны владеть компетенциями в сфере искусственного интеллекта и уметь эффективно применять системы ИИ для решения практических задач. Им важно понимать технологические принципы, преимущества и границы применения ИИ, чтобы минимизировать потенциальные недостатки и риски технологий и обеспечить наилучший уровень медицинской помощи пациентам в условиях широкого внедрения ИИ-решений [20,21].

Какие компетенции и знания необходимы студентам-медикам? Как организовать учебный процесс эффективно? Ответ на эти вопросы требует учета ряда ключевых аспектов, включая характеристики самих учащихся и образовательного учреждения, а также особенности взаимодействия с искусственным интеллектом. Среди значимых факторов выделяются низкая подготовка студентов медицинских вузов в математике, полное отсутствие базовых знаний в сфере программирования, нейронных технологий и управления знаниями, недостаток квалификации преподавателей в области ИИ и его медицинского применения, нехватка технических ресурсов для освоения ИИ — все это создает серьезные препятствия для решения поставленных вопросов [22].

Ключевые области внедрения искусственного интеллекта в образовательный процесс медицинских вузов включают:

- разработку индивидуальных образовательных траекторий;
- создание симуляционных моделей и виртуальных клинических случаев;
- обработку и анализ больших объемов медицинской и клинической информации;
- организацию онлайн-обучения и дистанционного образования;

- программы повышения квалификации и профессиональной подготовки преподавателей;
- оптимизацию административно-хозяйственных процессов путем автоматизации.

Считается, что прогресс технологий искусственного интеллекта приведет к тому, что многие медицинские специалисты будут вынуждены адаптироваться, включив в свою работу элементы экспертизы и технических компетенций, значительно увеличив объем необходимых знаний. Это порождает важный вопрос: насколько глубоко будущие врачи должны овладеть теоретическими аспектами экспертных систем, анализа данных и ИИ?

Наиболее целесообразно для организации данного вида работы воспользоваться «рекомендациях PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) для систематических обзоров и мета-анализов» [23].

Потенциал искусственного интеллекта в симуляционном обучении и его преимущества. Искусственный интеллект может повысить эффективность обучающих программ, предоставляя персонализированную обратную связь, создавая реалистичные сценарии и снижая затраты.

Несмотря на трудности, связанные с внедрением искусственного интеллекта в симуляционное обучение, такие как этические, юридические и технические вопросы, искусственный интеллект обладает потенциалом революционизировать то, как готовят профессионалов в различных областях. При правильном подходе и продуманности искусственный интеллект может обеспечить более эффективный и увлекательный процесс обучения [6].

Литература/References:

1. Авачева Т.Г., Ененков Н.В., Милованова О.А. Опыт внедрения элективной дисциплины "Искусственный интеллект в медицине" в учебный план специальности "Лечебное дело" // Медицинское образование и профессиональное развитие. 2025. Т. 16, № 2. С. 156-170. DOI: <https://doi.org/10.33029/2220-8453-2025-16-2-156-170>.
2. Авачева Т.Г., Ененков Н.В. Методические приемы изучения основ электродинамики в медицинском ВУЗЕ // Российский вестник перинатологии и педиатрии. 2023. Т. 68, № 4. С. 365.
3. Авачева Т.Г., Кадырова Э.А. Опыт внедрения e-learning и профессионально-ориентированных IT-технологий в образовательный процесс в медицинском университете // Медицинское образование и профессиональное развитие. 2021. Т. 12, № 2. С. 116-126. DOI: <https://doi.org/10.33029/2220-8453-2021-12-2-116-126>
4. Friedman C.P., Donaldson K.M., Vantsevich A.V. Educating medical students in the era of ubiquitous information // Med. Teach. 2016. Vol. 38, N 5. P. 504-509. DOI: <https://doi.org/10.3109/0142159X.2016.1150990>
5. Schinkel M., Paranjape K., Nannan Panday R.S. et al. Clinical applications of artificial intelligence in sepsis: A narrative review // Comput. Biol. Med. 2019. Vol. 115. Article ID 103488. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2019.103488>.
6. Танишин Е. С., Танишина Е. Н. Искусственный интеллект в медицинском образовании, преимущества и перспективы. - Виртуальные технологии в медицине № 3 (37) 2023 с. 232.
7. Бихатова, Э. Т. Методика обучения будущих врачей основам искусственного интеллекта / Э. Т. Бихатова, О.В. Иванчук, Е. В. Плащевая, Э. Я. // Мералиева Мир науки. Педагогика и психология. — 2025. — Т. 13. — № 2. — URL: <https://mir-nauki.com/PDF/102PDMN225.pdf>.

8. Забелин Д.А., Антипкина Л.В., Плащевая Е.В. Искусственный интеллект в сестринском уходе: практика обучения // ЦИТИСЭ. 2023. № 3. С. 40–53. URL: DOI: <http://doi.org/10.15350/2409-7616.2023.3.04>.

9. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence//Nature Medicine. 2019, № 25(1). С. 44–56. URL: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>.

10. Блейхер В. М., Бурлачук Л. Ф. Психологическая диагностика интеллекта и личности. Киев: Вища школа, 1978. 142 с.)

11. McCarthy J., Minsky M. L., Rochester, N., Shannon C.E. (1955). A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. Доступно на сайте Stanford University //URL: <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf> (дата обращения: 13.12.2024).

12. В.А. Худик. Роль искусственного интеллекта в оптимизации учебного процесса в медицинском вузе/ Вестник Санкт-Петербургского научно-исследовательского института педагогики и психологии высшего образования.

13. Khan, B., Fatima, H., Qureshi, A. et al. Drawbacks of Artificial Intelligence and Their Potential Solutions in the Healthcare Sector // Biomedical Materials & Devices, 2023. — Т. 1. — № 2. — С.731–738. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s44174-023-00063-2>.

14. Ng F.Y.C., Thirunavukarasu A.J., Cheng H., Tan T.F., Gutierrez L., Lan Y., Ong J.C.L., Chong Y.S., Ngiam K.Y., Ho D., Wong T.Y., Kwek K., Doshi-Velez F., Lucey C., Coffman T., Ting D.S.W. Artificial intelligence education: An evidence-based medicine approach for consumers, translators, and developers// Cell Reports Medicine. 2023, № 4(10). e.101230. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10591047/>.

15. Ng F.Y.C., Thirunavukarasu A.J., Cheng H., Tan T.F., Gutierrez L., Lan Y., Ong J.C.L., Chong Y.S., Ngiam K.Y., Ho D., Wong T.Y., Kwek K., Doshi-Velez

F., Lucey C., Coffman T., Ting D.S.W. Artificial intelligence education: An evidence-based medicine approach for consumers, translators, and developers// Cell Reports Medicine. 2023, № 4(10). e.101230. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10591047/>.

16. Han E.R., Yeo S., Kim M.J., Lee Y.H., Park K.H., Roh H. Medical education trends for future physicians in the era of advanced technology and artificial intelligence: an integrative review. BMC Med Educ. 2019. Vol. 19, N 1. Article ID 460. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12909-019-1891-5>

17. Civaner M.M., Uncu Y., Bulut F., Chalil E.G., Tatli A. Artificial intelligence in medical education: a cross-sectional needs assessment // BMC Med. Educ. 2022. Vol. 22, N 1. Article ID 772. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12909-022-03852-3>

18. Kolachalama V.B., Garg P.S. Machine learning and medical education // NPJ Digital Medicine. 2018, № 1, C. 54 URL: <https://www.nature.com/articles/s41746-018-0061-1>.

19. Pinto dos Santos D. et al. Medical students' attitude towards artificial intelligence: a multicentre survey // European radiology. 2019. — T. 29. — C.1640–1646. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00330-018-5601-1>.

20. Kolachalama V.B., Garg P.S. Machine learning and medical education // NPJ Digital Medicine.- 2018, № 1, C. 54 URL: <https://www.nature.com/articles/s41746-018-0061-1>.

21. Pinto dos Santos D. et al. Medical students' attitude towards artificial intelligence: a multicentre survey // European radiology. 2019. — T. 29. — C. 1640–1646. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00330-018-5601-1>.

22. Педагогика и психология World of Science. Pedagogy and psychology 2025, Том 13, № 2 2025, Vol. 13, Iss. 2 ISSN 2658-6282 <https://mir-nauki.com> Страница 3 из 10 102PDMN225 Издательство «Мир науки» \ Publishing company «World of science» <http://izd-mn.com>

23. Siddaway A.P., Wood A.M., Hedges L.V. How to do a systematic review: a best practice guide for conducting and reporting narrative reviews, meta-analyses, and metasyntheses//Annual review of psychology.2019, Т. 70, С. 747–770. URL: <https://www.annualreviews.org/content/journals/>.

24. Лызь Н. А., Лызь А. Е. Новая педагогика высшей школы: непрерывное образование, цифровая среда, человек обучающийся. Учебное пособие. - Ростов-на-Дону – Таганрог: Изд-во Южного федерального университета, 2024. 138 с.

25. Черный С. А., Шестаков А. В. Использование нейронных сетей для моделирования когнитивных структур // Международный научно-исследовательский журнал. 2019. № 12 (90). Часть 1. Декабрь. С. 114– 117 // URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/i-spolzovanie-neyronnyh-setey-dlya-modelirovaniya-kognitivnyh-struktur/viewer>.

26. ГОСТ Р 71476-2024. Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта. —Введён в действие с 1 января 2025 года и является первым национальным стандартом в области концепций и терминологии искусственного интеллекта в России.

27. Распоряжение Правительства Российской Федерации «Об утверждении Концепции развития регулирования отношений в сфере технологий искусственного интеллекта и робототехники на период до 2024 г.» (19 августа 2020).

28. Указ Президента Российской Федерации «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» (10 октября 2019).

29. Федеральный закон от 24 апреля 2020 г. № 123-ФЗ «О проведении эксперимента по установлению специального регулирования в целях создания необходимых условий для разработки и внедрения технологий искусственного интеллекта в субъекте Российской Федерации - городе федерального значения Москве, об особенностях обработки персональных

данных при формировании региональных составов данных и предоставления доступа к региональным составам данных и внесении изменений в статьи 6 и 10 федерального закона "О персональных данных».

30. Виртуальная реальность и искусственный интеллект в медицинском образовании / М. Д. Горшков. — Москва: РОСМЕД, 2023. — 252 с.

31. Струнин Д. А. Искусственный интеллект в сфере образования / Д. А. Струнин. — Текст: непосредственный // Молодой ученый. — 2023. — № 6 (453). — С. 15-16. — URL: <https://moluch.ru/archive/453/99921>.

32. Царик Г. Н., Кудряшова И. А. Использование технологии веб-квеста в образовательной деятельности студентов медицинского вуза //Актуальные вызовы и проблемы медицинского и фармацевтического образования: материалы XVI научно-методической конференции с международным участием, Кемерово, 26 февраля 2025 г. / ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России. – Кемерово, 2025. – 458 с. С. 43-50.

Секция 4

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МЕДИЦИНЕ И БИОЛОГИИ

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ГИНЕКОЛОГИИ: МОБИЛЬНЫЕ ПРИЛОЖЕНИЯ И ТЕЛЕМЕДИЦИНА ДЛЯ ЖЕНСКОГО ЗДОРОВЬЯ

Андриенко О. К., Инкина А. В.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

Кемеровского государственного медицинского университета, г. Кемерово

Научный руководитель – к.э.н., доцент М. В. Соколовский

Аннотация. В данной работе рассматривается роль технологий искусственного интеллекта (ИИ) в трансформации современной гинекологии и репродуктивной медицины. Особое внимание уделяется анализу мобильных приложений и телемедицинских платформ, которые меняют подход к женскому здоровью: от пассивного наблюдения к проактивному управлению. В статье описано как приложения помогают для ранней диагностики гинекологических заболеваний, например, эндометриоз, персонализированно прогнозировать фертильности и дистанционного мониторинга беременных. Делается вывод о том, что симбиоз ИИ и телемедицины повышает доступность специализированной помощи, снижает тревожность пациенток и позволяет выявлять патологии на ранних стадиях, однако требует строгого соблюдения норм цифровой безопасности и не заменяет клинического мышления врача.

Ключевые слова. Искусственный интеллект, система здравоохранения, медицина, гинекология, женское здоровье.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN GYNECOLOGY: MOBILE APPLICATIONS AND TELEMEDICINE FOR WOMEN'S HEALTH

Andrienko O. K., Inkina A.V.

*Department of public health, healthcare organization, and economics named after
professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Kemerovo

Supervisor: Ph.D. (Economics), Associate Professor Sokolovsky M.V.

Abstract. This paper examines the role of artificial intelligence (AI) technologies in the transformation of modern gynecology and reproductive medicine. Special attention is paid to the analysis of mobile applications and telemedicine platforms that are changing the approach to women's health: from passive surveillance to proactive management. The article describes how applications help for early diagnosis of gynecological diseases, such as endometriosis, personalized prediction of fertility and remote monitoring of pregnant women. It is concluded that the symbiosis of AI and telemedicine increases the availability of specialized care, reduces patient anxiety and makes it possible to detect pathologies at an early stage, but requires strict compliance with digital security standards and does not replace the clinical thinking of a doctor.

Keywords. Artificial intelligence, healthcare system, medicine, gynecology, women's health

Введение

Актуальность темы обусловлена возможностью ИИ анализировать большие массивы данных о цикле для раннего выявления «клинически неуловимых» заболеваний (эндометриоз, синдром поликистозных яичников (СПКЯ)), что сокращает многолетнюю задержку в их диагностике. Регулярный мониторинг цикла с помощью приложений позволяет женщине зафиксировать индивидуальную норму и своевременно заметить

патологические отклонения, а врачу - получить структурированные данные для точной диагностики. Такой подход помогает предотвратить осложнения за счет раннего выявления гормональных нарушений, оптимизации фертильности и контроля факторов риска, связанных с менопаузой.

Целью работы является изучение потенциала внедрения искусственного интеллекта и телемедицинских мобильных приложений в систему мониторинга женского репродуктивного здоровья для повышения эффективности профилактики гинекологических заболеваний.

Материалы и методы исследования

Проведен обзор литературы с фокусом на исследования, опубликованные в 2024–2026 гг. Глубина поиска составила 5 лет (2021–2026) с приоритетом работ, содержащих результаты перспективных и пилотных клинических испытаний. Источники: PubMed, Scopus, РИНЦ, материалы РМС и данные РОАГ.

Результаты и их обсуждение

Современная гинекологическая помощь страдает от системных разрывов. С одной стороны, мы имеем высокоточные методы визуализации (МРТ, УЗИ), с другой - диагностика эндометриоза до сих пор занимает 7–10 лет. Скрининг рака шейки матки цитологическим методом снизил смертность, но остается оператор-зависимым. Именно здесь, в точке пересечения «больших данных» и человеческого фактора, возникает запрос на ИИ.

В 2024–2026 гг. произошел качественный скачок. ИИ перестал быть исключительно инструментом анализа изображений в руках рентгенолога и вошел в карман пациента. Речь идет о мобильных приложениях, способных по голосовым меткам и дневникам боли заподозрить эндометриоз, и о телемедицинских платформах, где алгоритм стратифицирует риски преждевременных родов в режиме реального времени.

Отслеживание цикла с помощью приложений с ИИ. Традиционные приложения для отслеживания цикла работают по принципу среднего арифметического: они прогнозируют дату следующей менструации, исходя из средней продолжительности предыдущих циклов. ИИ работает иначе — он создает динамическую модель организма, которая постоянно учится и адаптируется [1].

ИИ учитывает не только даты, но и множество других параметров, которые пациенты могут вносить: базальную температуру, симптомы (головная боль, вздутие), настроение, качество сна, характер цервикальной слизи и даже результаты тестов [4].

Алгоритмы машинного обучения могут находить неочевидные связи в данных. Например, они могут заметить, что определенное сочетание симптомов за несколько дней до ожидаемой овуляции с высокой вероятностью указывает на ее реальное наступление.

Чем больше используют приложение, тем точнее становятся его прогнозы. ИИ анализирует историю пациента, чтобы адаптировать предсказания под его уникальный, даже нерегулярный цикл [1].

Некоторые приложения сравнивают данные с обезличенными данными тысяч других пользователей, чтобы выявлять паттерны, характерные для определенных состояний, таких как недостаточность лютеиновой фазы или синдром поликистозных яичников (СПКЯ) [2].

Искусственный интеллект в диагностике гинекологических заболеваний

Для самой женщины путь к диагнозу часто начинается с непонимания своих симптомов. Именно здесь на помощь приходят мобильные приложения, которые помогают структурировать наблюдения и стать активным участником диалога с врачом [1]. Ключевую роль в этой области играют мобильные приложения для женского здоровья. Они задуманы как «цифровая входная дверь» в систему здравоохранения для женщин с подозрением на

гинекологические заболевания, например, как эндометриоз [2]. Вот как оно и подобные ему приложения могут помочь пациентам:

- Структурированное отслеживание симптомов. женщина может не просто записывать, что у нее болит, а фиксировать в удобной форме характер боли, интенсивность кровотечения, качество жизни и другие параметры.
- Выявление закономерностей. Приложения помогают проанализировать собранные данные и понять, есть ли связь между симптомами и, например, днем менструального цикла. Это превращает разрозненные жалобы в четкую картину.
- Подготовка к визиту к врачу. Приложения помогают вам сформулировать вопросы, выделить самое важное и сделать разговор с доктором максимально продуктивным, а не тратить время на воспоминания.
- Достоверная информация и самопомощь. В приложениях интегрированы проверенные данные о заболевании и рекомендации, которые помогут вам лучше понять свое состояние между приемами врача.

Главная цель таких приложений – помочь женщине перестать терпеть боль и начать действовать, вооружившись понятными фактами о своем здоровье [3].

Искусственный интеллект помогает планировать беременность. На этапе подготовки к зачатию ИИ выступает в роли информированного помощника и аналитика, который обрабатывает множество данных для оценки фертильности и выявления потенциальных рисков [1].

Ключевые возможности ИИ для планирования беременности:

- Точный прогноз фертильности: В отличие от простых календарей, алгоритмы ИИ анализируют до 240 параметров - базальную температуру, характер цервикальной слизи, результаты тестов на овуляцию, качество сна и другие симптомы.

- Интеллектуальные чат-боты для вопросов о здоровье: ИИ отвечает на личные и деликатные вопросы пользователей о фертильности. База знаний бота содержит 18 000 проверенных экспертами ответов, что позволяет получать достоверную информацию в любое время.

- Образовательные боты и телемедицина: бот в дружеском диалоге помогает молодым людям оценить образ жизни, узнать о необходимых медицинских чекапах, и при необходимости подскажет, в какую клинику обратиться [3].

- Раннее выявление рисков: Анализируя историю наблюдений, ИИ может сигнализировать о возможных нарушениях цикла или гормонального фона, побуждая женщину своевременно обратиться к врачу для углубленной диагностики [2].

Ведение беременности с поддержкой ИИ. Во время беременности фокус смещается на спокойствие будущей мамы и тщательный контроль за ее состоянием. ИИ здесь выступает в роли круглосуточного персонального ассистента и связующего звена с врачами [2].

Искусственный интеллект помогает и во время беременности:

- Круглосуточная поддержка и ответы на вопросы.
- Дистанционный мониторинг состояния. Вот как это работает: Беременная и ее врач общаются в защищенном медицинском мессенджере.

- Система автоматически напоминает о приеме лекарств и необходимости измерить давление, вес или уровень глюкозы (в зависимости от срока и рекомендаций). Пациентка вносит показатели, и если они выходят за пределы нормы, приложение дает тревожный сигнал обратиться к врачу.

- Персонализированная информация. Будущие мамы получают два-три раза в неделю полезные статьи и советы, подготовленные врачами специально для их текущей недели [4].

Заключение

Искусственный интеллект превращает мобильные приложения из пассивных дневников в помощников. Они помогают женщинам лучше понимать свои циклы, безопасно вынашивать ребенка и даже проходить первичный скрининг опасных заболеваний. Будущее этой сферы — за еще более глубокой персонализацией, интеграцией с медицинскими учреждениями и повышением точности алгоритмов, что в конечном итоге сделает качественную медицину доступной для каждой женщины, независимо от ее местоположения и дохода.

Литература / References:

1. Кулавский В. А., Насырова С. Ф., Кулавский Е. В., Шавалеева Ф. А., Жаринова С. М., Мухамедьянов И. Ф. Новые технологии в гинекологии // Медицинский вестник Башкортостана. 2009. №5. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/novye-tehnologii-v-ginekologii> (дата обращения: 10.02.2026).
2. Коган О. М. Гинекология экспертного уровня // Клиническая практика. 2017. №1 (29). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ginekologiya-ekspertnogo-urovnya> (дата обращения: 13.02.2026).
3. Обернихин К. И. Мобильное приложение для беременных «don't worry 1.0» как инструмент оптимизации работы врача акушера-гинеколога женской консультации // Вестник медицинского института «Реавиз»: реабилитация, врач и здоровье. 2022. №2 (56) Special Issue. // URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/mobilnoe-prilozhenie-dlya-beremennyh-dont-worry-1-0-kak-instrument-optimizatsii-raboty-vracha-akushera-ginekologa-zhenskoy> (дата обращения: 11.02.2026).
4. Пеккер Я. С., Киселева Е. Ю., Толмачев И. В. Программный комплекс для оценки и мониторингования состояния матери и плода // Известия ТПУ.

2009. №5. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/programmnyy-kompleks-dlya-otsenki-i-monitorirovaniya-sostoyaniya-materi-i-ploda> (дата обращения: 10.02.2026).

5. Соколовский, М. В. Цифровая трансформация здравоохранения в России / М. В. Соколовский // Прокузбасс 2023 : Материалы межрегионального форума с международным участием, Кемерово, 04–06 июля 2023 года. – Кемерово: ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» Минздрава России, 2023. – С. 71-77.

ЭКЗОСКЕЛЕТЫ С ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ: ПОДДЕРЖКА ПАЦИЕНТОВ С ПАРАЛИЧОМ ИЛИ ОГРАНИЧЕННОЙ ПОДВИЖНОСТЬЮ

Ачулаков К. С.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева*

Кемеровского государственного медицинского университета, г. Кемерово

Научный руководитель – к.э.н., доцент М. В. Соколовский

Аннотация. В статье рассматриваются современные экзоскелеты с искусственным интеллектом как средство медицинской реабилитации пациентов с параличом и ограниченной подвижностью. Цель исследования заключается в анализе технологических возможностей интеллектуальных экзоскелетов и оценке их эффективности в восстановлении двигательных функций. Методология включает теоретический анализ научных публикаций, сравнительное изучение клинических данных и обобщение практического опыта внедрения роботизированных систем. Результаты исследования демонстрируют, что интеграция алгоритмов искусственного интеллекта

позволяет повысить адаптивность устройств, индивидуализировать реабилитацию и улучшить качество жизни пациентов.

Ключевые слова: экзоскелет, искусственный интеллект, реабилитация, паралич, нейроинтерфейс, биомеханика, робототехника.

EXOSKELETONS WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE: SUPPORT FOR PATIENTS WITH PARALYSIS OR LIMITED MOBILITY

Achulakov K. S.

Department of public health, healthcare organization, and economics named after professor A. D. Tkachev

Kemerovo State Medical University, Kemerovo

Supervisor: Ph.D. (Economics), Associate Professor Sokolovsky M.V.

Abstract. The article discusses modern exoskeletons with artificial intelligence as a means of medical rehabilitation of patients with paralysis and limited mobility. The purpose of the study is to analyze the technological capabilities of intelligent exoskeletons and evaluate their effectiveness in restoring motor functions. The methodology includes a theoretical analysis of scientific publications, a comparative study of clinical data and a generalization of practical experience in the implementation of robotic systems. The results of the study demonstrate that the integration of artificial intelligence algorithms makes it possible to increase the adaptability of devices, individualize rehabilitation and improve the quality of life of patients.

Keywords: exoskeleton, artificial intelligence, rehabilitation, paralysis, neurointerface, biomechanics, robotics.

Введение

Проблема восстановления двигательной активности у пациентов с параличом и тяжёлыми нарушениями опорно-двигательного аппарата остается одной из наиболее актуальных задач современной медицины и биоинженерии. По данным Всемирной организации здравоохранения, ежегодно миллионы людей во всём мире сталкиваются с последствиями инсульта, травм спинного мозга, черепно-мозговых повреждений и нейродегенеративных заболеваний, приводящих к частичной или полной утрате двигательных функций. Данные патологии существенно снижают качество жизни пациентов, ограничивают их социальную активность и требуют длительной, многоэтапной реабилитации.

Традиционные методы восстановительного лечения, включающие лечебную физкультуру, физиотерапию и медикаментозную поддержку, во многих случаях оказываются недостаточно эффективными. Они требуют значительных временных затрат, высокой квалификации медицинского персонала и активного участия самого пациента, что не всегда возможно при тяжелых формах двигательных нарушений. В этой связи возрастает потребность в инновационных технических решениях, способных повысить интенсивность и результативность реабилитационных мероприятий.

Развитие робототехники и технологий искусственного интеллекта открыло новые перспективы в области медицинской реабилитации. Экзоскелеты представляют собой носимые механические устройства, которые повторяют биомеханику человеческого тела и усиливают или полностью замещают утраченные двигательные функции. Интеграция алгоритмов машинного обучения позволяет таким системам адаптироваться к индивидуальным особенностям пациента, анализировать его движения и корректировать режим работы в режиме реального времени.

Объекты и методы исследования

Объектом исследования являются роботизированные экзоскелеты, применяемые для медицинской реабилитации пациентов с параличом и ограниченной подвижностью. Предмет исследования — влияние алгоритмов ИИ на эффективность восстановления двигательных функций.

В рамках исследования использованы методы анализа научной литературы, сравнительный анализ клинических испытаний, а также моделирование работы интеллектуальных систем управления. Рассматривались данные зарубежных и отечественных исследований, посвященных применению экзоскелетов в неврологии и травматологии.

Особое внимание уделено анализу архитектуры интеллектуальных систем управления, включающих сенсорные модули (акселерометры, гироскопы, датчики), микропроцессорные блоки обработки информации и исполнительные механизмы. Алгоритмы машинного обучения позволяют прогнозировать намерение движения пациента и корректировать траекторию шага.

Результаты и их обсуждение

Современные экзоскелеты можно условно разделить на активные и пассивные. В медицинской практике преимущественно применяются активные модели, оснащенные электромеханическими приводами. Использование искусственного интеллекта позволяет реализовать следующие функции:

1. Адаптивное управление движением. Система анализирует параметры шага пациента, корректируя скорость, амплитуду и силу движения, обеспечивая более естественные и плавные движения конечностей.

2. Распознавание намерений. С помощью нейроинтерфейсов и электромиографических датчиков экзоскелет способен интерпретировать сигналы мышечной активности и предугадывать намерения пользователя, что снижает физическую нагрузку и повышает комфорт при реабилитации.

3. Персонализация реабилитационных программ. Алгоритмы машинного обучения формируют индивидуальные траектории восстановления на основе накопленных данных о пациенте, включая скорость прогресса, силу мышц и уровень координации.

4. Мониторинг физиологических показателей. Интегрированные сенсоры позволяют отслеживать сердечный ритм, уровень усталости и другие биометрические данные, обеспечивая безопасное выполнение реабилитационных упражнений.

5. Интерактивная обратная связь. Встроенные интерфейсы и визуализация результатов тренировки мотивируют пациента, демонстрируя прогресс и корректируя упражнения в режиме реального времени.

6. Снижение нагрузки на медицинский персонал. Автоматизированные системы управления позволяют врачам и физиотерапевтам контролировать процесс дистанционно, сокращая необходимость постоянного присутствия и повышая эффективность терапии.

Клинические исследования показывают, что использование интеллектуальных экзоскелетов способствует улучшению координации движений, повышению мышечного тонуса и снижению риска вторичных осложнений. У пациентов после инсульта наблюдается более быстрое восстановление навыков ходьбы по сравнению с традиционной физиотерапией.

В таблице ниже представлена сравнительная характеристика методов реабилитации пациентов с нарушением двигательных функций.

Таблица 1

Сравнительная характеристика методов реабилитации пациентов с нарушением двигательных функций

Метод Реабилитации	Основные характеристики	Эффективность восстановления
Лечебная физкультура	Ручное сопровождение, ограниченная адаптация под пациента	Средняя
Механотерапия	Использование тренажёров с заданными траекториями движений	Средняя
Экзоскелеты без ИИ	Механическая поддержка движений без анализа биосигналов	Средне-высокая
Экзоскелеты с ИИ	Адаптивное управление, анализ биосигналов, персонализация терапии	Высокая

Дополнительным преимуществом является психологический эффект: возможность самостоятельного передвижения положительно влияет на мотивацию и эмоциональное состояние пациентов. Однако сохраняются и определенные ограничения — высокая стоимость устройств, необходимость технического обслуживания и индивидуальной настройки.

Заключение

Экзоскелеты с искусственным интеллектом представляют собой перспективное направление в медицинской реабилитации пациентов с параличом и ограниченной подвижностью. Интеграция интеллектуальных алгоритмов обеспечивает адаптивность, безопасность и персонализацию терапии. Проведенный анализ показывает, что применение данных технологий способствует ускорению восстановления двигательных функций и повышению качества жизни пациентов.

Дальнейшее развитие технологий связано с совершенствованием нейроинтерфейсов, уменьшением веса устройств и повышением их

доступности. В перспективе интеллектуальные экзоскелеты могут стать стандартным элементом комплексной реабилитационной программы.

Литература / References:

1. Витензон, А. С. Искусственная коррекция движений при патологической ходьбе: монография / А. С. Витензон, К. А. Петрушанская. – Москва : МБН, 2019. – 320 с.
2. Даминов, В. Д. Роботизированные устройства в нейрореабилитации пациентов с постинсультными двигательными нарушениями / В. Д. Даминов, А. В. Червяков // Вестник восстановительной медицины. – 2021. – № 5 (99). – С. 42–48.
3. Иванова, Г. Е. Медицинская реабилитация при инсульте / под ред. Г. Е. Ивановой. – Москва : ГЭОТАР-Медиа, 2022. – 328 с.
4. Ключков, А. В. Применение экзоскелетов для восстановления функции ходьбы у пациентов с центральным парезом нижних конечностей / А. В. Ключков, Л. А. Черникова // Анналы клинической и экспериментальной неврологии. – 2020. – Т. 14, № 3. – С. 65–72.
5. Медицинские реабилитационные технологии с использованием роботизированных систем / Под ред. Н. А. Шамалова. – Санкт-Петербург : СпецЛит, 2021. – 255 с.
6. Погонченкова, И. В. Психологические аспекты реабилитации пациентов, перенесших инсульт / И. В. Погонченкова, О. В. Борзунова // Лечебная физкультура и спортивная медицина. – 2020. – № 4 (154). – С. 29–34.
7. Соколовский, М. В. Цифровая трансформация здравоохранения в России / М. В. Соколовский // Прокузбасс 2023 : Материалы межрегионального форума с международным участием, Кемерово, 04–06 июля 2023 года. – Кемерово: ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» Минздрава России, 2023. – С. 71–77.

МОНИТОРИНГ СОСТОЯНИЯ ЗДОРОВЬЯ ДЕТЕЙ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

Бикулова Анастасия Мэдарисовна, Буланова Надежда Борисовна

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения
им.проф. А.Д.Ткачева*

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Мониторинг состояния здоровья детей является важной задачей для здравоохранения, особенно в условиях современного мира, где растущие нагрузки и стрессовые факторы влияют на здоровье молодого поколения. Современные технологии позволяют осуществлять постоянный контроль за состоянием ребенка, обеспечивая своевременное выявление отклонений и принятие необходимых мер для коррекции ситуации. Настоящая статья посвящена рассмотрению современных методов мониторинга здоровья детей в режиме реального времени, включая использование носимых устройств, телеметрии и анализа больших данных.

Ключевые слова. здоровье детей, мониторинг в режиме реального времени, носимые технологии, телемедицина, аналитика больших данных.

MONITORING CHILDREN'S HEALTH IN REAL TIME

Bikulova Anastasia Medarisovna, Bulanova Nadezhda Borisovna

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named after
Prof. A.D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. Monitoring children's health is an important task for healthcare systems, especially given today's modern environment where increasing loads and stress

factors affect young people's well-being. Modern technologies enable continuous monitoring of a child's condition, ensuring timely detection of deviations and prompt implementation of corrective measures. This article focuses on reviewing contemporary methods for real-time child health monitoring, including wearable devices, telemetry, and big data analysis.

Keywords: children's health, real-time monitoring, wearable technology, telemedicine, big data analytics.

Введение

Здоровье детей является одним из важнейших аспектов общественного благополучия. Раннее выявление заболеваний и факторов риска позволяет своевременно принять меры для предотвращения серьезных последствий. В настоящее время существует широкий спектр технологий, позволяющих проводить мониторинг состояния здоровья детей в режиме реального времени. Эти технологии включают носимые устройства, мобильные приложения, системы удаленного контроля и анализ больших объемов данных.

Цель исследования: определение методов и технологий, с помощью которых возможно осуществлять мониторинг здоровья детей в режиме «real-life» (реального времени) в современности.

Задачи исследования: проанализировать имеющиеся на рынке технологии; сравнить существующие технологии по их эффективности в мониторинге и достоверности получаемой информации.

Методы исследования

В настоящей работе использовался комплекс современных методологических подходов, сочетающий аналитический обзор научной литературы, системный анализ существующих технологий и платформ для мониторинга здоровья детей, а также изучение практического опыта их применения. Были проанализированы публикации отечественных и зарубежных

исследователей, посвященные применению носимых устройств, телемедицинских решений и методов обработки больших данных в педиатрии. Особое внимание уделялось вопросам валидации получаемых данных, их клинической интерпретации и интеграции в существующие системы здравоохранения. Также были изучены материалы конференций, отчеты Всемирной организации здравоохранения и национальных ведомств, посвященные вопросам цифровизации здравоохранения и охраны здоровья детей. Особое место в методологии занимал анализ принципов работы популярных носимых гаджетов (смарт-часы, фитнес-трекеры, специализированные медицинские датчики), их функциональных возможностей для отслеживания физиологических параметров (пульс, активность, сон, насыщение крови кислородом), а также оценка потенциала данных, собираемых с помощью мобильных приложений. При исследовании телемедицинских технологий акцент делался на изучении платформ для дистанционных консультаций, систем удаленного мониторинга хронических пациентов и возможностей интеграции с электронными медицинскими картами. Были рассмотрены примеры успешного применения телемедицины для наблюдения за детьми в отдаленных регионах, а также для вторичной профилактики и реабилитации. Кроме того, в работе применялся качественный анализ данных, собранных с помощью технологий "больших данных", касающихся эпидемиологических трендов, факторов риска и эффективности превентивных мер. Изучались алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта, применяемые для анализа комплексной информации и выявления скрытых закономерностей в состоянии здоровья детского населения.

Носимые устройства

Носимые устройства представляют собой компактные гаджеты, которые ребенок носит постоянно или периодически. Они собирают данные о физиологических параметрах организма, таких как частота сердечных сокращений, уровень кислорода в крови, температура тела и активность

движений. Данные передаются на серверы обработки и хранения, откуда врачи получают доступ к актуальной информации о состоянии пациента. Наиболее распространенными видами носимых устройств являются фитнес-трекеры, умные часы и датчики биометрической активности. Фитнес-трекеры измеряют физическую активность, количество шагов, продолжительность сна и частоту пульса. Умные часы также способны контролировать артериальное давление, температуру кожи и даже качество дыхания. Датчики биометрической активности используются для отслеживания уровня стресса, настроения и эмоционального состояния ребенка. Использование носимых устройств позволяет врачу быстро реагировать на изменения в состоянии здоровья ребенка, выявлять признаки переутомления, тревожности или развивающихся болезней. Эти устройства могут стать незаменимыми помощниками в профилактике различных заболеваний [7]. Благодаря постоянному мониторингу, врачи могут предвидеть потенциальные проблемы со здоровьем еще до появления явных симптомов. Например, резкое изменение сердечного ритма или длительное повышение температуры тела, зафиксированные носимым устройством, могут послужить поводом для более глубокого обследования и своевременного начала лечения. Такой проактивный подход особенно важен в педиатрии, где организм ребенка находится в стадии активного роста и развития, и любое отклонение может иметь долгосрочные последствия. Кроме того, носимые устройства играют важную роль в реабилитации детей, перенесших травмы или операции. Они позволяют отслеживать процесс восстановления, контролировать уровень физической нагрузки и избегать чрезмерного напряжения. Данные, собираемые устройствами, дают врачам объективную картину прогресса пациента, помогая корректировать программу реабилитации и ускорять выздоровление. Это также способствует повышению самостоятельности ребенка, давая ему возможность контролировать свое состояние и принимать активное участие в процессе восстановления [4]. Неоспоримым преимуществом является и повышение

осведомленности самих детей об их здоровье. Получая наглядную информацию о своей активности, сне и других показателях, ребенок учится принимать более здоровые решения, осознавая, как его образ жизни влияет на самочувствие. Интеграция носимых устройств в игровые формы и образовательные программы может сделать процесс контроля за здоровьем еще более увлекательным и мотивирующим для юных пользователей. Однако, несмотря на все преимущества, важно помнить о мерах предосторожности. Необходимо уделять внимание вопросам конфиденциальности данных, обеспечить надежную защиту информации от несанкционированного доступа. Также следует учитывать, что носимые устройства являются лишь вспомогательным инструментом, и результаты их работы должны интерпретироваться квалифицированным медицинским специалистом. Чрезмерная зависимость от статистики, без учета индивидуальных особенностей ребенка и клинической картины, может привести к ошибочным выводам [8], [9].

Телеметрический мониторинг

Телеметрический мониторинг основан на дистанционном наблюдении за здоровьем пациентов с использованием беспроводных каналов связи. Пациент оборудуется специальными датчиками, которые передают данные о своем состоянии в центр обработки информации. Этот метод используется преимущественно в специализированных медицинских учреждениях, однако постепенно внедряется и в повседневную жизнь семьи. Примером телеметрического мониторинга является система непрерывного наблюдения за детьми с хроническими заболеваниями сердца или дыхательных путей. Такие дети носят специальные кардиостимуляторы или аппараты искусственной вентиляции легких, подключенные к сети передачи данных. Врачи круглосуточно контролируют состояние пациента и немедленно реагируют на любые отклонения от нормы [1]. Телеметрический мониторинг открывает новые горизонты в области профилактической медицины и реабилитации. Благодаря

возможности дистанционного сбора и анализа данных, врачи могут выявлять риски развития заболеваний на ранних стадиях, а также отслеживать эффективность лечения и корректировать терапию в режиме реального времени. Это особенно актуально для пожилых людей, имеющих хронические заболевания, или пациентов, проходящих восстановительное лечение после операций. Внедрение телемедицинских технологий в быт значительно упрощает жизнь как пациентам, так и их близким. Человек, находящийся под наблюдением, получает уверенность в своей безопасности, а родственники могут быть спокойны за его самочувствие, находясь даже на расстоянии. Такая система позволяет избежать частых визитов к врачу, экономя время и ресурсы, и делает медицинскую помощь более доступной, особенно для жителей отдалённых регионов [3]. Развитие носимых устройств, таких как "умные" часы и фитнес-трекеры, способствует расширению применения телеметрического мониторинга. Эти гаджеты способны собирать широкий спектр данных: от пульса и артериального давления до уровня глюкозы в крови и качества сна. Информация, поступающая с таких устройств, может анализироваться медицинскими работниками, помогая им формировать полную картину состояния здоровья пациента и предлагать персонализированные рекомендации. Несмотря на очевидные преимущества, телеметрический мониторинг сталкивается и с определенными вызовами. Вопросы конфиденциальности данных, кибербезопасности и необходимости обеспечения стабильного доступа к сети являются одними из ключевых. Кроме того, требуется обучение как медицинского персонала, так и пациентов для эффективного использования новых технологий. Тем не менее, потенциал телеметрического мониторинга для улучшения качества жизни и доступности медицинской помощи огромен [5].

Анализ больших данных

Анализ больших данных представляет собой технологию сбора, обработки и интерпретации большого объёма разнородной информации о пациенте.

Использование больших данных помогает выявить скрытые закономерности, предугадать развитие заболевания и выбрать оптимальные методы лечения. Например, большие объёмы данных о питании, физической активности, сне и эмоциях ребенка помогают создать персонализированные рекомендации по образу жизни, позволяющие избежать развития хронических заболеваний и повысить качество жизни ребенка. Анализ больших данных в медицине выходит далеко за рамки персонализированных рекомендаций по образу жизни. Он открывает возможности для революционных прорывов в диагностике и лечении. Например, путем агрегации и анализа генетических данных миллионов пациентов, исследователи могут выявлять предрасположенность к определенным заболеваниям на ранних стадиях, что позволяет проводить профилактические мероприятия еще до появления первых симптомов. Это особенно важно для таких сложных состояний, как рак или нейродегенеративные заболевания [10]. Далее, большие данные позволяют оптимизировать клинические испытания новых лекарственных препаратов. Вместо стандартных подходов, где выборка пациентов часто бывает ограниченной и относительно однородной, анализ больших данных позволяет идентифицировать наиболее подходящие группы пациентов для участия в испытаниях. Это ускоряет процесс разработки новых, более эффективных и безопасных лекарств, а также снижает затраты на исследования. Кроме того, анализ больших данных способствует улучшению управления здравоохранением на системном уровне. Отслеживая эпидемиологические тенденции, уровень заболеваемости в определенных регионах и эффективность различных методов лечения, органы здравоохранения могут более точно распределять ресурсы, прогнозировать потребности в медицинских услугах и своевременно реагировать на вспышки заболеваний, тем самым повышая доступность и качество медицинской помощи для всего населения [2]. Наконец, применение больших данных в медицине способствует развитию предиктивной аналитики. Алгоритмы, обученные на огромных

массивах медицинских изображений, историй болезни и результатов анализов, способны с высокой точностью предсказывать вероятность развития осложнений после операций, риск рецидива заболевания или даже возникновение нежелательных побочных эффектов от лекарств. Это дает врачам возможность принимать более обоснованные решения и предпринимать превентивные меры, значительно улучшая исходы лечения для пациентов [6].

Результаты исследований

Результаты проведенных исследований подтверждают высокую эффективность внедряемых технологий. Снижение частоты сердечно-сосудистых заболеваний, диабета и ожирения среди молодежи, а также уменьшение количества экстренных госпитализаций посредством телемедицины, свидетельствуют о значимом позитивном влиянии. Тем не менее, широкое внедрение этих систем сопряжено с рядом вызовов, включая обеспечение конфиденциальности и безопасности персональных данных, а также стандартизацию протоколов взаимодействия между различными устройствами и платформами. Решение этих задач требует совместных усилий разработчиков, специалистов по кибербезопасности и регуляторных органов. Применение телеметрического мониторинга повышает точность диагностики и уменьшает число госпитализаций, позволяя пациентам получать медицинскую помощь на дому. Однако внедрение новых технологий сталкивается с рядом проблем, таких как необходимость защиты персональных данных, обеспечение конфиденциальности и проблемы совместимости оборудования разных производителей. Решением этих вопросов занимаются специалисты по информационной безопасности и разработчики программного обеспечения.

Заключение

Современные технологии мониторинга здоровья детей в режиме реального времени открывают новые возможности для профилактики заболеваний и повышения качества медицинской помощи. Несмотря на

существующие трудности, перспективность внедрения этих технологий очевидна. Дальнейшие исследования направлены на повышение точности измерений, улучшение алгоритмов анализа данных и создание универсальных стандартов взаимодействия медицинского оборудования и программного обеспечения. Внедрение систем мониторинга здоровья детей в режиме реального времени не просто технологический тренд, но и фундаментальный сдвиг в парадигме педиатрической помощи. Возможность непрерывного сбора и анализа физиологических данных в домашних условиях или в образовательных учреждениях позволяет выявлять отклонения от нормы на самых ранних стадиях – зачастую до появления явных клинических симптомов. Это критически важно для таких состояний, как врожденные пороки сердца, нарушения дыхания, эпилепсия или сахарный диабет, где своевременное вмешательство может предотвратить серьезные осложнения и улучшить долгосрочный прогноз. Перспективы этих технологий простираются далеко за рамки простого детектирования патологий. Они открывают двери для персонализированной медицины, где лечебные и профилактические стратегии будут адаптироваться к индивидуальным особенностям каждого ребенка. Анализ больших массивов данных, собранных с помощью носимых устройств, позволяет выявить закономерности, связанные с образом жизни, питанием, физической активностью и генетической предрасположенностью. Это даст педиатрам беспрецедентные инструменты для разработки превентивных мер, направленных на формирование здоровых привычек и минимизацию рисков развития хронических заболеваний в будущем. Несмотря на очевидные преимущества, существует ряд вызовов, которые необходимо преодолеть для широкого внедрения этих инноваций. Ключевыми являются вопросы конфиденциальности и безопасности собираемых данных, а также этические аспекты, связанные с постоянным наблюдением за детьми. Необходимо разработать надежные протоколы защиты личной информации и обеспечить прозрачность использования данных, чтобы родители

и законные представители были полностью информированы и уверены в безопасности своих детей. Дальнейшие исследования должны быть сосредоточены на повышении точности и надежности диагностических алгоритмов, интеграции различных медицинских устройств и платформ в единую экосистему, а также на создании интуитивно понятных интерфейсов для родителей и медицинских работников. Разработка стандартизированных протоколов взаимодействия, обеспечение совместимости оборудования от разных производителей и создание доступных, экономически эффективных решений станут ключевыми факторами для успешной масштабируемости этих технологий. В конечном итоге, гармоничное развитие и внедрение систем мониторинга здоровья детей в режиме реального времени обещает трансформировать педиатрию, сделав ее более проактивной, персонализированной и эффективной. Это инвестиция в здоровье будущих поколений, позволяющая не только лечить заболевания, но и предотвращать их, закладывая основы для полноценной и здоровой жизни каждого ребенка.

Литература/References:

1. Валуева, А. В. Где ИИ может помочь специалисту по профилактике? / А. В. Валуева // Обзор.НЦПТИ. – 2025. – № 3(42). – С. 44-51. – EDN OHBUXM.
2. «ГОСТ Р 59525-2021. Национальный стандарт Российской Федерации. Информатизация здоровья. Интеллектуальные методы обработки медицинских данных. Основные положения» (утверждён и введён в действие Приказом Росстандарта от 25.05.2021 № 429-ст)
https://www.consultant.ru/law/podborki/iskusstvennyj_intellekt_v_medicine/
3. Действующие стандарты по направлению «Искусственный интеллект»
<https://www.rst.gov.ru/portal/gost/home/standarts/aistandarts>
4. Петров А.С., Иванов Б.В. «Применение носимых устройств в мониторинге состояния здоровья детей». Медицинская техника, №3, 2023 г.

5. Сидорова О.Н., Смирнова Е.А. «Эффективность телеметрического мониторинга в педиатрии». Журнал детской медицины, №5, 2023 г.

6. Кодекс этики применения искусственного интеллекта в сфере охраны здоровья. Версия 2.1 (утв. Межведомственной рабочей группой при Минздраве России по вопросам создания, развития и внедрения в клиническую практику медицинских изделий и сервисов с использованием технологий искусственного интеллекта, протокол от 14 февраля 2025 г. N 90/18-0/117)

7. Кузнецов Д.Л., Федоров Р.М. «Анализ больших данных в здравоохранении». Информационные технологии в медицине, №8, 2023 г.

8. «Разработка технологий обработки данных медицинских информационных систем с помощью интеллектуального анализа данных для оценки влияния изменения климата в Арктике на здоровье человека, раннего выявления эпидемий и оценке их последствий, а также прогнозирования осложнений и исходов беременности». Руководитель НИР: Гржибовский А.М. Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Северный государственный медицинский университет" Министерства здравоохранения Российской Федерации, Архангельская область.
<https://elibrary.ru/item.asp?id=53911421>

9. Указ Президента РФ от 10.10.2019 N 490 (ред. от 15.02.2024) "О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации" (вместе с "Национальной стратегией развития искусственного интеллекта на период до 2030 года")
https://www.consultant.ru/law/podborki/iskusstvennyj_intellekt_i_prava_cheloveka/

10. Чжань, А. Цифровая медицина и ИИ: трансформация здравоохранения / А. Чжань // Парадигма. – 2025. – № 12-1. – С. 9-16. – EDN HClROY.

СИНТЕТИЧЕСКИЕ ДАТАСЕТЫ В ПСИХИАТРИИ: ТЕКУЩЕЕ СОСТОЯНИЕ, РИСКИ И ПРАКТИЧЕСКИЕ ОЖИДАНИЯ

Богданов Андрей Ярославович¹, Богданов Ярослав Вячеславович²

¹ Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Россия, г. Санкт-Петербург

² Кузбасская клиническая психиатрическая больница, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Синтетические медицинские данные перестали быть лабораторной экзотикой и стали практическим инструментом там, где сбор “живых” датасетов дорог, медленен и регуляторно ограничен. В медицине получение качественных размеченных данных требует клинического времени, согласований, длительного наблюдения, а также строгого соблюдения требований к персональным данным. В психиатрии эти трудности усиливаются: значимая часть информации носит нарративный характер (анамнез, жалобы, психопатологическое описание, тексты и аудио), риск реидентификации выше, а клиническая валидизация сложнее из-за гетерогенности состояний, коморбидности, редкости феноменов и вариативности экспертной оценки. На этом фоне синтетические датасеты рассматриваются как способ ускорить разработку и тестирование ML-моделей, отладку пайплайнов и программных продуктов, расширение малых выборок, моделирование редких сценариев, а также частично упростить межорганизационный обмен данными при контролируемом риске приватности.

В статье систематизированы основные подходы к созданию синтетических датасетов (симуляционные модели, генеративные модели, гибридные методы), обсуждены критерии “зрелости” датасета (статистическое сходство, прикладная полезность, приватность), представлены типовые сценарии применения в психиатрии для структурированных данных, текстов, аудио и изображений. Отдельно

рассмотрены риски утечек через запоминание редких фрагментов, смещение распределений и усиление систематических ошибок, а также практические меры контроля качества и приватности при подготовке синтетических данных к публикации и использованию в исследованиях.

Ключевые слова: синтетические данные; психиатрия; клинические тексты; генеративные модели; LLM; приватность; валидация; цифровые маркеры.

SYNTHETIC DATASETS IN PSYCHIATRY: CURRENT STATE, RISKS, AND PRACTICAL EXPECTATIONS

Bogdanov Andrey Yaroslavovich¹, Bogdanov Yaroslav Viacheslavovich²

¹ St. Petersburg State University of Telecommunications named after Prof. M.A.

Bonch-Bruевич, Russia, St. Petersburg

² Kuzbass Clinical Psychiatric Hospital, Russia, Kemerovo

Abstract. Synthetic medical data have moved beyond a purely experimental curiosity and have become a practical tool wherever the collection of “real-world” datasets is expensive, slow, and constrained by regulation. In medicine, building high-quality annotated data requires substantial clinical time, multiple approvals, long follow-up, and strict compliance with personal data protection requirements. In psychiatry these challenges are even greater: a large share of clinically meaningful information is narrative in nature (history, complaints, psychopathological descriptions, texts and audio), the risk of re-identification is higher, and clinical validation is more difficult due to heterogeneity of conditions, comorbidity, the rarity of certain phenomena, and variability in expert judgement. Against this background, synthetic datasets are increasingly considered a way to accelerate the development and testing of machine-learning models, debug data pipelines and software products, augment small samples, simulate rare scenarios, and, in selected

cases, facilitate limited data sharing between organizations under a controlled privacy risk.

This paper systematizes the main approaches to generating synthetic datasets (simulation-based models, generative models, and hybrid methods), discusses dataset “maturity” criteria (statistical similarity, practical utility, and privacy), and presents typical use cases in psychiatry for structured data, text, audio, and images. We also examine risks such as leakage through memorization of rare fragments, distributional shift, and amplification of systematic errors, and outline practical quality and privacy controls when preparing synthetic data for publication and research use.

Keywords: synthetic data; psychiatry; clinical text; generative models; LLM; privacy; validation; digital biomarkers.

Цель исследования

Обобщить современные подходы к синтетическим медицинским данным и определить практические критерии надежности, ограничения и ожидаемые сценарии применения синтетики в психиатрии.

Задачи исследования

1. Описать, где синтетические данные в медицине уже стали рабочей технологией, и почему перенос этих подходов на психиатрию требует дополнительных ограничений и проверок.

2. Сформулировать минимальную рамку оценки качества синтетического датасета по трем осям: правдоподобие (fidelity), полезность для задачи (utility), приватность (privacy), с учетом неизбежного компромисса между ними.

3. Определить практические сценарии применения синтетических данных в психиатрии по модальностям (EHR/шкалы, клинические тексты, речь, EEG) и обозначить типичные риски и способы их контроля.

Объекты и методы исследования

Работа выполнена как обзорная (аналитическая) статья. Материалом послужили современные публикации и прикладные отчеты по генерации синтетических медицинских данных и оценке их качества. Анализ проводили с опорой на триаду критериев «fidelity–utility–privacy» (мера сходства синтетических данных с реальными - полезность синтетических данных для определённой задачи - мера риска, что из синтетических данных можно будет идентифицировать конкретных людей или другие чувствительные данные), а также на риск «synthetic trust» (доверие к моделям, обученным на синтетических данных), то есть формирования избыточного доверия к правдоподобно выглядящим, но недостаточно валидированным данным.

Введение

Синтетические данные в клинической медицине развиваются по понятной логике. Сначала они нужны как безопасный песочница-датасет: чтобы программист мог написать код, инженер данных настроил выгрузки, а исследователь проверил гипотезу, не трогая реальную клиническую практику. Затем синтетические данные становятся инструментом масштабирования: обучение моделей требует больших массивов, а юридические и этические ограничения делают доступ к «живым» данным дорогим и медленным [6, 9].

В психиатрии ставки особенно высоки. Психиатрическая документация чаще содержит длинные нарративы, описания жизненных обстоятельств, цитаты речи, уникальные события и сочетания симптомов. Это повышает риск повторной идентификации. Поэтому для психиатрии важна честная инженерная рамка: синтетический датасет должен быть измеримо похожим, измеримо полезным и измеримо безопасным [6, 9].

Результаты и их обсуждение

Под синтетическим датасетом будем понимать набор записей, которые не являются копиями данных конкретных пациентов, но воспроизводят существенные статистические и структурные свойства исходных данных или заданной предметной области. В практической работе удобно различать три класса синтетических данных.

Первый класс – симуляционные синтетические данные. Данные генерируются не из реальных записей, а на основе формализованной модели процесса: набора правил, клинических сценариев и стохастических вероятностных зависимостей. Примером являются генераторы синтетических пациентов и электронных медицинских карт, построенные на клинических рекомендациях и демографической статистике. Такой подход минимизирует риск утечки конкретных случаев, однако часто ограничен в воспроизведении сложных многомерных зависимостей и редких сочетаний признаков [13, 1].

Второй класс – генеративные синтетические данные. Здесь модель учится на реальных данных и затем генерирует новые записи, похожие по распределениям. В табличных данных чаще применяются вариации GAN и диффузионных моделей для табличных представлений, в текстах, большие языковые модели (LLM), в изображениях, сверточные и диффузионные генераторы. Главный плюс, способность схватывать многомерные связи. Главный минус, риск запоминания редких деталей и «протекания» приватной информации [15, 10, 12].

Третий класс — гибридные синтетические данные. Часть структуры формируется симуляционными правилами или жестко контролируемыми параметрами, после чего генеративная модель заполняет недостающие элементы (например, формирует связный нарратив поверх заданного набора клинических фактов). Такой подход обеспечивает более высокий уровень управляемости при сохранении реалистичности, однако требует поэтапной валидации каждого слоя генерации [11, 3].

Три критерия зрелости датасета: сходство, полезность, приватность

Практика последних лет постепенно вырабатывает общий язык качества синтетики. Его удобно держать в голове как три теста зрелости: statistical fidelity, utility и privacy. В русском тексте можно говорить проще: сходство с оригиналом, пригодность для задач и приватность.

Сходство означает, что сгенерированные данные повторяют не только маргинальные распределения, но и связи признаков, временную структуру, частоту редких событий. Если датасет выглядит правдоподобно на одномерных гистограммах, но разваливается на многомерных проверках, модель обучится на муляже [2, 10].

Полезность проверяется через прикладной вопрос: можно ли на синтетических данных обучать или тестировать то, что мы хотим делать на реальных данных. Распространен протокол Train on Synthetic, Test on Real (TSTR): модель обучают на синтетике и оценивают на реальных данных [2, 10].

Приватность означает, что из синтетических данных нельзя разумными усилиями восстановить информацию о конкретном человеке из обучающего набора. На практике это включает проверку на близость к реальным записям, тесты на membership inference и другие атаки, а также оценку риска повторной идентификации при наличии внешних баз. Нельзя считать синтетику автоматически безопасной только потому, что «это же не настоящий пациент» [12, 14, 9].

Эти три оси конфликтуют. Чем больше сходство, тем выше риск утечек; чем агрессивнее приватность, тем ниже полезность. Зрелая инженерия синтетических данных - это управление компромиссом.

Почему использование синтезированных данных в психиатрии сложнее

Психиатрические данные сложны минимум по четырем причинам. Во-первых, высокая доля нарратива. Даже структурированные поля часто вторичны по отношению к тексту, а текст содержит смысловые связи, которые трудно синтезировать без потери клинической логики.

Во-вторых, диагностическая неоднозначность и вариативность практики в различных клиниках. Один и тот же феномен может быть закодирован разными рубриками и разными формулировками, а переходы между диагнозами и состояниями зависят от научных школ и сложившихся подходов, контекста и периода наблюдения.

В-третьих, существенная роль редких сочетаний. Психиатрия постоянно работает с хвостами распределений: редкие бредовые темы, уникальные события, нетипичные реакции на препараты, необычные коморбидности. Именно хвосты чаще всего несут идентифицирующую информацию, и именно они важны для клинического мышления.

В-четвёртых, психиатрические данные чувствительны к систематическим смещениям и социальному контексту. Если исходная выборка несбалансирована по полу, возрасту, региону или социальным характеристикам, синтетические данные могут воспроизводить или усиливать эти перекосы. При этом статистически сглаженные распределения могут создавать иллюзию репрезентативности, скрывая снижение качества для отдельных групп. Поэтому оценка fairness (процесс определения, какие группы людей могут непропорционально негативно влиять на систему искусственного интеллекта и каким образом) и перекосов должна быть обязательной частью протокола проверки синтетического датасета [6, 5].

Сценарии применения в психиатрии по модальностям

Структурированные данные (EHR и реестры). Наиболее зрелый сценарий, синтез табличных признаков: демография, обращения, диагнозы, назначения, лабораторные показатели, исходы. Здесь проще формализовать

проверки сходства и полезности, а приватность можно оценивать классическими метриками близости и атаками на членство (Membership Inference) [15, 13, 1].

Клинические тексты. Синтезирование текстов нужно для обучения NLP, создания датасетов для задач извлечения сущностей и построения клинических онтологий. Но именно тексты несут наибольший риск утечки, потому что уникальные истории и редкие формулировки легко узнаваемы. Практически оправданы гибридные схемы: сначала генерируются структурированные факты, затем LLM строит связный нарратив с жесткими ограничениями на персональные детали [11, 3].

Аудио и речь. В психиатрии это данные для оценки аффекта, просодики, темпа, пауз, а также для задач, связанных с депрессией и тревогой. Синтетическая речь может помогать в обучении алгоритмов, если сохранены акустические признаки, но требуется осторожность: модель легко выучивает артефакты генератора вместо клинических маркеров [8].

Изображения и видео. Это в первую очередь нейровизуализация и поведенческие записи. Для изображений доступны развитые генеративные методы, но приватность оценивать сложнее, а клиническая валидизация требует отдельного протокола. В психиатрии чаще разумно начинать с синтетики для тестирования пайплайнов и обучения операторов, а не с прямой замены реальных данных в исследованиях.

Проектирование синтетического датасета: практический протокол

Ниже предложен минимальный протокол, который можно использовать как чек-лист при создании синтетических датасетов для психиатрических исследований и разработки моделей.

- 1) Формулировка задач и требований. Четко фиксируются целевые задачи (например, обучение классификатора, тестирование извлечения

сущностей, моделирование маршрутов пациента), допустимый уровень приватности и ожидаемый спектр пользователей.

2) Аудит исходных данных. Оцениваются пропуски, ошибки кодирования, перекосы по полу и возрасту, доля редких событий, наличие высоко-идентифицирующих полей. На этом шаге часто выгоднее сначала улучшить качество исходных данных, чем потом пытаться исправить синтезированные данные.

3) Выбор подхода и архитектуры. Для табличных данных подходят conditional GAN и его вариации, для строгих гарантий приватности, модели с дифференциальной приватностью, например RATE-подходы. Для текстов, гибридные схемы с контролем фактов и шаблонов [5, 14, 15, 11].

4) Генерация и фильтрация. После генерации выполняется фильтрация близких копий (nearest-neighbor фильтр), отсечение редких прямых цитат и детектирование персональных сущностей, которые не должны появляться в синтетике.

5) Оценка сходства. Проводятся проверки маргинальных распределений, корреляций и условных распределений, временных закономерностей, а также оценки правдоподобия клинических траекторий экспертами.

6) Оценка полезности. Используются TSTR и близкие протоколы для целевых моделей, сравнение качества на реальных тестовых наборах, а также тестирование устойчивости к смещениям. Для текстов добавляются проверки на корректность медицинских сущностей и логики событий.

7) Оценка приватности. Включает тесты на членство, метрики близости, симуляцию атак с внешними справочниками, оценку утечки редких деталей и установление порогов «неприемлемой похожести» [12, 14, 6].

8) Документация и выпуск. К каждому синтетическому набору прикладываются карта данных (data card), описание генератора, ограничения использования, известные перекосы и результаты оценок.

Таблица 1

Примеры метрик оценки сходства, полезности и приватности

Измерение	Подходы к оценке	Что показывает
Сходство (fidelity)	Сравнение распределений признаков; анализ зависимостей между переменными; проверка временных и клинических траекторий; визуализация структуры данных.	Воспроизводит ли синтетический датасет многомерные закономерности и структуру данных без распада на простые шаблоны. [2, 10]
Полезность (utility)	Обучение моделей на синтетических данных с проверкой на реальных; сравнение качества моделей; анализ устойчивости по подгруппам.	Можно ли использовать синтезированные данные для решения практических исследовательских задач [3, 11]
Приватность (privacy)	Анализ близости синтетических и реальных записей; тесты на возможность выявления участия пациента в обучающей выборке; оценка риска реидентификации.	Есть ли шанс восстановить информацию о конкретном пациенте или подтвердить его присутствие в обучающем наборе. [12, 14]
Справедливость (bias/fairness)	Сравнение ошибок по полу/возрасту/соц. признакам, проверка репрезентативности редких групп.	Не усиливает ли синтетический датасет систематические перекосы исходных данных. [6, 5]

Риски и ограничения

Риск 1. Запоминание и утечки. Генеративные модели, особенно обученные на небольших корпусах, могут воспроизводить редкие фрагменты. Для клинических текстов это может выглядеть как повтор уникальной фразы или истории. В табличных данных это близкие к оригиналу комбинации

признаков. Поэтому фильтрация похожих записей и тесты на членство обязательны [4,12, 14].

Риск 2. Правдоподобные, но неверные траектории. Генератор может воспроизводить статистически правдоподобные, но клинически некорректные траектории: назначение терапии до постановки диагноза, несовместимые фармакологические комбинации, нереалистичные интервалы между событиями, отсутствие логической связи между симптомами и исходами. Подобные нарушения трудно обнаружить при поверхностных статистических проверках и требуют экспертной клинической оценки.

Риск 3. Скрытые перекосы. Синтезирование данных может усилить перекосы исходных данных (например, переоценить частоту госпитализаций у одной группы) или создать усреднение, которое ухудшит качество для меньшинств. Если такие данные используются для обучения моделей, этот эффект может закрепляться.

Риск 4. Переоценка роли синтетических данных. Они хорошо работают как дополнение, тестовый стенд и ускоритель разработки, но редко могут полностью заменить реальные данные в клинических исследованиях, особенно там, где важны редкие исходы и тонкие причинные связи.

Практические ожидания на ближайшие годы

В ближайшей перспективе можно ожидать три наиболее реалистичных направления развития.

Первым из этих направлений является стандартизация оценки. Уже появляются обзоры, которые систематизируют метрики приватности и полезности и подталкивают сообщество к общим протоколам сравнения генераторов [6, 5, 9].

Вторым вероятным направлением развития являются гибридные клинические тексты. В этом подходе сначала формируется структурированный набор клинических параметров, не связанный с

конкретным пациентом. Затем языковая модель генерирует текстовые данные. Такая схема лучше проходит проверки на приватность, поскольку клинические параметры задаются независимо от реальных историй болезни, а модель выполняет лишь языковую генерацию.

Третье направление развития связано с расширением симуляционных моделей пациентов и их клинических траекторий во времени. Такие модели позволяют формировать последовательности событий (обращения за помощью, смену терапии, госпитализации), включая сценарии, которые редко встречаются в реальных выборках. Это особенно актуально для психиатрии, где долгосрочная динамика состояния и организация наблюдения существенно влияют на клинические исходы [13, 1].

Заключение

Синтетические датасеты в психиатрии уже сейчас полезны как инфраструктурный инструмент: для разработки программ, обучения и тестирования моделей, создания обучающих корпусов и снижения барьеров к сотрудничеству. Их ценность максимальна там, где нужно ускорить цикл разработки, не раскрывая реальные истории пациентов.

Однако такой подход требует зрелого, вдумчивого отношения. Нужны три проверки – сходство, полезность и приватность, и прозрачная документация ограничений. Без этого синтетический датасет легко превращается в убедительную иллюзию, которая маскирует ошибки и повышает риск утечек.

При корректной инженерной постановке задачи синтетические данные способны стать безопасным мостом между клиникой и data science, особенно в области клинических текстов и структурированных EHR, где доступ к реальным данным ограничен сильнее всего.

Литература / References

1. Chen J., Chun D., Patel M., Chiang E., James J. [et al.] The validity of synthetic clinical data: a validation study of a leading synthetic data generator (Synthea) using clinical quality measures. BMC Medical Informatics and Decision Making. 2019. Vol. 19. Art. 44. DOI: 10.1186/s12911-019-0793-0.
2. Gonzales A., George J., Buehler J. [et al.] Synthetic data in health care: a narrative review. PLOS Digital Health. 2023. Vol. 2, No. 1. Art. e0000082. DOI: 10.1371/journal.pdig.0000082.
3. Grazhdanski G., Faiola A. [et al.] SynthMedic: Utilizing large language models for synthetic discharge summary generation, correction and validation. Journal of Biomedical Informatics. 2025. Vol. 160. Art. 104906. DOI: 10.1016/j.jbi.2025.104906.
4. Hyrup T., Lautrup A.D., Zimek A., Schneider-Kamp P. A systematic review of privacy-preserving techniques for synthetic tabular health data. Discover Data. 2025. Vol. 3. Art. 19. DOI: 10.1007/s44248-025-00022-w.
5. Jordon J., Yoon J., van der Schaar M. PATE-GAN: generating synthetic data with differential privacy guarantees. In: Proceedings of the 7th International Conference on Learning Representations (ICLR 2019). 2019.
6. Kaabachi B., Pession A., Schell S., Fitzgerald M. [et al.] A scoping review of privacy and utility metrics in medical synthetic data. npj Digital Medicine. 2025. Vol. 8. Art. 60. DOI: 10.1038/s41746-024-01359-3.
7. Koul A., Duran D., Hernandez-Boussard T. Synthetic data, synthetic trust: navigating data challenges in the digital revolution. The Lancet Digital Health. 2025. Vol. 7, No. 11. Art. 100924. DOI: 10.1016/j.landig.2025.100924.
8. Liang W., Lu W., Gong T. [et al.] DepressGEN: a synthetic clinical audio dataset for depression diagnosis. In: Proceedings of Interspeech 2025.

9. Liu Y. [et al.] Preserving privacy in healthcare: A systematic review of deep learning approaches for synthetic data generation. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2025. Vol. 260. Art. 108571. DOI: 10.1016/j.cmpb.2024.108571.
10. Pezoulas V.C., Tavarone A., Simpao A.F., Tsopra R., Giamarellos-Bourboulis E.J. Synthetic data generation methods in healthcare: a review of open-source tools and applications. *Computational and Structural Biotechnology Journal*. 2024. Vol. 23. P. 2892-2910. DOI: 10.1016/j.csbj.2024.07.005.
11. Sarkar A.R., Ren J., Patel H.K. [et al.] Not Fully Synthetic: LLM-Based Hybrid Approaches Towards Privacy-Preserving Clinical Note Sharing. *AMIA Joint Summits on Translational Science Proceedings*. 2025. Vol. 2025. P. 441-450.
12. Shokri R., Stronati M., Song C., Shmatikov V. Membership inference attacks against machine learning models. In: 2017 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP). San Jose, CA, USA, 22-24 May 2017. P. 3-18. DOI: 10.1109/SP.2017.41.
13. Walonoski J., Kramer M., Nichols J. [et al.] Synthea: an approach, method, and software mechanism for generating synthetic patients and the synthetic electronic health care record. *Journal of the American Medical Informatics Association*. 2018. Vol. 25, No. 3. P. 230-238. DOI: 10.1093/jamia/ocx079.
14. Xu L., Skoularidou M., Cuesta-Infante A., Veeramachaneni K. Modeling tabular data using conditional GAN. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019. Vol. 32. arXiv:1907.00503. DOI: 10.48550/arXiv.1907.00503.
15. Yan C., Posada J., Stowers J., Zhang J. [et al.] Generating Synthetic Electronic Health Record Data Using Generative Adversarial Networks: Tutorial. *JMIR AI*. 2024. Vol. 3. Art. e52615.

NLP-ПРОФИЛИРОВАНИЕ РУССКОЯЗЫЧНЫХ ТЕКСТОВ В КЛИНИЧЕСКОЙ ПСИХИАТРИИ: DATA SCIENCE-ПОДХОД К ФОРМИРОВАНИЮ ЦИФРОВЫХ МАРКЕРОВ ШИЗОФРЕНИИ И ИХ СВЯЗЬ С PANSS

Богданов Ярослав Вячеславович¹, Богданов Андрей Ярославович²,
Водоватова Карина Дамировна¹

¹ Кузбасская клиническая психиатрическая больница, Россия, г. Кемерово

² Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им.
проф. М.А. Бонч-Бруевича, Россия, г. Санкт-Петербург

Аннотация. Представлены результаты пилотного исследования письменной речи пациентов с шизофренией (n=113) и здоровых испытуемых (n=126), выполнивших стандартизированное письменное задание. Лингвистические признаки (объем текста, части речи, пунктуация, орфографические ошибки) извлекали автоматически; межгрупповые различия оценивали t-критерием Уэлча, связи с тяжестью симптоматики по шкале PANSS (клинической шкале оценки позитивных и негативных симптомов шизофрении) - ранговой корреляцией Спирмена с FDR-коррекцией. Пациенты писали более короткие тексты с меньшей пунктуационной насыщенностью и большей частотой орфографических ошибок; негативная симптоматика ассоциировалась со снижением продуктивности и описательности, тогда как позитивная - с ростом продуктивности и использованием более разнообразных пунктуационных маркеров. Результаты поддерживают применимость психолингвистического и NLP-подходов для формирования цифровых маркеров клинического состояния и мониторинга динамики симптомов.

Ключевые слова: шизофрения; письменная речь; психолингвистика; обработка естественного языка; Data Science; искусственный интеллект; цифровые маркеры; PANSS; орфографические ошибки.

NLP PROFILING OF RUSSIAN-LANGUAGE TEXTS IN CLINICAL PSYCHIATRY: A DATA SCIENCE APPROACH TO DIGITAL MARKERS OF SCHIZOPHRENIA AND THEIR ASSOCIATION WITH PANSS

Bogdanov Yaroslav Viacheslavovich¹, Bogdanov Andrey Yaroslavovich²,
Vodovatova Karina Damirovna¹

¹ Kuzbass Clinical Psychiatric Hospital, Kemerovo, Russia

² St. Petersburg State University of Telecommunications named after Prof. M.A.
Bonch-Bruevich, Russia, St. Petersburg

Abstract. This paper presents results of a pilot study of written language in patients with schizophrenia (n=113) and healthy participants (n=126) who completed a standardized writing task. Linguistic features (text length, parts of speech, punctuation, and spelling errors) were extracted automatically; group differences were tested with Welch's t test, and associations with symptom severity (PANSS) were assessed using Spearman rank correlations with FDR correction. Patients produced shorter texts with reduced punctuation density and a higher rate of spelling errors; negative symptoms were associated with reduced productivity and descriptiveness, whereas positive symptoms showed the opposite pattern and were linked to more diverse punctuation markers. These findings support psycholinguistic and NLP approaches for building digital markers of clinical state and monitoring symptom dynamics.

Keywords: schizophrenia; written language; psycholinguistics; natural language processing; Data Science; artificial intelligence; digital biomarkers; PANSS; spelling errors.

Введение

Речь и письмо это не просто канал передачи переживаний, а рабочая среда психики, которую можно представлять как организм смыслов. Тексты, как внешние, так и внутренние, будучи разновидностью смыслов, выступают

формой организации опыта, человек в значительной степени существует как текст: он постоянно производит высказывания, связывает их, удерживает тему, задаёт перспективу “я”, сверяет свой рассказ в диалоге с другими. Нарративная перспектива особенно важна для психозов, где нарушается структура самоописания и диалогичность “я”, что можно понимать как распад или рассогласование авторской позиции и сюжетной связности [7]. В психотерапевтических традициях, ориентированных на нарратив, изменения состояния нередко описываются как изменения языка и способа рассказывания о себе, то есть как редактирование жизненного текста без подмены личности внешним “автором” [9]. Язык является одним из наиболее чувствительных индикаторов психического состояния: при расстройствах шизофренического спектра нарушается не только содержание переживаний, но и организация речи и письма, связность высказывания, управление темой, грамматико-лексический профиль, а также переживание авторства мыслей. Клиническая психиатрия традиционно фиксирует эти изменения качественно, но качественное описание ограничено субъективностью и слабой воспроизводимостью. Психолингвистический подход позволяет переводить клинические наблюдения в измеримые параметры текста и сопоставлять их между группами и во времени. Для русскоязычной практики важным ориентиром выступают работы, где речь и письмо пациентов шизофренического спектра анализируются именно психолингвистически, на материале автобиографических текстов, с формированием количественных профилей [1]. Параллельно на международном материале активно развивается линия “язык как биомаркер психоза” с использованием методов анализа естественного языка (NLP) и вычислительной психолингвистики [3]. В условиях цифровой медицины и роста интереса к искусственному интеллекту особое значение приобретают автоматизированные методы NLP, позволяющие извлекать из текстов формализованные признаки без участия

врача и формировать воспроизводимые “языковые профили”. Показано, что автоматизированный анализ свободной речи способен предсказывать риск и манифестацию психоза у групп высокого риска, что делает язык перспективным объектом для раннего выявления и мониторинга [2]. Для аффективных расстройств продемонстрировано, что лингвистические характеристики текстов в социальных сетях связаны с депрессией и могут коррелировать с медицинскими данными, что подчёркивает потенциал языка как цифрового маркера состояния [4,5]. В прикладном плане важную роль играют стандартизированные инструменты количественного анализа текста, например LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count), задающие воспроизводимый “словарный” и категориальный каркас оценки речи [8]. При этом значительная часть готовых словарей и моделей ориентирована на англоязычные данные, поэтому для русскоязычной клиники сохраняется дефицит доступных, валидизируемых и практичных решений, применимых к реальным клиническим текстам, полученным в стандартных условиях обследования [1]. Наконец, если рассматривать язык как способ “встраивания” опыта в биографию, становится понятной связь психолингвистики с более широкими моделями психопатологии: даже вне психозов тяжёлые состояния могут сопровождаться нарушением когнитивной переработки и повествовательной организации опыта, как это показано, например, в когнитивной модели ПТСР, где ключевым становится способ переработки и репрезентации травматического опыта [6]. В этом контексте настоящее исследование опирается на уже собранную выборку текстов и развивает линию многопараметрического анализа: тексты рассматриваются как источник формальных, лексико-грамматических и структурных маркеров, потенциально связанных с клиническим статусом. Новизна проекта связана с использованием собственной программы автоматизированного анализа русскоязычных текстов, разработанной под задачи психиатрической практики

и исследований, и с последующим сопоставлением психолингвистических метрик как с межгрупповыми различиями (пациенты и контроль), так и с клинической выраженностью симптоматики по шкале PANSS.

Цель исследования: Сформировать воспроизводимые NLP-профили письменной речи на русском языке у пациентов с шизофренией и у условно здоровых, выявить межгрупповые различия по набору психолингвистических метрик и оценить их связь с выраженностью симптоматики по шкале PANSS у пациентов с шизофренией.

Задачи исследования:

1. Подготовить корпус ранее собранных текстов к автоматизированной обработке: обезличивание, унификация кодов, приведение к единому формату, предобработка.

2. Реализовать автоматизированное извлечение многопараметрических психолингвистических признаков из русскоязычных текстов и построить индивидуальные профили участников (объёмно-структурные показатели, длины слов и предложений, морфологический профиль, пунктуационный профиль, орфографические отклонения, частотные характеристики символов/букв).

3. Выполнить межгрупповое сравнение профилей пациентов и контроля, оценить статистическую значимость различий и размеры эффектов; при необходимости учесть влияние возраста и пола как потенциальных смешивающих факторов.

4. В клинической группе оценить ассоциации психолингвистических показателей с PANSS (P, N, O, Total) методами корреляционного анализа (и, при необходимости, с поправкой на ковариаты).

5. Дать клинико-психопатологическую интерпретацию выявленных различий и связей, обозначить прикладные перспективы использования

автоматизированного анализа текста как инструмента цифровых маркеров в клинической психиатрии (скрининг, мониторинг, динамика).

Объекты и методы исследования

Исследование выполнено по заранее разработанному протоколу и имеет дизайн сравнительного когортного исследования. Сформированы две группы: контрольная (здоровые) и клиническая (пациенты с шизофренией).

В контрольную группу включено 126 добровольцев (мужчины 46,03%, женщины 53,97%). В клиническую группу включено 113 пациентов (женщины 51,33%, мужчины 48,67%). Образовательный уровень групп существенно не различался; различия социального статуса объяснялись инвалидизирующим характером течения расстройства у части пациентов. Клиническая группа набиралась среди лиц, проходивших амбулаторное или стационарное лечение в ККПБ, а также среди проживающих в Кедровском психоневрологическом интернате. Контрольная группа формировалась из сотрудников ККПБ (Кузбасская клиническая психиатрическая больница), студентов образовательных организаций Кемерово и родственников сотрудников, выразивших добровольное информированное согласие на участие. Набор групп проводился в 2023-2024 годах. Критерии включения (пациенты): установленный диагноз шизофрении (любые формы), длительность наблюдения более 1 года, возраст старше 18 лет, психическое состояние, позволяющее участие в клиническом интервью и выполнение задания по написанию текстов. Критерии исключения (пациенты): сомнения в диагнозе или неоднозначность клинической интерпретации, период наблюдения менее 1 года, состояние, препятствующее интервью/выполнению заданий, выраженная коморбидная психическая патология, выраженная органическая патология ЦНС (включая эпилептические синдромы, психоорганический синдром). Критерии включения (контроль): отсутствие признаков психического расстройства по данным самоотчёта и клинического интервью,

согласие на участие и выполнение заданий. Критерии исключения (контроль): сообщения о возможном психическом расстройстве, наблюдение у психиатра или клинического психолога, либо иные основания сомневаться в полном психическом здоровье.

Всем участникам присваивались обезличенные коды; персональные данные при обработке результатов не использовались. Для исследования разработаны бланк «Написание текста», инструкция, стандартизированные опросники, формы информированного согласия. Каждый участник выполнял три письменных задания на бланке «Написание текста»; записи выполнялись синей шариковой ручкой на листах формата А4.

Исследование носит пилотный характер и основано на материале, собранном в рамках проекта, где тексты первоначально рассматривались как вспомогательный материал. Использовались три тематически заданных и относительно регламентированных мини-текста («если бы я был животным/растением/предметом»). В настоящей работе письменная продукция анализировалась как текстовый корпус с извлечением лингвистических и формальных метрик. Контрольная группа была представлена преимущественно молодыми испытуемыми, тогда как клиническая группа включала пациентов с длительным течением расстройства, что сопровождалось более высоким возрастом; данный дисбаланс рассматривается как ограничение пилота, в дальнейшем планируется подбор возрастно сопоставимых групп и/или статистический учёт возраста как ковариаты.

Пациенты оказались в среднем старше (среднее 45.88 против 34.70 у здоровых), а также имеют меньшую дисперсию и стандартное отклонение.

Каждый испытуемый писал три текста на бланке «Написание текста». Все записи проводились стандартной авторучкой STAFF артикул 143868 с чернилами синего цвета на бумаге Svetocopy формат А4.

Таблица 1

Возраст участников исследования (лет)

Ряд	N	Медиана	Ср. арифм.	Ст. отклон.	Дисп.	Ошибка средней	1кварт.	3кварт.
Здоровые	126	33.00	34.70	13.10	171.49	1.17	23.00	47.00
Пациенты	113	45.00	45.88	11.91	141.91	1.12	38.00	54.00

Статистическая обработка выполнялась в Microsoft Excel 2016. Межгрупповые различия оценивали двухвыборочным t-критерием Уэлча; корреляции с PANSS - коэффициентом Спирмена (ρ); p - двусторонний уровень значимости, q - p после коррекции Benjamini–Hochberg (FDR). Психолингвистические признаки извлекались автоматизированно с применением методов анализа естественного языка: нормализация символов, приведение к нижнему регистру, токенизация, сегментация предложений; расчёт объёмно-структурных показателей (число слов, предложений, символов), метрик длины слов и предложений, пунктуационного профиля и частот букв. Морфологические показатели вычислялись с использованием автоматического морфологического анализа (pymorphy2) с оценкой распределения частей речи и частоты “я”- референций; орфографические отклонения оценивались как доля слов, не распознаваемых морфологическим словарём. Итоговый набор признаков экспортировался в сводную таблицу для межгрупповых сравнений и корреляционного анализа внутри клинической группы между психолингвистическими метриками и оценками PANSS (P, N, O, Total/Summ).

Результаты и их обсуждение

Пациенты и здоровые испытуемые писали тексты на заданные темы в стандартных условиях. Затем проводился психолингвистический и сравнительный анализ написанных текстов. Ниже приведены достаточно типичные примеры выполнения теста пациентом и здоровым испытуемым, в

левом столбце изображение, выполненное пациентом, а в правом - здоровым испытуемым:

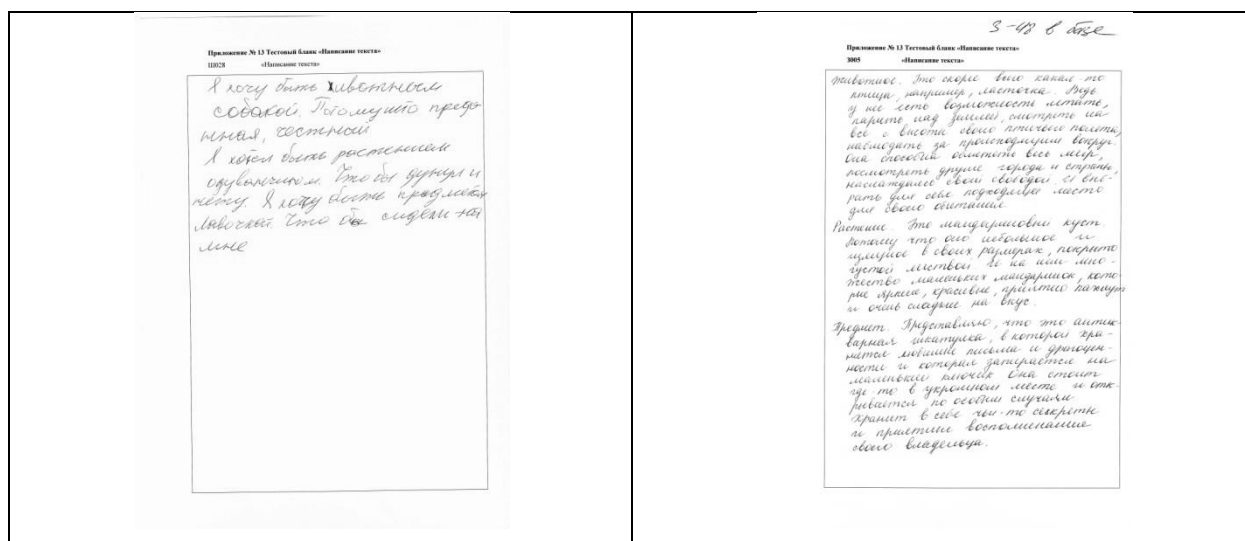


Рисунок 1 - Примеры выполнения тестового задания пациентом (слева) и здоровым испытуемым (справа)

Сравнение лингвистических показателей у здоровых и пациентов

При сравнении абсолютных лингвистических характеристик письменных текстов между группами здоровых испытуемых ($n=126$) и пациентов с шизофренией ($n=113$) по двухвыборочному t -критерию Уэлча выявлено выраженное снижение письменной продуктивности у пациентов: меньше слов ($42,7$ и $74,0$; $p=1,39 \times 10^{-12}$; $q(\text{FDR})=1,01 \times 10^{-11}$), предложений ($4,35$ и $7,75$; $p=1,54 \times 10^{-11}$; $q=7,46 \times 10^{-11}$) и символов ($271,5$ и $477,3$; $p=2,38 \times 10^{-13}$; $q=2,30 \times 10^{-12}$).

Снижение объема текста сопровождалось уменьшением абсолютных количеств основных частей речи и пунктуационных знаков ($q(\text{FDR}) < 0,05$ для большинства показателей). Наиболее выражены различия по прилагательным, глаголам и существительным, а также по общему числу знаков препинания ($8,52$ и $17,59$; $p=1,78 \times 10^{-17}$; $q=2,04 \times 10^{-16}$), включая точки ($4,06$ и $7,63$; $p=2,68 \times 10^{-12}$; $q=3,08 \times 10^{-11}$) и запятые ($3,42$ и $8,14$; $p=2,26 \times 10^{-15}$; $q=2,60 \times 10^{-14}$).

Качественные характеристики письма отличались более отчетливо по орфографической ошибочности: число ошибок выше у пациентов ($1,88$ и $0,53$;

$p=2,24 \times 10^{-8}$; $q=2,57 \times 10^{-7}$), а нормированная частота ошибок (ошибок на слово) также выше (0,0554 и 0,00839; $p=4,94 \times 10^{-8}$). Средняя длина слова и средняя длина предложения статистически значимо не различались; по моде длины слова и моде длины предложения отмечались лишь тенденции. При анализе относительных показателей (доли частей речи и доли знаков препинания) большинство различий после FDR-коррекции не сохранялось.

Корреляции лингвистических показателей у пациентов с PANSS-P

В группе пациентов ($n=113$) ранговый анализ Спирмена выявил преимущественно положительные ассоциации PANSS-P с параметрами письменной продукции. Более высокий PANSS-P связан с большим объемом текста (слова: $\rho=0,313$; $p \approx 0,001$; предложения: $\rho=0,385$; $p=2,48 \times 10^{-5}$; символы: $\rho=0,289$; $p=0,00188$) и с показателями длины слова и предложения (мода длины слова: $\rho=0,609$; $p=8,53 \times 10^{-13}$; средняя длина слова: $\rho=0,335$; $p=2,90 \times 10^{-4}$; мода длины предложения: $\rho=0,374$; $p=4,54 \times 10^{-5}$; средняя длина предложения: $\rho=0,313$; $p=7,31 \times 10^{-4}$).

PANSS-P положительно коррелировал с количеством основных частей речи и местоимений (существительные: $\rho=0,274$; глаголы: $\rho=0,339$; прилагательные: $\rho=0,294$; наречия: $\rho=0,363$; местоимения: $\rho=0,452$; местоимение "я": $\rho=0,456$), а также с причастиями ($\rho=0,460$). Отмечены положительные связи с пунктуационной насыщенностью (все знаки: $\rho=0,330$; точки: $\rho=0,363$; запятые: $\rho=0,426$) и с рядом редких интонационно маркирующих знаков (например, вопросительный знак: $\rho=0,635$; многоточие: $\rho=0,631$; точка с запятой: $\rho=0,632$).

Интерпретация связей для разреженных признаков (числительные, деепричастия, отдельные редкие знаки) ограничена из-за преобладания нулевых значений. Кроме того, абсолютные счетчики частично зависят от объема текста; для уточнения структурных эффектов целесообразны

нормировки (на 100 слов или на 1 предложение) и отдельный анализ "0 и >0" для разреженных показателей.

Корреляции лингвистических показателей у пациентов с PANSS-N

Негативная симптоматика (PANSS-N) демонстрировала согласованные отрицательные связи с продуктивностью и пунктуационной структурированностью письма (Spearman, $n=113$, Benjamini-Hochberg FDR). При росте PANSS-N снижались слова ($\rho = -0,312$; $p=0,0008$; $q=0,004$), предложения ($\rho = -0,300$; $p=0,001$; $q=0,005$) и символы ($\rho = -0,326$; $p=0,0004$; $q=0,003$). Уменьшалось общее число знаков препинания ($\rho = -0,426$; $p<0,0001$; $q=0,0001$), а также точки ($\rho = -0,318$; $q=0,003$) и запятые ($\rho = -0,370$; $q=0,0005$). На лексико-грамматическом уровне наиболее выраженная отрицательная связь получена для прилагательных ($\rho = -0,388$; $p<0,0001$; $q=0,0003$); для существительных связь умеренная ($\rho = -0,230$; $q=0,050$).

Часть ассоциаций сохранялась при нормировке на 100 слов: частота запятых на 100 слов оставалась ниже при более высоком PANSS-N ($\rho = -0,274$; $p=0,003$), как и частота прилагательных на 100 слов ($\rho = -0,199$; $p=0,034$). Это указывает, что эффект PANSS-N связан не только с уменьшением объема текста, но и с частичным снижением синтаксической связанности и описательности высказывания.

Корреляции лингвистических показателей у пациентов с PANSS-O

Подшкала общей психопатологии (PANSS-O) была связана с умеренным снижением продуктивности текста (слова: $\rho = -0,255$; $p = 0,0065$; $q = 0,0488$; символы: $\rho = -0,253$; $p = 0,0070$; $q = 0,0488$) и с уменьшением пунктуационной насыщенности (общее число знаков препинания: $\rho = -0,299$; $p = 0,0013$; $q = 0,036$). Отмечалось также снижение числа прилагательных ($\rho = -0,274$; $p = 0,0034$; $q = 0,0469$). Большинство остальных показателей после FDR значимости не сохраняло, что согласуется с гетерогенностью PANSS-O и ведущей ролью фактора объема высказывания.

Корреляции лингвистических показателей у пациентов с PANSS-Summ

Суммарный балл PANSS отрицательно ассоциировался с объемом текста (слова: $\rho = -0,314$; $p=0,0007$; $q=0,0068$; предложения: $\rho = -0,236$; $p = 0,0118$; $q=0,0376$; символы: $\rho = -0,313$; $p=0,0007$; $q = 0,0068$) и с пунктуационной насыщенностью (все знаки: $\rho=-0,349$; $p=0,00015$; $q=0,0042$; точки: $\rho=-0,264$; $q=0,0218$; запятые: $\rho=-0,229$; $q=0,0405$). Отрицательные связи с абсолютными количествами частей речи в целом отражали тот же количественный фактор; при нормировке на длину текста большинство ассоциаций ослабевало.

Обсуждение

Межгрупповое сравнение показало, что письменная речь пациентов характеризуется снижением продуктивности и большей орфографической ошибочностью. При анализе абсолютных показателей доминирует фактор объема текста, тогда как относительные метрики выявляют меньше устойчивых различий.

Наиболее согласованный профиль получен для PANSS-N: рост негативной симптоматики связан с сокращением объема высказывания, снижением пунктуационной структурированности и уменьшением описательности. Частичное сохранение эффекта после нормировки (на 100 слов) указывает на вклад структурных изменений, а не только общего уменьшения текста.

PANSS-O и суммарный балл PANSS преимущественно отражают общий фактор тяжести состояния, проявляющийся количественным сокращением письменной продукции; при нормировке большинство ассоциаций ослабевает.

Для PANSS-P получен противоположный профиль (положительные связи с объемом текста и рядом морфологических и пунктуационных показателей), однако интерпретация ограничена зависимостью абсолютных

счетчиков от длины текста и разреженностью отдельных признаков. Для уточнения необходимы нормированные показатели и анализ разреженных переменных по схеме "0 и >0".

Ограничениями исследования являются возможная несопоставимость групп по возрасту и уровню образования, влияние темы задания и факторов мотивации, а также ограничения автоматизированной разметки и корреляционный дизайн без учета ковариат (например, когнитивного статуса и медикаментозной нагрузки).

В настоящем исследовании использовались три тематически заданных и относительно регламентированных мини-текста, что повышает сопоставимость между испытуемыми, но одновременно ограничивает диапазон лингвистической вариативности. Короткий формат и заданная рамка ответа могут снижать выраженность межгрупповых различий и ослаблять корреляции с клиническими показателями (PANSS), поскольку часть структурных характеристик письменной речи (лексическое разнообразие, синтаксическая развернутость, когезия) проявляется преимущественно в более длинных и менее ограниченных высказываниях. В дальнейшем целесообразно дополнить протокол заданиями, допускающими развернутый нарратив (например, свободный рассказ, автобиографический эпизод или описание события), и сопоставить устойчивость выявленных цифровых маркеров в разных жанрах.

Заключение (выводы)

Пациенты с шизофренией по сравнению со здоровыми испытуемыми демонстрируют сниженную письменную продуктивность (объем текста и абсолютные лингвистические счетчики). Наиболее устойчивое качественное отличие, повышение орфографической ошибочности, сохраняющееся при нормировке на длину текста. Негативная симптоматика (PANSS-N) связана со снижением объема высказывания, пунктуационной структурированности и

описательности; часть эффектов сохраняется после нормировки (на 100 слов). Подшкала общей психопатологии (PANSS-O) и суммарный балл PANSS отражают в основном общий количественный фактор снижения письменной продукции. Для позитивной симптоматики (PANSS-P) описаны положительные ассоциации с продуктивностью и рядом показателей, однако их трактовка требует учета длины текста и разреженности признаков. Клинически ряд особенностей письменной речи при шизофрении очевиден, однако их формализация необходима для воспроизводимости, сопоставимости и последующего построения автоматизированных инструментов скрининга и мониторинга. Нужна операционализация клинических наблюдений в виде количественных цифровых маркеров, позволяющих оценивать динамику и межиндивидуальные различия, а также сопоставлять языковые параметры с клиническими шкалами. Перспективным направлением, на взгляд авторов, является расширение набора метрик за счет показателей лексического разнообразия, синтаксической сложности и когезии (в том числе нормированных по объему текста), а также использование моделей, устойчивых к разреженности признаков (логистические и пуассоновские/негативно-биномиальные подходы, робастные корреляции). Важно также включение ковариат (возраст, образование, показатели когнитивного статуса, медикаментозная нагрузка) и стандартизация заданий. На нашем мнению, практически значимой задачей может стать создание композитных индексов, интегрирующих продуктивность (длина текста), структурированность (пунктуация/синтаксические маркеры) и качество (ошибки), с последующей проверкой их диагностической и прогностической ценности.

Литература/References:

1. Ахметзянова Э. М., Трегубенко И. А. Психолингвистический анализ устной и письменной речи у пациентов с расстройствами шизофренического спектра (на примере автобиографических текстов) // Ученые записки СПбГМУ им. акад. И. П. Павлова. 2021. Т. 28, № 2. С. 38-44. DOI: 10.24884/1607-4181-2021-28-2-38-44.
2. Bedi G., Carrillo F., Cecchi G. A. [et al.] Automated analysis of free speech predicts psychosis onset in high-risk youths // NPJ Schizophrenia. 2015. Vol. 1. Art. 15030. DOI: 10.1038/npjschz.2015.30.
3. Corcoran C. M., Carrillo F., Fernández-Slezak D. [et al.] Language as a biomarker for psychosis: A natural language processing approach // Schizophrenia Research. 2020. Vol. 226. P. 158-166. DOI: 10.1016/j.schres.2020.04.032.
4. De Choudhury M., Gamon M., Counts S., Horvitz E. Predicting depression via social media // Proceedings of the 7th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2013). 2013. P. 128-137. DOI: 10.1609/icwsm.v7i1.14432.
5. Eichstaedt J. C., Smith R. J., Merchant R. M. [et al.] Facebook language predicts depression in medical records // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. 2018. Vol. 115, No. 44. P. 11203-11208. DOI: 10.1073/pnas.1802331115.
6. Ehlers A., Clark D. M. A cognitive model of posttraumatic stress disorder // Behaviour Research and Therapy. 2000. Vol. 38, No. 4. P. 319-345. DOI: 10.1016/S0005-7967(99)00123-0.
7. Lysaker P. H., Lysaker J. T. Narrative structure in psychosis: Schizophrenia and disruptions in the dialogical self // Theory & Psychology. 2002. Vol. 12, No. 2. P. 207-220. DOI: 10.1177/0959354302012002630.

8. Pennebaker J. W., Boyd R. L., Jordan K., Blackburn K. The development and psychometric properties of LIWC2015. Austin, TX: University of Texas at Austin, 2015. DOI: 10.15781/T29G6Z.

9. White M., Epston D. Narrative Means to Therapeutic Ends. New York: W. W. Norton & Company, 1990. 229 p.

**НАРУШЕНИЯ РЕЧИ ПРИ ШИЗОФРЕНИИ В СВЕТЕ
ВЕРОЯТНОСТНОЙ МОДЕЛИ ЯЗЫКА В.В. НАЛИМОВА И
СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ЕСТЕСТВЕННОГО
ЯЗЫКА (NLP)**

Богданов Ярослав Вячеславович¹, Богданов Вячеслав Романович²

¹ГБУЗ «Кузбасская клиническая психиатрическая больница», г.

Кемерово, Россия

²ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский

университет» Минздрава России, г. Кемерово, Россия

Аннотация. Представлен концептуальный подход к интерпретации речевых нарушений при шизофрении через вероятностную модель языка В.В. Налимова и современные методы обработки естественного языка (NLP). Показано, что феномены формального расстройства мышления и речи можно описывать как сдвиги распределений вероятностей на разных уровнях языковой организации: лексическом, семантическом, синтаксическом и дискурсивном. Предложена схема операционализации клинических наблюдений в измеримые показатели и цифровые маркеры, пригодные для валидации в клинических выборках и сопоставления с психопатологической симптоматикой, в том числе по шкале позитивных и негативных синдромов (PANSS).

Ключевые слова: шизофрения; речь; формальное расстройство мышления; вероятностная модель языка; Налимов В.В.; обработка естественного языка (NLP); цифровые маркеры.

SPEECH DISTURBANCES IN SCHIZOPHRENIA THROUGH THE LENS OF V.V. NALIMOV'S PROBABILISTIC LANGUAGE MODEL AND MODERN NLP METHODS

Bogdanov Yaroslav Vyacheslavovich¹, Bogdanov Vyacheslav Romanovich²

¹Kuzbass Clinical Psychiatric Hospital, Kemerovo, Russia; ²Kemerovo State Medical University, Kemerovo, Russia

Abstract. We present a conceptual framework that interprets speech disturbances in schizophrenia using V.V. Nalimov's probabilistic model of language and modern natural language processing (NLP). Disorganized speech and related phenomena are described as shifts in probability distributions across lexical, semantic, syntactic, and discourse levels. We propose an operational mapping from clinical observations to measurable computational indicators and digital markers suitable for clinical validation and for linking to symptom severity, including the Positive and Negative Syndrome Scale (PANSS).

Keywords: schizophrenia; speech; formal thought disorder; probabilistic language model; Nalimov V.V.; natural language processing; digital markers.

Введение

Речь при шизофрении заметно меняется и не сводится к отдельному симптому. Она часто становится самой заметной «поверхностью» психоза: по экспрессивной речи становятся видны сбои удержания темы, размывание референций, расхождение смысловых линий, бедность высказываний или, наоборот, его резонёрская избыточность. Клинически это описывается как

формальные расстройства мышления и речи, но в практике постоянно остается вопрос: что именно мы измеряем, когда говорим «разорванность», «соскальзывание», «аморфность», «алогия», «шизофазия»? Гуманитарная традиция давно описывает эту проблему через понятия речевых жанров, диалогичности и правил развёртывания высказывания, которые удерживают смысл и адресата [1]. Психологическая и нейропсихологическая линия подчёркивает связь речи с мышлением, внутренней речью и сознанием, в том числе как с механизмами контроля и организации опыта [2], [3].

Вероятностная модель языка В.В. Налимова предлагает удобный метаязык для ответа на этот вопрос. В этой модели язык рассматривается как вероятностная организация смыслов: слова, конструкции и темы возникают не как фиксированный «словарь значений», а как распределения вероятностей, которые меняются под влиянием контекста, опыта и текущего состояния сознания [4].

Современные методы обработки естественного языка (NLP) по сути развивают тот же вероятностный взгляд, но уже в вычислительном исполнении. Языковые модели и семантические представления оценивают «ожидаемость» слов и связность фрагментов, опираясь на статистику корпусов текстов. Классический пример такого вероятностного подхода в вычислительной лингвистике, n-граммные модели и их обобщения, включая class-based n-gram models [7]. Поэтому связка «Налимов В.В. + NLP» может стать рабочей схемой: клинический феномен переводится в гипотезу о сдвиге вероятностных распределений, затем в вычислимый показатель, а после этого проверяется на клинических данных [9, 10].

Цель настоящей работы, предложить концептуальную операционализацию речевых нарушений при шизофрении на основе вероятностной модели языка Налимова В.В. и обозначить контур дальнейшей эмпирической проверки с использованием цифровых маркеров речи.

Объекты и методы исследования

Объект исследования, клинически наблюдаемые нарушения речи и связанного с ней мышления при шизофрении: нарушения когерентности, соскальзывание, разорванность, бедность речевой продукции, неологизмы, а также нарушения дискурсивной организации (референции, связки, структура рассказа).

Методологическая рамка включает: 1) концептуальный анализ феноменологии речевых нарушений и их сопоставление с вероятностными представлениями о языке [4]; 2) обзор подходов к количественной оценке дезорганизованной речи и связности высказывания в клинической лингвистике и NLP [9, 10, 16]; 3) построение карты соответствий «клинический феномен → вероятностная интерпретация → вычислимые признаки → клиническая валидация».

В качестве ориентиров для клинической верификации рассматриваются стандартизованные шкалы оценки симптоматики, в частности шкала позитивных и негативных синдромов (PANSS) [15] и шкалы оценки формальных расстройств мышления и речи [5, 13].

Поскольку работа носит концептуально-методологический характер, статистическая часть и результаты измерений приводятся как планируемая схема эмпирической проверки (дизайн, показатели, контроль смешивающих факторов), а не как отчет о завершенном эксперименте.

На основе сопоставления клинических описаний и вероятностной модели предложена схема соответствий клинических феноменов и вычислимых показателей (таблица 1).

Таблица 1

Схема операционализации речевых нарушений (нарушений мышления) в вероятностном подходе и показателях NLP

Клинический феномен	Вероятностная интерпретация	Примеры вычислимых показателей	Тип клинической проверки
Соскальзывание, потеря темы	быстрый дрейф распределения тем; рост неопределенности контекста	семантическая когерентность между соседними предложениями; скорость тематического дрейфа; энтропия тем	сопоставление с выраженностью дезорганизации мышления; PANSS
Разорванность, инкогерентность	локальная непредсказуемость последовательностей слов и смыслов	перплексия языковой модели; скачки условной вероятности токенов; нарушения связей	шкалы формального расстройства мышления; клиническая оценка
Бедность речи (алогия)	снижение вероятности развертывания дискурса; сужение распределения лексики	число слов/предложений; лексическое разнообразие; средняя длина высказываний	связь с негативной симптоматикой; PANSS
Неологизмы, словотворчество	смещение в область редких форм; разрыв между внутренней и социальной статистикой языка	доля слов вне словаря; морфемные шаблоны; расстояние до ближайших слов по эмбедингам	клиническая интерпретация на предмет психотической продукции, PANSS
Малопонятность высказываний (нарушение референции)	распад цепочек указаний и именовании; рост неопределенности ссылок	анализ кореференции; доля неопределенных местоимений; ошибки согласования	Оценка последовательности и связности суждений; сопоставление с когнитивным профилем

Результаты и их обсуждение

В вероятностной логике В.В. Налимова «смысл» можно рассматривать как то, что стабилизирует распределения и делает высказывание предсказуемым для собеседника. Если распределения начинают колебаться слишком быстро или распадаются на независимые фрагменты, слушатель

теряет возможность восстановить намерение говорящего [4]. Это хорошо совпадает с клиническим переживанием дезорганизованной речи: врач слышит слова, но «не собирается» общий замысел, теряется диалогический характер речи.

С этой точки зрения формальное расстройство мышления и речи можно описать как многослойный сдвиг вероятностной структуры: 1) на лексическом уровне, меняется частотный профиль слов, растет доля редких форм; 2) на семантическом уровне, уменьшается связность соседних смысловых единиц; 3) на синтаксическом уровне, возрастает вариативность конструкций, нарушается управление и согласование; 4) на дискурсивном уровне, распадаются цепочки референции и причинно-временные связки. Современные методы количественной оценки связности речи показывают, что такие явления действительно поддаются измерению [11, 12, 14].

Важный плюс вероятностной рамки, она уменьшает разрыв между клиническим описанием и «сырыми» цифровыми признаками. Например, если мы говорим о «некогерентности», то вместо расплывчатого суждения можно проверять гипотезу: возрастает непредсказуемость последовательностей на уровне слов и предложений. В информационной теории непредсказуемость связана с энтропией и производными мерами различия распределений [17, 20]. В NLP схожую роль играет перплексия языковой модели: чем выше перплексия, тем менее «ожидаем» текст для модели, обученной на нормальной языковой статистике.

Эмпирические работы последних лет показывают, что автоматический анализ речи может уловить как риск психоза, так и выраженность симптомов. В продромальных выборках сдвиги семантической связности и другие признаки речи предсказывали переход к психозу [6, 8]. Для пациентов с шизофренией продемонстрированы количественные показатели «разорванности» и нарушенной организации речи, получаемые разными

методами, от семантических моделей до графового анализа высказываний [9, 11, 19].

Отдельный, быстро развивающийся тренд – это использование больших языковых моделей для анализа клинических текстов и динамики лечения. Это важно и для практики, и для исследования, потому что позволяет работать не только с интервью, но и с «обычными» клиническими записями при соблюдении этики и защиты данных [18]. В контексте идей В.В. Налимова всё вышеизложенное выглядит как технологическое продолжение: языковая статистика становится инструментом измерения психопатологии.

При этом важно подчеркнуть: вероятностный подход не заменяет психопатологический анализ, а дисциплинирует и подкрепляет его. Клиническая интерпретация нужна минимум в трех местах: 1) при выборе речевой задачи и контекста (свободный рассказ, описание картинки, письменный текст); 2) при определении того, что считать «нормой» для конкретного человека (образование, возраст, билингвизм); 3) при переводе цифровой метрики в клинически понятный вывод, а не в «магический балл» без смысла [9, 16].

На практическом уровне предлагается следующий контур эмпирической проверки (для последующих исследований). Шаг 1: стандартизованная речевая проба (устная и/или письменная), запись и транскрипция. Шаг 2: извлечение показателей по четырем уровням (лексика, семантика, синтаксис, дискурс) и расчет индикаторов непредсказуемости/дрейфа. Шаг 3: сопоставление с клинической оценкой (например, PANSS и шкалы формального расстройства мышления), с контролем смешивающих факторов. Шаг 4: построение интерпретируемой модели предсказания симптоматики или классификации групп с обязательной проверкой воспроизводимости на независимой выборке.

Если переводить это в язык гипотез, то можно сформулировать несколько проверяемых ожиданий: а) рост непредсказуемости (перплексии) и тематического дрейфа будет связан с позитивной дезорганизацией; б) снижение речевой продуктивности и лексического разнообразия будет сильнее связано с негативной симптоматикой; в) нарушения референции будут коррелировать с показателями когнитивного контроля и рабочей памяти; г) комбинированные модели, учитывающие несколько уровней, дадут более устойчивые результаты, чем «одна метрика на все».

Заключение

Вероятностная модель языка В.В. Налимова позволяет рассматривать речевые нарушения при шизофрении как сдвиги вероятностной организации смыслов, а не как набор разрозненных симптомов. Такой подход естественно стыкуется с современными методами NLP и помогает выстроить мост между клинической феноменологией и измеримыми цифровыми показателями [4, 9].

Практическая ценность подхода в том, что он поддерживает клиническую интерпретируемость: цифровые маркеры можно связывать с конкретными уровнями языковой организации и с клиническими шкалами, а не только с «точностью классификатора». Это делает результаты более пригодными для науки и потенциально для клинического мониторинга, если соблюдены требования к этике, конфиденциальности и воспроизводимости [10, 16].

Следующий шаг: эмпирическая валидизация предложенной карты показателей на русскоязычных клинических данных с сопоставлением с оценками симптоматики и с учетом влияния возраста, образования, коморбидности и медикаментозной терапии.

Литература/References:

1. Бахтин М.М. Проблема речевых жанров // Бахтин М.М. Собрание сочинений: в 7 т. Т. 5: Работы 1940-х – начала 1960-х годов. М.: Русские словари, 1997. С. 159-206.
2. Выготский Л.С. Мышление и речь // Выготский Л.С. Собрание сочинений: в 6 т. Т. 2. М.: Педагогика, 1982.
3. Лурия А.Р. Язык и сознание / под ред. Е.Д. Хомской. М.: Изд-во Моск. ун-та, 1979. 320 с.
4. Налимов В.В. Вероятностная модель языка: о соотношении естественных и искусственных языков. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Наука, 1979. 303 с.
5. Andreasen N.C. Scale for the assessment of thought, language, and communication (TLC). Schizophrenia Bulletin. 1986;12(3):473-482. doi:10.1093/schbul/12.3.473
6. Bedi G., Carrillo F., Cecchi G.A., et al. Automated analysis of free speech predicts psychosis onset in high-risk youths. NPJ Schizophrenia. 2015;1:15030. doi:10.1038/npjschz.2015.30
7. Brown P.F., Della Pietra V.J., deSouza P.V., Lai J.C., Mercer R.L. Class-based n-gram models of natural language. Computational Linguistics. 1992;18(4):467-480.
8. Corcoran C.M., Carrillo F., Fernández-Slezak D., et al. Prediction of psychosis across protocols and risk cohorts using automated language analysis. World Psychiatry. 2018;17(1):67-75. doi:10.1002/wps.20491
9. Corcoran C.M., Mittal V.A., Bearden C.E., et al. Language as a biomarker for psychosis: A natural language processing approach. Schizophrenia Research. 2020;226:158-166. doi:10.1016/j.schres.2020.04.032

10. Deneault A., Dumais A., Désilets M., Hudon A. Natural Language Processing and Schizophrenia: A Scoping Review of Uses and Challenges. *Journal of Personalized Medicine*. 2024;14(7):744. doi:10.3390/jpm14070744
11. Elvevåg B., Foltz P.W., Weinberger D.R., Goldberg T.E. Quantifying incoherence in speech: an automated methodology and novel application to schizophrenia. *Schizophrenia Research*. 2007;93(1-3):304-316. doi:10.1016/j.schres.2007.03.001
12. Iter D., Yoon J.H., Jurafsky D. Automatic Detection of Incoherent Speech for Diagnosing Schizophrenia. In: *Proceedings of the Fifth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Keyboard to Clinic*. Association for Computational Linguistics; 2018:136-146. doi:10.18653/v1/W18-0615
13. Johnston M.H., Holzman P.S. *Assessing Schizophrenic Thinking: A Clinical and Research Instrument for Measuring Thought Disorder*. San Francisco: Jossey-Bass; 1979.
14. Just S., Haegert E., Kořánová N., et al. Coherence Models in Schizophrenia. In: *Proceedings of the Sixth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology*. Association for Computational Linguistics; 2019:126-136. doi:10.18653/v1/W19-3015
15. Kay S.R., Fiszbein A., Opler L.A. The Positive and Negative Syndrome Scale (PANSS) for schizophrenia. *Schizophrenia Bulletin*. 1987;13(2):261-276. doi:10.1093/schbul/13.2.261
16. Le Glaz A., Haralambous Y., Kim-Dufor D.-H., et al. Machine Learning and Natural Language Processing in Mental Health: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*. 2021;23(5):e15708. doi:10.2196/15708
17. Lin J. Divergence measures based on the Shannon entropy. *IEEE Transactions on Information Theory*. 1991;37(1):145-151. doi:10.1109/18.61115

18. Matsumura M., et al. Quantifying improvement of psychotic symptoms in clozapine-treated schizophrenia: clinical note analysis with large language models. Scientific Reports. 2026; doi:10.1038/s41598-026-39676-0

19. Mota N.B., Vasconcelos N.A.P., Lemos N., et al. Speech graphs provide a quantitative measure of thought disorder in psychosis. PLoS ONE. 2012;7(4):e34928. doi:10.1371/journal.pone.0034928

20. Shannon C.E. A Mathematical Theory of Communication. Bell System Technical Journal. 1948;27:379-423, 623-656. doi:10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x

СКРИНИНГ И ПРЕДИКТИВНАЯ АНАЛИТИКА ОНКОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА ОСНОВЕ ИНТЕГРАЦИИ ГЕНОМНЫХ ДАННЫХ И ЖИДКОЙ БИОПСИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Деменева Елена Витальевна, Димитриева Юлия Александровна

Батиевская Вероника Богдановна - кандидат экономических наук, доцент

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Данное исследование посвящено анализу комплексного подхода для скрининга и предиктивной аналитики онкологических заболеваний путем объединения данных полногеномного секвенирования и жидкой биопсии. Ключевой целью является изучение высокоточных моделей машинного обучения для раннего выявления злокачественных новообразований, протекающих бессимптомно и прогнозирования течения

болезни. Интеграция мультиомных данных позволяет преодолеть ограничения традиционных методов и выявить новые биомаркеры. Предлагаемое решение направлено на персонализацию онкологической помощи и повышение эффективности превентивной медицины.

Ключевые слова. Предиктивная аналитика, жидкая биопсия, искусственный интеллект, ранняя диагностика, биомаркеры, скрининг онкологии.

SCREENING AND PREDICTIVE ANALYTICS OF CANCEROUS DISEASES BASED ON THE INTEGRATION OF GENOMIC DATA AND LIQUID BIOPSY USING MACHINE LEARNING METHODS

Demeneva Elena Vitalievna, Dimitrieva Yulia Aleksandrovna

Batievskaya Veronika Bogdanovna - Candidate of Economic Sciences, Associate

Professor

Department of Public Health, Healthcare Organization and Economics named after Professor A. D. Tkachev

Kemerovo State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, Kemerovo, Russia

Abstract. This study focuses on analyzing a comprehensive approach for screening and predictive analytics of cancer diseases by combining data from whole-genome sequencing and liquid biopsy. The key objective is to explore high-precision machine learning models for early detection of asymptomatic malignant tumors and predicting the course of the disease. By integrating multi-omic data, we aim to overcome the limitations of traditional methods and identify new biomarkers. This solution aims to personalize cancer care and enhance the effectiveness of preventive medicine.

Keywords. Predictive analytics, liquid biopsy, artificial intelligence, early diagnostics, biomarkers, cancer screening.

ВВЕДЕНИЕ

Современная онкодиагностика зачастую обнаруживает болезнь на симптоматических стадиях. Ключ к снижению смертности — смещение акцента на досимптоматическое выявление и оценку индивидуального риска.

Рассматриваются методы анализа дезоксирибонуклеиновой кислоты (DNA, deoxyribonucleic acid), включая выявление соматических мутаций и эпигенетических изменений, а также исследование биомаркеров жидкой биопсии, таких как циркулирующая опухолевая ДНК (ctDNA, circulating tumor DNA), циркулирующие опухолевые клетки (СТС, circulating tumor cells) и микроРНК (miRNA, microRNA), с последующим применением алгоритмов машинного обучения для обработки, интеграции и интерпретации многомерных биомедицинских данных.

Жидкая биопсия (анализ циркулирующей опухолевой ДНК (ctDNA), внеклеточных везикул, белковых биомаркеров в крови) представляет собой минимально инвазивный и динамичный метод в опухолевой биологии, идеально подходящее для скрининга.

Однако сложность, многомерность и «шумность» данных жидкой биопсии и геномики требуют применения продвинутых методов анализа, выходящих за рамки традиционной статистики.

Цель исследования: анализ современных подходов к скринингу и прогнозированию онкологических заболеваний на основе комплексного использования геномных данных и показателей жидкой биопсии с применением методов машинного обучения (machine learning, ML) для повышения эффективности ранней диагностики.

Задачи исследования:

1. Провести анализ современных возможностей жидкой биопсии как источника мультимомных данных для выявления различных классов биомаркеров.

2. Систематизировать и описать основные алгоритмы машинного обучения применимые для обработки и интеграции многомерных данных жидкой биопсии и геномики.

3. Выявить ключевые ограничения и проблемы, препятствующие широкому клиническому внедрению рассматриваемых технологий.

4. Обосновать перспективность и необходимость интеграции мультимодальных данных с применением передовых методов ML для перехода к персонализированной предиктивной медицине в онкологии.

ОБЪЕКТЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Для составления плана необходимо выделить объекты и методы исследования.

Объекты исследования: данные, полученные методами жидкой биопсии (циркулирующая опухолевая ДНК, внеклеточные везикулы, белковые биомаркеры в крови), геномные данные опухолей и пациентов (мутации, вариации числа копий), онкологические заболевания в контексте раннего выявления и прогноза.

Методы исследования: интеграция данных, анализ научных статей.

Актуальность проблемы: по данным Росстата на 2024 год из 3 587 500 случаев заболеваний на онкологию приходится 1 754 700 случаев. Из них 61,5% случаев были выявлены на ранней стадии. [5]

Таким образом, проблема выявления онкологии остается актуальной на данный момент времени, поэтому необходимо внедрение новых методов диагностики в систему Здравоохранения РФ.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Эффективность интегративного подхода базируется на двух столпах: информационной насыщенности биомаркеров, выделяемых из жидкой биопсии, и способности алгоритмов машинного обучения (ML) обрабатывать эту многомерную информацию.

Жидкая биопсия предоставляет доступ к широкому спектру опухоль-ассоциированных компонентов. Ключевыми анализитами являются ctDNA, CTC, внеклеточные везикулы и опухоль-образованные тромбоциты (TEPs). Врачи применяют её для ранней диагностики и для контроля за эффективностью лечения.

Данный метод был разработан в 2022 году. Исследование PATHFINDER, проведенное с участием 6621 человека без онкологического анамнеза, показало способность мультираковой жидкой биопсии выявлять более 50 типов злокачественных новообразований. Специфичность данного метода >99% и чувствительность около 75%, что говорит о предиктивной ценности данного метода. Это революционный показатель для скрининговых программ. [2]

Анализ цоДНК позволяет изучать несколько классов биомаркеров:

1. Генетические мутации: Выявление однонуклеотидных вариантов (SNV), инсерций/делеций (indels) и структурных перестроек. Это «золотой стандарт» для выбора таргетной терапии, однако требует высокой глубины секвенирования и сталкивается с проблемой ложноположительных результатов из-за клонального гемопоэза (CHIP). [3]

2. Вариации числа копий (CNVs): Хромосомные перестройки, являющиеся маркерами геномной нестабильности. Для их детекции эффективно низкопрофильное полногеномное секвенирование (lpWGS), что делает этот метод экономически привлекательным для скрининга. [3]

3. Эпигенетические маркеры (Метилирование): Паттерны метилирования ДНК высоко специфичны для типа ткани и рака. Они позволяют не только детектировать наличие опухоли, но и определять её ткань происхождения (Tissue of Origin, TOO). Это один из самых многообещающих классов биомаркеров для мультираковых тестов. [4]

4. Фрагментные маркеры: к ним относятся паттерны фрагментации ДНК (распределение по длине, "end motifs" — концевые мотивы). Опухолевая ДНК фрагментирована иначе, чем ДНК здоровых клеток, что позволяет детектировать рак даже при очень низкой доле цоДНК. [4]

Помимо цоДНК, активно изучаются другие аналиты. Тромбоциты (TEPs) поглощают РНК из опухоли, и анализ их транскриптома открывает возможности для диагностики на ранних стадиях. Циркулирующие опухолевые клетки (СТС) предоставляют уникальную возможность изучать морфологию клеток и их взаимодействие с иммунной системой, хотя их выделение технически сложно из-за редкости и морфологической особенности.

Применяемые алгоритмы машинного обучения:

Классические методы машинного обучения (традиционные ML): Алгоритмы, такие как логистическая регрессия, метод опорных векторов (SVM), случайный лес (Random Forest) и градиентный бустинг (XGBoost), широко применяются для задач классификации на основе структурированных данных. Они интерпретируемы и эффективны при работе с размеченными данными. [1]

Глубокое обучение (Deep Learning): Нейросетевые архитектуры, такие как сверточные нейронные сети (CNNs) и рекуррентные нейронные сети (RNNs), превосходно справляются с анализом неструктурированных данных высокого разрешения (изображения, последовательности). CNNs применяются для анализа изображений клеток (как в платформе CTCpose) или тепловых карт экспрессии генов, в то время как RNNs эффективны для обработки временных рядов. [4,6]

Объяснимый ИИ (XAI): Проблема «черного ящика» решается с помощью методов XAI, таких как SHAP (Shapley Additive Explanations). Эти методы позволяют определить, какие именно признаки наличия опухоли внесли наибольший вклад в решение модели, что повышает доверие клиницистов и позволяет открывать новые биомаркеры.

Ключевые платформы и их эффективность:

Мультираковый скрининг (MCED): наиболее активно развивающимся направлением является создание тестов для раннего выявления множества типов рака (Multi-Cancer Early Detection, MCED). Эти тесты анализируют сигнатуры рака (чаще всего паттерны метилирования или фрагментации цодНК) и при положительном результате часто предсказывают ткань происхождения опухоли. [2,3]

Galleri (GRAIL): использует глубокое обучение для анализа паттернов метилирования. В клинических исследованиях (PATHFINDER, SUMMIT) продемонстрировал специфичность >99% и чувствительность около 75% для более чем 50 типов рака. Тест способен обнаруживать онкологии, для которых не существует обычных скринингов (рак поджелудочной железы, яичников). [2]

Caris Assure (ABCDai): в валидационном исследовании (n=2,675) модель на основе XGBoost, анализирующая данные полного экзоста и транскриптома, достигла впечатляющих результатов: специфичность 99.6% и

чувствительность 83.1% для I стадии рака. Точность определения ткани происхождения (топ-3) для I-II стадий составила 85%. [3]

CancerSEEK: комбинирует анализ мутаций цоДНК с белковыми биомаркерами. Показал высокую специфичность (99%), однако его чувствительность для ранних стадий остается предметом активных исследований. [3]

Модель CUPiD: инновационный подход, использующий *in silico* смешивание данных тканевых опухолей (из базы TCGA) и цДНК здоровых доноров, позволил обучить ансамбль классификаторов XGBoost. Модель достигла AUROC 0.98, а в реальной когорте пациентов с CUP точно предсказала происхождение в 88% случаев. [4]

Мониторинг минимальной остаточной болезни (MRD) и рецидивов:

ML-модели, анализирующие кинетику цоДНК, значительно превосходят традиционные подходы в прогнозировании исхода.

Анализ кинетики при NSCLC: В исследовании на данных испытания IMpower150 (метастатический NSCLC) разработанный подход FPCRf (Functional Principal Component Random Forest) анализировал траектории 17 различных показателей цоДНК. Модель повысила индекс конкордации (C-index) для прогнозирования общей выживаемости (OS) с 0.67 до 0.72, а для выживаемости без прогрессирования (PFS) — на 12-20% по сравнению со стандартными методами. Это позволило более точно стратифицировать пациентов на группы риска. [4]

Система MRD-EDGE: Разработанная для колоректального рака, система на основе машинного обучения смогла обнаружить остаточный рак после химиотерапии и операции у 9 из 15 пациентов. Ключевым результатом стало отсутствие ложноотрицательных результатов: ни у одного пациента с отрицательным тестом рецидив не развился в течение периода наблюдения. [3]

Дифференциация опухолевых мутаций и CNIP: Клональный гемопоэз (CNIP) является основным источником ложноположительных результатов. Предложенная открытая ML-платформа MetaCNIP классифицирует происхождение вариантов в ДНК без необходимости секвенирования лейкоцитов. Модель, использующая ансамблевый подход и обучающаяся на больших публичных базах данных, превосходит существующие методы и сохраняет высокую точность даже при удалении из анализа классических CNIP-генов (DNMT3A, TET2). Это критически важно для повышения специфичности тестов. [3]

Поиск новых биомаркеров: с помощью методов ХАИ были идентифицированы новые гены-супрессоры (например, PCDHA10, PRICKLE2) при анализе метилирования, что было подтверждено функциональными экспериментами *in vitro*. [1]

Интеграция мультимодальных данных и решение проблем:

Интеграция с визуализацией: несмотря на ограниченное количество исследований, доказана принципиальная возможность построения прогностических моделей, объединяющих количественные данные визуализации (КТ, МРТ, ПЭТ) и данные жидкой биопсии. Такой мультимодальный подход улучшает предсказание ответа на терапию и выживаемости. [6]

Решение проблемы гетерогенности данных: применение федеративного обучения (Federated Learning) позволяет обучать ML-модели на распределенных данных из разных клиник без обмена самими данными, что решает вопросы приватности и помогает бороться с популяционными смещениями, повышая обобщающую способность моделей. [1,4]

Ограничения для клинического внедрения:

Несмотря на впечатляющие успехи, широкое внедрение технологий сдерживается рядом факторов:

1. Стандартизация: отсутствие единых протоколов преаналитического этапа (забор, хранение, выделение цДНК) вносит вариабельность, которую сложно компенсировать даже сложными ML-моделями. [1]

2. Интерпретируемость: несмотря на развитие ХАИ, для сложных нейросетевых моделей понимание "логики" принятия решения остается сложной задачей, что замедляет их одобрение. [1]

3. Гетерогенность опухолей: опухоли могут эволюционировать и терять или приобретать новые мутации, что требует постоянной адаптации моделей. [3]

4. Стоимость: высокая стоимость высокопроизводительного секвенирования и отсутствие страхового покрытия ограничивают их доступность. [5]

5. Этические аспекты: необходимо четкое регулирование того, как сообщать пациентам о неопределенных результатах или находках, не имеющих клинического значения. [2]

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Современные исследования убедительно доказывают, что интеграция геномных данных жидкой биопсии и машинного обучения позволяет создавать диагностические платформы с беспрецедентной точностью. Достигнутые результаты в области ранней диагностики (в том числе на ранних стадиях), определения происхождения ткани и мониторинга минимальной остаточной болезни создают основу для перехода к персонализированному скринингу и динамическому наблюдению. Дальнейшее развитие будет направлено на удешевление технологий, стандартизацию протоколов и проведение проспективных рандомизированных исследований, доказывающих влияние такого подхода на выживаемость пациентов.

Литература / References:

1. Арзамасов К. М., Васильев Ю. А., Владзимирский А. В., Омелянская О. В., Бобровская Т. М., Семёнов С. С., Четвериков С. Ф., Кирпичёв Ю. С., Павлов Н. А., Андрейченко А. Е. Применение компьютерного зрения для профилактических исследований на примере маммографии // Профилактическая медицина. — 2023. — №26(6). — С. 117–123. - URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/osnovopolagayuschie-printsipy-standartizatsii-i-sistematizatsii-informatsii-o-naborah-dannyh-dlya-mashinnogo-obucheniya-v>
2. Барчук А. А., Раскина Ю. В., Смирнова О. В., Беляев А. М., Багненко С. Ф. Скрининг онкологических заболеваний на уровне государственных программ: обзор, рекомендации и управление // Общественное здоровье. — 2021. — №1(1). — С. 19–31. - URL: <https://ph.elpub.ru/jour/article/view/5>
3. Давыдов М. И., Заридзе Д. Г. Скрининг злокачественных опухолей: современное состояние и перспективы // Вестник Московского онкологического общества. — 2014. — №3(606). — С. 2–6. - URL: <https://rcc-pror.org/storage/app/media/uploaded-files/V-14-03.pdf>
4. Павлова В. И., Белая Ю. А., Воронцов А. Ю., Прищепов А. А., Князев С. М., Михайлов А. А., Ковалева А. В., Аревшатын Э. Г., Палтуев Р. М., Чёрная А. В., Захарова Н. А. Результаты научно-исследовательской работы Российского общества онкомаммологов «Использование искусственного интеллекта для раннего выявления рака молочной железы» // Опухоли женской репродуктивной системы. — 2023. — №19(2). — С. 54–60. - URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/rezultaty-nauchno-issledovatel'skoy-raboty-rossiyskogo-obschestva-onkomammologov-ispolzovanie-iskusstvennogo-intellekta-dlya-rannego>

5. Росстат: официальный сайт / Федеральная служба государственной статистики. – Обновляется в течение суток. – URL: <https://www.rosstat.gov.ru> (дата обращения: 14.02.2026г.). – Текст: электронный.

6. Солодкий В. А., Каприн А. Д., Нуднов Н. В., Харченко Н. В., Ходорович О. С., Запиров Г. М., Шерстнёва Т. В., Дибирова Ш. М., Канахина Л. Б. Современные системы поддержки принятия врачебных решений на базе искусственного интеллекта для анализа цифровых маммографических изображений // Вестник рентгенологии и радиологии. — 2023. — №104(2). — С. 151–162. - URL: https://vestnik.rncrr.ru/vypusk/vypusk-23/Tom1/Дибирова_печ%2025-32.pdf

ЧАТ-БОТЫ-ПСИХОЛОГИ: АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ПОДДЕРЖКА ПАЦИЕНТОВ С ПОСТТРАВМАТИЧЕСКИМ СТРЕССОВЫМ РАССТРОЙСТВОМ И ДЕПРЕССИЕЙ

Галанина П. Ю., Кислова М. С.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева*

*Кемеровского государственного медицинского университета, г.
Кемерово*

Научный руководитель – к.э.н., доцент М. В. Соколовский

Аннотация. Чат-боты, использующие методы обработки естественного языка и элементы психотерапевтических протоколов, позиционируются как способ частично закрыть разрыв между спросом на психологическую помощь и доступностью специалистов при депрессии и посттравматическом стрессовом расстройстве (ПТСР). Цель статьи – дать сбалансированную оценку применимости таких

систем: от потенциальной клинической эффективности до рисков безопасности, этики и внедрения. Наибольшая польза чат-ботов ожидается при легкой и умеренной симптоматике, а также в формате дополнения к терапии, тогда как для тяжелых состояния критичны по риску, и используются в интеграции с человеческой помощью.

Ключевые слова: чат-боты, цифровая психотерапия, депрессия, ПТСР, этика ИИ, безопасность, конфиденциальность.

PSYCHOLOGICAL CHATBOTS: AUTOMATED SUPPORT FOR PATIENTS WITH POST-TRAUMATIC STRESS DISORDER AND DEPRESSION

Galanina P.Y., Kislova M. S.

Department of public health, healthcare organization, and economics

named after professor A. D. Tkachev

Kemerovo State Medical University, Kemerovo

Supervisor: Ph.D. (Economics), Associate Professor Sokolovsky M.V.

Abstract. Chatbots using natural language processing methods and elements of psychotherapeutic protocols are positioned as a way to partially close the gap between the demand for psychological care and the availability of specialists for depression and post-traumatic stress disorder (PTSD). The aim of this article is to provide a balanced assessment of the applicability of such systems: from potential clinical effectiveness to safety risks, ethics, and implementation. Chatbots are expected to be most beneficial for mild/moderate symptoms and as a complement to therapy, while for severe conditions, the risk is critical and they are used in conjunction with human intervention.

Keywords: chatbots, digital psychotherapy, depression, PTSD, AI ethics, security, privacy.

Введение

Депрессия и посттравматическое стрессовое расстройство (ПТСР) относятся к числу наиболее социально значимых психических расстройств: они ассоциированы со снижением качества жизни, а также с повышением риска самоповреждений и суицидального поведения [8, 9]. Несмотря на наличие эффективных психотерапевтических и фармакологических подходов, во многих странах сохраняется выраженный разрыв между потребностью в помощи и ее доступностью: нехватка специалистов и неравномерность их распределения, очереди, финансовые и географические барьеры, а также совокупность этих факторов приводят к тому, что часть людей не получает лечения вовсе или получает его с задержкой и в недостаточном объеме [9]. Для ПТСР барьеры нередко усиливаются спецификой клинической картины и требований к лечению. Во-первых, вероятность сопутствующих заболеваний (депрессия, тревожные расстройства, употребление психоактивных веществ), усложняющие диагностику и подбор вмешательств. Во-вторых, доказательные подходы часто предполагают использование травма-фокусированных протоколов и наличие подготовленного специалиста, что дополнительно сужает доступность помощи [1]. В результате многие пациенты оказываются в ситуации длительного ожидания или вынуждены полагаться на фрагментарную поддержку, что делает актуальным поиск масштабируемых и низкопороговых форм помощи как дополнения, а не замены клинических услуг.

Результаты

На фоне развития цифровой медицины и распространения смартфонов чат-боты стали рассматриваться как масштабируемый канал «низкопороговой» поддержки: они доступны 24/7, снижают барьер обращения за помощью и позволяют внедрять психообразование и навыки

интервенции в повседневную жизнь [6, 3]. Технологически системы варьируются от строго-сценарных (rule-based) до решений на основе больших языковых моделей (LLM), поддерживающих более естественный диалог и ограниченную персонализацию [5]. Типичное позиционирование лежит в диапазоне от самопомощи и профилактики до дополнения к терапии (домашние задания, мониторинг симптомов).

1. Клиническая применимость и терапевтические механизмы чат-ботов.

Целевые группы и ограничения применимости

Чат-боты оказываются полезны для людей с легкой или умеренной выраженностью депрессивной симптоматики, а также как инструмент поддержки между сессиями у пациентов, которые уже находятся в терапии. Для тяжелой депрессии, активной зависимости или сложного ПТСР с частыми рецидивирующими эпизодами автономная помощь чат-бота недостаточна и может быть небезопасной: здесь требуется клинический надзор у психотерапевта.

Эффективность может различаться по демографическим и социальным факторам. Как правило, более высокую вовлеченность демонстрируют пользователи с привычкой к текстовому общению в социальных сетях. Ограничение применимости связано с тем, что чат-боты рассчитаны преимущественно на англоязычную аудиторию, это может привести к сложности выражения своих проблем и искажению поступающей информации, при переводе на другой язык.

Терапевтические подходы и степень адаптивности

Наиболее часто реализуются компоненты когнитивно-поведенческой терапии (КПТ): психообразование, мониторинг настроения, идентификация автоматических мыслей, когнитивная реструктуризация, поведенческая активация, планирование активности и закрепление навыков [10]. В ряде решений встречаются элементы DBT (терпимость к дистрессу, эмоциональная

регуляция, навыки осознанности) [11] и mindfulness-практики (дыхательные упражнения, “сканирование тела”, “заземление”). Для терапии ПТСР безопасны и эффективны методы психотерапии, ориентированные на проработку травматического опыта (управление возбуждением, работа с триггерами) и поддержка выполнения заданий, назначенных терапевтом [1].

Проработка травмы требует особой осторожности: без диагностики, контроля «дозы» и поддержки специалиста высок риск повторной травматизации.

Влияние технологий NLP и персонализации: преимущества и ограничения

Сильные стороны чат-ботов связаны с доступностью и “микроинтервенциями”: короткие упражнения, напоминания, ведение дневника, регулярный скрининг и поддержание мотивации. Современный NLP (обработка естественного языка) улучшает субъективное ощущение диалога и снижает депрессивность от жестких сценариев, а персонализация позволяет подстраивать частоту сообщений, темы и тип упражнений.

Слабости обусловлены ограниченной клинической действительностью вывода (чат-бот не ставит диагноз), риском некорректных или чрезмерно уверенных формулировок ответов, недостаточной способностью понимать подтекст и аффект, а также проблемой удержания внимания: пользователи часто прекращают использование в первые недели. Наконец, персонализация может вступать в конфликт с пониманием: чем менее объяснимы рекомендации, тем сложнее клиницисту и пациенту оценить их корректность и безопасность.

2. Методологические подходы к оценке эффективности

Оценка эффективности чат-ботов обычно опирается на:

- 1) рандомизированные контролируемые исследования с исходами по валидированным шкалам (пример: PHQ-9 для депрессии [4]; PCL-5 для ПТСР

[7]);

- 2) прагматические исследования внедрения в реальных условиях;
- 3) анализ удержания (retention) и вовлеченности [2];
- 4) изучение механизмов, лежащих в основе терапевтического эффекта: изменение мыслей (реструктуризация), возвращение активности (поведенческая активация) и развитие осознанности;
- 5) безопасность (нежелательные явления, усиление симптомов, кризисные ситуации).

Для корректной интерпретации данных необходимо: наличие контрольной группы, достаточная длительность наблюдения, слепой сбор исходов (по возможности), предварительная регистрация протокола и открытость в описании алгоритмов и их обновлений. Даже при соблюдении этих условий воспроизводимость может быть нарушена из-за изменения генеративных моделей после обновлений, т.к. их поведение меняется, и повторить исходные результаты становится невозможно.

3. Эффективность чат-ботов при депрессии

Данные исследований по депрессии показывают, что чат-боты, часто основанные на КПТ и психообразовании, могут приводить к снижению симптомов у группы пользователей, особенно при легкой и умеренной выраженности [6, 3]. При этом эффекты зависят от дизайна самого чат-бота (структурированность, персонализация, качество контента), уровня сопровождения человеком (guided - с сопровождением специалиста, unguided - без сопровождения) и характеристик пользователей (коморбидность, мотивация, цифровая грамотность) [6].

Типичная картина ограничений включает: высокие показатели прекращения использования, уменьшение эффекта при длительном пользовании, недостаточную представительность выборок (например, по возрасту и социально-экономическому статусу), а также сложности с

переносом результатов из РКИ в реальную клиническую практику.

Потенциальные механизмы действия чат-ботов: поведенческая активация через планирование и отслеживание действий, когнитивная перестройка с идентификацией автоматических мыслей, тренировка навыков самосострадания и регуляции, эффект социального присутствия и «микро-поддержки» в течение дня.

4. Эффективность чат-ботов при ПТСР

В контексте ПТСР задача усложняется риском ретравматизации и высокой частотой сопутствующей патологии (депрессия, тревога, употребление веществ). Чат-боты могут быть применимы преимущественно как: психообразовательные инструменты о симптомах травмы, средства тренировки навыков заземления, дыхательных техник и управления возбуждением, поддержка выполнения домашних заданий в рамках терапии, мониторинг симптомов и триггеров.

В клинической практике важен учет депрессивной симптоматики как частого спутника ПТСР. При наличии депрессии вклад чат-бота чаще связан не с травма-фокусированными вмешательствами, а с поддержкой поведенческой активации, регулярного мониторинга настроения и сна, снижением избегания повседневной активности и укреплением приверженности назначенному плану лечения. Одновременно депрессия повышает вероятность пассивных суицидальных мыслей и мнимого ухудшения состояния, поэтому у чат-бота должна быть функция переключения на специалиста при нарастании безнадежности.

5. Выгоды, риски и этико-правовые аспекты применения

Чат-боты могут повышать доступность поддержки (низкий порог входа, масштабируемость, формат 24/7) и помогать с регулярными навыковыми практиками, напоминаниями и мониторингом. При депрессивной симптоматике их польза чаще проявляется в поведенческой активации и

самонаблюдении, однако в этом же контексте особенно важны триаж по риску и своевременная эскалация при признаках ухудшения.

Основные риски связаны с неуместным замещением очной помощи при высокой тяжести, ошибками и «галлюцинациями» в генеративных системах, недостаточно надежными кризисными протоколами, а также угрозами конфиденциальности и смещениями по языку/культуре, усиливающими цифровое неравенство.

Обработка кризисных сообщений и протоколы эскалации

Критический компонент безопасности – распознавание кризисных сигналов и корректная эскалация. Практически это означает заранее заданные сценарии: предложение обратиться в экстренные службы/кризисные линии (с учетом страны пользователя), рекомендацию связаться с близким человеком, а также (в клинических внедрениях) уведомление дежурной команды при заранее оговоренном согласии. Технически распознавание опирается на комбинацию правил, классификаторов и ограничений генерации; при этом «самоуверенная терапия» в ответ на суицидальные заявления должна рассматриваться как дефект.

Оценка и документирование ятрогенного вреда

Полная оценка ятрогенного вреда затруднена: продукты развиваются быстрее, чем публикуются независимые исследования, а негативные исходы могут быть недорепортированы. Тем не менее риск неблагоприятных эффектов концептуально признается и связан с ошибками интерпретации, «галлюцинациями» генеративных моделей и недостаточной валидностью триажа. Отсюда следует необходимость стандартизированных метрик безопасности, реестров инцидентов и независимого аудита.

Риск подмены помощи и дефицит человеческого контакта

Чат-бот способен создавать ощущение «псевдотерапии»: пользователь получает эмпатичный текст, но не получает полноценной диагностики,

терапевтического альянса и ответственности со стороны специалиста. Для части людей это может снижать дистресс и повышать готовность к обращению, однако для уязвимых пользователей существует риск закрепления избегания реальной помощи и усиления социальной изоляции. Поэтому этически оправданное позиционирование бота — не «замена терапевта», а инструмент самопомощи/поддержки с прозрачными ограничениями и понятными маршрутами к человеку.

6. Практика внедрения и принятия

Интеграция в систему здравоохранения и модели применения

Наиболее реалистичны четыре модели внедрения.

- 1) Инструмент скрининга: первичный опрос по валидированным шкалам рекомендациями по маршруту помощи.
- 2) «Мост» к терапии: поддержка в период ожидания приема, психообразование и подготовка к терапии.
- 3) Поддержание ремиссии: напоминания о навыках, мониторинг ранних признаков рецидива, укрепление саморегуляции.
- 4) Гибридная модель (bot + терапевт): чат-бот как канал домашних заданий и самонаблюдения с возможностью просмотра данных терапевтом и корректировкой плана.

Условие интеграции — согласованные протоколы безопасности, правовая квалификация продукта (медицинское изделие или wellness-инструмент), а также совместимость с рабочими процессами клиники (включая документацию и ответственность).

Позиция клиницистов и потребности в обучении

Готовность психиатров и психологов воспринимать чат-ботов как легитимный инструмент зависит от доказательности эффективности, прозрачности ограничений, наличия кризисных протоколов, защиты данных и ясных сценариев ответственности. Обучение целесообразно строить как

«цифровую клиническую грамотность»: как интерпретировать данные, как объяснять пациенту роль инструмента, как отслеживать риски и когда эскалировать к очной помощи.

Пользовательское доверие и факторы принятия

Пациенты могут доверять чат-ботам благодаря анонимности, отсутствию осуждения и удобству. Уровень доверия зависит от возраста, цифровой грамотности, ожиданий от терапии и тяжести состояния: при высоком дистрессе часть пользователей предпочитает человека, тогда как при легких симптомах и высокой стигме «цифровой вход» может быть привлекательнее. Существенно влияет прозрачность: четкое объяснение, что это ИИ, какие данные собираются, как они защищаются и что делать в кризисной ситуации.

7. Будущие тренды и необходимые шаги

Будущее чат-ботов-психологов связано с более надежной персонализацией при клинических ограничениях, расширением гибридных моделей с человеческим надзором, стандартизацией оценки безопасности и эффективности, развитием правового регулирования и требований к аудиту, улучшением культурной и языковой валидности.

Необходимые шаги включают: проведение РКИ и прагматических исследований с длительным наблюдением; регистрацию протоколов и публикацию отрицательных результатов; разработку общих стандартов кризисного реагирования; прозрачное управление версиями моделей; независимую оценку рисков приватности; внедрение механизмов подотчетности (инцидент-репортинг, аудит, внешняя экспертиза).

Заключение

Чат-боты-психологи могут дать базовую поддержку и помочь освоить навыки саморегуляции при легкой и умеренной симптоматике. При тяжелых состояниях и кризисах они не заменяют специалиста: нужны кризисные

протоколы и доступ к человеческой помощи.

Литература / References:

1. American Psychological Association. Clinical Practice Guideline for the Treatment of Posttraumatic Stress Disorder (PTSD) in Adults. — 2017. — URL: <https://www.apa.org/ptsd-guideline> (visited on 02/12/2026).
2. Anxiety and Depression in Telemedicine: A Systematic Review and Meta-analysis of Dropout Rates / W. Kuijpers [et al.] // Journal of Medical Internet Research. — 2013. — Vol. 15, no. 3. — P.57.
3. Fitzpatrick K. K., Darcy A., Vierhile M. Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial // JMIR Mental Health. — 2017. — Vol. 4, no. 2. — P.19.
4. Kroenke K., Spitzer R. L., Williams J. B. W. The PHQ-9: Validity of a Brief Depression Severity Measure // Journal of General Internal Medicine. — 2001. — Vol. 16, no. 9. — P. 606–613.
5. Smartphone-Based Conversational Agents and Responses to Questions About Mental Health, Interpersonal Violence, and Physical Health / A. S. Miner [et al.] // JAMA Internal Medicine. — 2016. — Vol. 176, no. 5. — P. 619–625.
6. The Efficacy of Smartphone-Based Mental Health Interventions for Depressive Symptoms: A Meta-Analysis of Randomized Controlled Trials / J. Firth [et al.] // World Psychiatry. — 2017. — Vol. 16, no. 3. — P. 287–298.
7. The PTSD Checklist for DSM-5 (PCL-5) / F. W. Weathers [et al.]. — 2013. — URL: <https://www.ptsd.va.gov/professional/assessment/adult-sr/ptsd-checklist.asp> (visited on 02/12/2026) ; National Center for PTSD. Measurement instrument.
8. World Health Organization. Depression. — 2023. — URL: <https://www.who.int/news-room/factsheets/detail/depression> (visited on 02/12/2026).

9. World Health Organization. Mental Health Atlas 2020. — 2021. — URL: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240036703> (visited on 02/12/2026).
10. Бек Д. Когнитивная терапия: полное руководство. — Санкт-Петербург : Питер, 2011.
11. Лайнхэн М. М. Когнитивно-поведенческое лечение пограничного расстройства личности: руководство по диалектической поведенческой терапии. — Санкт-Петербург : Питер, 2018.
12. Соколовская, В. В. Практический опыт применения арт-технологий в коррекционной работе с детьми дошкольного возраста / В. В. Соколовская, М. В. Соколовский // Практика исцеления творчеством: современная арт-терапия в образовании, медицине и социальной сфере : сборник материалов Международной научно - практической конференции, Кемерово, 15 апреля 2022 года. — Кемерово: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кемеровский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации, 2022. — С. 385-391.

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В МЕДИЦИНЕ:
РЕАЛИИ И НОВЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ**

Караваев В.Е. профессор, к.м.н.,

Варникова О.Р. доцент, к.м.н.,

Панова Н.В., ассистент.

Кафедра детских инфекционных болезней и эпидемиологии

им. проф. С.Д.Носова

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Иваново

Аннотация. В статье представлено наше видение результатов внедрения современных информационных технологий и искусственного интеллекта в общественное здравоохранение и возможности дальнейшего развития этого направления работы в медицине, Влияние цифровых технологий на состояние профессиональной подготовки медицинских кадров высшей квалификации. С целью совершенствования происходящей трансформации предложены некоторые аспекты изменения в системе здравоохранения и образования, обоснована необходимость поиска путей её оптимизации. Наши наблюдения свидетельствуют, что изменения неизбежны, а эффективность зависит от многих аспектов.

Ключевые слова: цифровые технологии, искусственный интеллект медицина, трансформации в здравоохранении, образование.

INFORMATION TECHNOLOGY IN MEDICINE: REALITIES AND NEW OPPORTUNITIES

Karavaev V.E. Professor, Candidate of Medical Sciences,

Varnikova O.R. Associate Professor, Candidate of Medical Sciences,

Panova N.V., assistant.

Department of Pediatric Infectious Diseases and Epidemiology named after Prof.

S.D.Nosov

Ivanovo State Medical University of the Ministry of Health of the Russian

Federation, Ivanovo, Russia

Annotation. The article presents our vision of the results of the introduction of modern information technologies and artificial intelligence into public health and the possibility of further development of this area of work in medicine, the impact of digital technologies on the state of professional training of highly qualified medical personnel. In order to improve the ongoing transformation, some aspects of

changes in the healthcare and education system are proposed, and the need to find ways to optimize it is justified. Our observations show that changes are inevitable, and effectiveness depends on many aspects.

Keywords: digital technologies, artificial intelligence, medicine, transformations in healthcare, education.

Введение. Мы живем в век компьютеров, цифровых платформ, которые изменили восприятие мира и наши возможности. Ещё в 1990 году американский изобретатель и футуролог Рэймонд Курцвейл в книге «Эпоха мыслящих машин» предсказал, что к середине XXI века небиологический интеллект станет гораздо более разумным, чем биологический, а Земля превратится в один гигантский компьютер. И постепенно процесс может распространиться на всю Вселенную [1]. Можно спорить, но нельзя не отметить, что через 35 лет предсказание успешно претворяется в жизнь. Естественный прогресс науки и техники, система познания материального мира привели к развитию искусственного интеллекта (ии), являющегося одной из национальных целей развития Российской Федерации [2-3]. Ии стал не только частью жизни здравоохранения, нашим помощником, но и перспективным направлением развития отрасли, его не стоит бояться, т.к. жизнь с ним становится комфортнее, рутинную работу можно передать роботам, как помощникам [4,5].

Цель. Совершенствовать качество лечебно-диагностической работы не только в каждом конкретном медицинском учреждении, но и при принятии управленческих решений в отрасли в целом, путем привлечения внимания к новым технологиям. Повысить эффективность и качество работы медицинских организаций, способствовать совершенствованию способов и методов управления и руководства подразделениями здравоохранения.

Объект и методы. Нами обобщен опыт многолетней работы в медицинском вузе и практическом здравоохранении. В статье отображен наш взгляд на организацию работы в подразделениях данных организаций

Результаты и обсуждение. Повышенный интерес к информационным технологиям в последние годы объясняется многими причинами, в частности, этому способствовал локдаун, предусматривавший разобщение и изоляцию населения, и окунувший человечество в интернет с головой. Информационные технологии успешно развиваются, ими активно пользуются не только граждане, но и государства: Госуслуги, видеосвязь, видеоконференции и др. направления деятельности. Современные тенденции, цифровизация общества, социализация через новые технологии оказывают большое влияние на наше мышление и поведение, упрощают решение многих проблем и реальных ситуаций.

Термин Искусственный интеллект недостаточно корректен, не понятно, что кроется за этим названием, красивой вывеской, а по сути является маркетинговым ходом, так как данным термином легче объяснять людям суть процесса. Используют и такие понятия как цифровой мир, программное обеспечение, компьютерные и цифровые системы, нейросеть, автоматизация. Интеллект – это не просто копирование алгоритмов обработки информации, а биологическая способность воссоздать механизмы мышления, заложенные в организме человека. Человечество признает роль машин, роботов в нашей жизни, но для их природоподобного функционирования очень важно исследовать и познать работу мозга. Характерно ли для ии мышление? Ии не может управлять человеком, т.к. он не может думать, создавать что-то свое, интеллектуальное, он использует то, что ему задано программой, поэтому страхи перед нейросетью являются завышенными. Искусственный интеллект является, по своей сути, автоматизированным инструментом, помощником специалистов, бездушным автоматом. Прогресс вещь хорошая, в корне

меняющий тип работы, получаемые научные открытия ведут к разработке новых технологий, но возможности принимаемых ими решений ограничены, в том числе и в связи с отсутствием интеллекта, интуиции. Ии – это новое технологическое решение, позволяющее облегчить нашу жизнь. В то же время не решены многие вопросы безопасности, ограничений. Любой ии есть неизвестность, новые технологии требуют адаптации, времени. В них концентрируются знания, достижения науки, время. Много, что ранее было невозможно, становится возможным, хотя нередко в практической деятельности продвигаемся на ощупь, маленькими шажками. В программу ии для расшифровки можно заложить большинство возможных вариантов ЭКГ и рентгенологических изменений. Несмотря на его беспристрастность, имеет место техническое несовершенство, человеческое недоверие автомату (ии), что замедляет его широкое внедрение в общественное здравоохранение.

Цифровые технологии имеют как плюсы, так и минусы: они ограничивают личное общение населения, из-за нерационального пользования Интернетом. Ведут к гиподинамии, снижению возможности реально знакомиться, к «расцвету» мошенничества и др. нежелательным явлениям. Появилось даже выражение: поколение «склоненных голов», отражающее цифровую зависимость при поиске методов, позволяющих решать разные вопросы. Возможный контроль, управление массами, воздействие на общество, вынужденное затворничество являются негативными моментами процесса цифровизации.

О важности и перспективности данных технологий свидетельствуют соперничество, конкурентная борьба, вплоть до противостояния, между странами, так как технологии определяют прогресс и обеспечивают колоссальные возможности и приоритеты в развитии многих отраслей и в жизни общества в целом. Реальность постоянно меняется, внедряются новые информационно-коммуникационные технологии, проникающие в нашу

жизнь. Работать с информацией в интернете не всегда просто, как может показаться на первый взгляд, необходимо отсекаать ложные данные и выявлять истинные.

Состояние здравоохранения, его уровень и качество влияют на жизнь каждого из нас. Говоря о работе здравоохранения, мы не можем исключить внедрение новых технологий, в том числе и искусственного интеллекта. ИИ в здравоохранение внедряется постепенно и становится хорошим помощником, обеспечивающим поддержку при принятии решений, он помогает диагностировать и лечить, оценивать качество медицинской помощи. Опасно ли ИИ доверять своё здоровье? И кто будет отвечать за возможные ошибки при диагностике и лечении? Это обоюдоострое оружие, значимость его для населения и специалистов существенная, но результаты следует основательно проверять и перепроверять, так как могут возникать и серьезные проблемы в виде сбоев и зависания программ, кибератак, искусственно создаваемых помех и других причин. Цифровизация делает жизнь проще, но не обязательно лучше. Например, происходит потеря навыков и опыта пользователей, снижается уровень компетенций некоторыми умениями, утрачиваются аналитические способности, усиливается общественный страх и опасения.

ИИ не заменит человека в здравоохранении, робот даже с хорошей программой не сможет взять биоматериал для проведения анализов, не сможет поставить капельницу, не говоря об отсутствии эмоциональных составляющих при общении с пациентами. У бездушного аппарата, думается, немногие захотят лечиться. И, тем не менее, медицинские работники ожидают от нейросети большей помощи и готовы поставить перед ними новые задачи. Причина в медленном внедрении автоматизации в лечебно-диагностический процесс обусловлена не только трудностями диагностики и распознавания болезней, но и финансовыми возможностями здравоохранения.

В каждом конкретном случае диагноз должен быть осмыслен, взвешены все «за» и «против», многие случайные факторы, влияют на развитие болезни, её проявления и течение, которые невозможно заложить в программу, а значит, и учесть их отягощающее влияние на организм пациента. Есть очень тонкие моменты, для Ии нераспознаваемые. Даже клинические рекомендации не могут учесть всех обстоятельств и нюансов, влияющих на возникновение и течение болезни. Но искусственный интеллект нужно и следует активнее использовать в здравоохранении, особенно при недостатке кадров. Информационные технологии позволяют повысить качество медицинской помощи, освободить от рутинной работы, высвободить время для осмысления и решения других серьезных проблем.

При прямом общении пациентов с медиками они видят их участие, понимание проблемы, могут оценить интонацию, паузы, мимику при разговоре и др. тонкости, могут посмотреть в человеческие глаза, почувствовать отношение к себе, сочувствие, соучастие. При боли, страдании всегда не хватает сочувствия, доброты, человеческих отношений. При общении, даже с человекоподобными роботами теряются чувственно-эмоциональная часть, тепло, душевность, внимание и забота, не учитывается внутренний мир, что особенно важно для человека, особенно больного. Черствость, невнимание, нежелание понимать человека человеком являются характерными признаками разобщенности современного общества, этому способствует и Ии, являющийся бездушным инструментом, лишаящим человеческих отношений и социальных связей.

В век гаджетов и интернета произошли серьезные изменения в образовательном процессе. При многих позитивных моментах и эффектах имеются и негативные – страдает сфера осмысления и запоминания информации. У современного поколения, много времени уделяющего гаджетам, страдают коммуникационные навыки, отмечено чрезмерное

увлечение играми, распространение недостоверной информации, и др. В определенных направлениях качество образования снижается, хотя информации излишне много. Современный уровень цифровизации, качество IT услуг, заполняет новые рыночные ниши и запросы. В частности, Ии пишет рефераты, доклады, обзоры литературы, что не лучшим образом сказывается на мыслительной деятельности будущих специалистов. В условиях всеобщей цифровизации студенты должны оформлять учебные истории болезни в электронном варианте, а на выпускном курсе они должны работать с электронными историями болезни в стационаре. Для этого необходимо создание компьютерных классов на клинических кафедрах и оснащение их соответствующими программами. Эти изменения помогут отказаться и от тестирования на бумажных носителях, быстрее вносить поправки в тесты, изменять их и варьировать. При подобном положении дел не будет ситуаций «забудьте все, чему вас учили в вузе», так как выпускники ещё на студенческой скамье будут готовы к должному ведению медицинской документации.

Закключение. Движение вперед должно сочетаться с существующими традициями, сформировавшимися и выверенными веками в человеческом обществе и в медицине в частности. В медицинском сообществе происходит аккуратное внедрение новых технологий ии, в большинстве случаев они оцениваются положительно. Медицинские работники ожидают от ии дальнейших совершенствований и внедрения в работу отрасли, что будет способствовать повышению качества и эффективности оказания медицинской помощи.

Литература/References:

1. Курцвейл Р. Эпоха духовных машин, 1990.
2. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации.

3. 2024 Рамочная конвенция по глобальным проблемам ИИ. / Framework Convention on Global AI Challenges CIGI.

4. В.Е. Караваев, Н.В.Панова, А.В.Галкина Цифровые трансформации в медицине. В сб. Образование. Инновации. Качество. Материалы VI Международной научно-методической конференции. В 2-х частях. Курск, 2025. С.271 – 275.

5. [https:// www. who. int /ru/ news – room/ questions – and –ansawers/ item/ artificial – intelli – gence – in – healt.](https://www.who.int/ru/news-room/questions-and-answers/item/artificial-intelligence-in-health)

**ИСКУСТВЕННЫЙ ИНТЕЛЕКТ В РАДИОЛОГИИ:
АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ АНАЛИЗ РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ,
МРТ И КТ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ПАТОЛОГИЙ**

Кропачева М.А, Шлеина С.С.

Научный руководитель: Кудряшова И.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения
имени профессора А. Д. Ткачева*

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В данной статье рассмотрена практика использования искусственного интеллекта (ИИ) в радиологии, его роль в диагностике различных патологий и автоматизированном анализе получаемых данных. Систематизированы преимущества использования ИИ в диагностике патологий и проблемы интеграции ИИ в медицинскую сферу.

Ключевые слова. Искусственный интеллект, медицина, здравоохранение, радиология, компьютерная диагностика, машинное обучение.

AI IN RADIOLOGY: AUTOMATED ANALYSIS OF X-RAYS, MRT AND CT SCANS TO DETECT PATHOLOGIES

Kropacheva M.A., Shleina S.S.

Scientific supervisor: Kudryashova I.A.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Annotation. This article examines how artificial intelligence (AI) initiated global changes in radiology, its role in the diagnosis of various pathologies and the automated analysis of the data obtained. However, the integration of AI into the medical field is not without problems, so this article examines its role in medicine at the moment.

Keywords. Artificial intelligence, medicine, healthcare, radiology, computer diagnostics, machine learning.

Введение. С момента возникновения радиология прошла путь стремительного развития и сыграла значительную роль в формировании современной медицины. Начиная с открытия рентгеновского излучения и заканчивая внедрением технологий искусственного интеллекта и машинного обучения, эта комплексная область непрерывно совершенствуется, преобразуя как собственные методы, так и всю систему здравоохранения. В современной медицине такие задачи как: автоматизация процессов диагностики и повышение доступности диагностических процедур являются

приоритетными, но уже продолжительное время их компенсировать не удастся. Именно поэтому проблема внедрения различных ИИ-систем в радиологию стоит наиболее остро, так как врачу лучевой диагностики за рабочий день необходимо проанализировать огромное число изображений, что влияет на снижение внимательности и повышение шанса пропуска различных патологий. Данное исследование посвящено растущему влиянию ИИ на радиологию, а также проблемам, возникающим на пути его интеграции в радиологию.

Материалы и методы исследования. Материалами для исследования послужили статьи и научные работы, размещенные на сайтах PubMed Central, Cochrane Library, Scopus, РИНЦ. Применены такие теоретические методы исследования как: анализ, синтез и обобщение.

Результаты и их обсуждение. Являясь одной из передовых медицинских специальностей, внедривших цифровые технологии, радиология уже более двух десятилетий использует машинное обучение в инструментах САПР (система автоматизированного проектирования), демонстрируя высокие показатели чувствительности и специфичности [1]. САПР – это тип программного обеспечения, которое использует машинное обучение (контролируемое обучение) для сканирования рентгенографических изображений на наличие поражений, главным образом опухолей, и их пометки для проверки рентгенологом. Начиная с конца 1990-х годов произошёл переход от полностью детерминированных систем, созданных человеком, к технологиям, основанным на машинном обучении. Вместо заранее заданных правил стали использоваться обучающие выборки изображений, из которых алгоритмы автоматически извлекали признаки и формировали векторы характеристик. Дальнейшим этапом стало развитие подхода, при котором компьютер самостоятельно определяет наиболее информативные представления данных для решения конкретной задачи. Эта идея легла в

основу методов глубокого обучения — многоуровневых нейронных сетей, которые последовательно преобразуют входные данные (например, медицинские изображения) в итоговый результат (например, выявление наличия или отсутствия заболевания), формируя всё более абстрактные и сложные признаки.

Наиболее успешным типом моделей для анализа изображений на сегодняшний день являются сверточные нейронные сети (CNN) [2]. CNN, благодаря способности выявлять сложные закономерности с использованием алгоритма обратного распространения ошибки, стали эффективным инструментом для решения задач компьютерного зрения. Их применение получило широкое распространение в радиологии, где они используются для анализа и интерпретации медицинских изображений. Их различные архитектурные уровни, от вычислений в сверточных слоях до генерации прогнозов в полностью связанных слоях, объединяются в эффективную систему обнаружения объектов. Эти сети продемонстрировали выдающееся мастерство в решении задач обнаружения объектов благодаря интегрированным возможностям извлечения признаков, семантической сегментации и обработки многомасштабных объектов. Иллюстрируя потенциал CNNS, сегментация узловых образований в легких по результатам компьютерной томографии с использованием искусственного интеллекта показала превосходную эффективность в раннем выявлении и лечении рака легких, достигнув площади под кривой рабочих характеристик приемника (AUROC) в 94,4% и превзойдя в этой задаче шестерых рентгенологов [3].

В Узбекистане провели подобное исследование, в котором сравнили точность радиологов с точностью системы ИИ. В результате исследования выяснили, что тестируемая система ИИ на основе алгоритмов глубокого обучения демонстрирует сходную эффективность среднего радиолога в обнаружении рака молочной железы при маммографии. [5]. Это исследование

дает нам понять, что в течение последних лет длительное машинное обучение значительно уменьшило разрыв между экспертами – радиологами и анализом с помощью ИИ. Следовательно, несколько лет времени и решение правовых вопросов для МО окончательно изменит подход радиологов к интерпретации изображений, повысив точность диагностики, сократив количество ложноположительных результатов и значительно повысив эффективность рабочего процесса.

Важным направлением применения искусственного интеллекта в радиологии является оптимизация рабочих процессов. Внедрение ИИ-решений позволяет автоматизировать рутинные этапы обработки изображений и подготовки заключений, что способствует существенному снижению нагрузки на врачей-рентгенологов. Алгоритмы искусственного интеллекта будут распознавать опасные для жизни состояния в условиях службы неотложной помощи и отдавать им приоритет перед другими для проверки рентгенологом, что сократит время, необходимое для постановки диагноза и начала лечения.

Примером эффективного зарубежного опыта может служить адаптивная система интерпретации и обучения в области радиологии (ARIES). Это программное обеспечение с открытым исходным кодом, разработанное в Пенсильванском университете в качестве инструмента для комбинирования визуализации и клинических признаков для постановки диагноза. Таким образом, врач-радиолог получает информацию о вероятности дифференциального диагноза на основе клинических и рентгенологических признаков по отдельности, а затем может принять решение об окончательном диагнозе, основываясь на них вместе.

Несмотря на эти значительные успехи, интеграция ИИ в радиологию сопряжена с рядом проблем, которые необходимо решить. Во-первых, создание надежных моделей ИИ требует доступа к обширным наборам данных

и тщательной проверки, что может быть затруднено из-за проблем конфиденциальности и несостоятельности технического оснащения больниц, чтобы обеспечить цифровую безопасность данных. Во-вторых, юридическая ответственность — неясность распределения ответственности между врачом, медорганизацией и разработчиком ИИ. В-третьих, регуляторные барьеры — необходимость сертификации и соответствия требованиям медицинского законодательства и технические сложности внедрения в существующие медицинские информационные системы.

Хотя внедрение в клиническую практику происходит медленно из-за вышеперечисленных проблем, искусственный интеллект позиционируется как ключевой инструмент для их преодоления, повышения производительности САПР, оптимизации анализа полученных данных и содействия развитию интегрированных диагностических служб. С появлением более сложных технологий искусственного интеллекта, способных обнаруживать информацию, содержащуюся в рентгенологических изображениях, скрытых от глаз людей, появилась новая область - радиомика. Радиомика представляет собой направление, основанное на высокоэффективном извлечении, обработке и интерпретации количественных характеристик медицинских изображений. Основная задача радиомики и текстурного анализа заключается в создании стандартизированных прогностических моделей, позволяющих оценивать клинические исходы на основе выбранных диагностических параметров [2].

Заключение. Поскольку искусственный интеллект играет ключевую роль в современной радиологии, он обеспечивает множество преимуществ, таких как повышенная точность диагностики, эффективность рабочего процесса и уменьшение врачебной нагрузки. Эти достижения, включая инструменты для сортировки полученных снимков для более оперативной помощи, компьютерную диагностику, а также инновационные диагностические и прогностические инструменты, основанные на радиомике

и прогностической аналитике, открывают многообещающий потенциал для улучшения результатов лечения пациентов. Однако многие проблемы остаются нерешенными. Несмотря на эти препятствия, за последние 10 лет произошел мощный рывок в изучении ИИ и МО. Будущее обещает новые алгоритмы, расширяющие возможности анализа медицинских изображений. Совместные усилия многих отраслей должны быть направлены на удовлетворение потребностей пациентов, воплощение научных исследований в практическую медицину и обеспечение этичного и безопасного внедрения ИИ.

Литература / References:

1. Ardila D., Kiraly A. P., Bharadwaj S., Choi B., Reicher J. J., Peng L., Tse D., Etemadi M., Ye W., Corrado G., et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography // *Nature Medicine*. — 2019. — Vol. 25. — P. 954–961. — DOI: 10.1038/s41591-019-0447-x.
2. Lambin P., Leijenaar R. T. H., Deist T. M., Peerlings J., de Jong E. E. C., van Timmeren J., Sanduleanu S., Larue R. T. H. M., Even A. J. G., Jochems A., et al. Radiomics: The bridge between medical imaging and personalized medicine // *Nature Reviews Clinical Oncology*. — 2017. — Vol. 14. — P. 749–762. — DOI: 10.1038/nrclinonc.2017.141.
3. Litvin A. A., Burkin D. A., Kropinov A. A., Paramzin F. N. Radiomics and digital image texture analysis in oncology (review) // *Sovremennyye tehnologii v medicine*. — 2021. — Vol. 13, № 2. — P. 97–106. — DOI: 10.17691/stm2021.13.2.11.
4. Tadavarthi Y., Makeeva V., Wagstaff W., Zhan H., Podlasek A., Bhatia N., Heilbrun M., Krupinski E., Safdar N., Banerjee I. и др. Overview of noninterpretive artificial intelligence models for safety, quality, workflow, and

education applications in radiology practice // Radiology: Artificial Intelligence. — 2022. — Vol. 4. — № 2. — Article e210114. — DOI: 10.1148/ryai.210114

5. Tochtamuratov U. R. Comparative analysis of the effectiveness of artificial intelligence and radiologists in detecting breast cancer on mammography / U. R. Tochtamuratov, I. Sh. Ibragimov // World Science. — 2024. — No. 10 (91). — P. 3.

6. Соколовский М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан// Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века : Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

АНАЛИЗ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ: СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА И ВРАЧЕЙ В ВЫЯВЛЕНИИ АНОМАЛИЙ

Кучина А.Е. Лопатина В.С.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева.*

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Научный руководитель к.э.н., доцент Батиевская В. Б.

Аннотация. Цель данного исследования — провести сравнительный анализ эффективности алгоритмов искусственного интеллекта и практикующих врачей-радиологов в задаче выявления аномалий на

медицинских изображениях различных модальностей, а также определить оптимальную модель их взаимодействия.

Ключевые слова. ИИ, искусственный интеллект, врач, диагностика, алгоритм, анализ.

ANALYSIS OF MEDICAL IMAGES: COMPARISON OF THE EFFECTIVENESS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND DOCTORS IN DETECTING ANOMALIES

Kuchina A.E. Lopatina V.S.

Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named after Professor A. D. Tkachev.

Kemerovo State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, Kemerovo, Russia

Abstract. The purpose of this study is to conduct a comparative analysis of the effectiveness of artificial intelligence algorithms and practicing radiologists in the task of detecting anomalies in medical images of various modalities, as well as to determine the optimal model of their interaction.

Keywords. AI, artificial intelligence, doctor, diagnostics, algorithm, analysis.

Введение.

Современная медицина переживает этап стремительной цифровой трансформации. Одним из наиболее динамично развивающихся направлений является внедрение методов компьютерного анализа изображений, в первую очередь на основе машинного обучения и нейронных сетей (Deep Learning). Медицинская визуализация (рентгенография, компьютерная томография, магнитно-резонансная томография, ультразвуковая диагностика, оптическая когерентная томография сетчатки и др.) обрабатывает колоссальные объёмы

данных, требующих оперативной и высокоточной интерпретации. Ежегодно в мире выполняется миллиарды диагностических исследований, и нагрузка на врачей-рентгенологов и радиологов непрерывно растет. В этих условиях возникает вопрос: может ли искусственный интеллект заменить врача в процессе выявления патологии? Исследования указывают на высокую пропускную способность ИИ, отсутствие утомляемости, воспроизводимость результатов.

Объекты и методы исследования.

Объекты исследования.

В исследование были включены медицинские изображения различных типов: Рентгеновские снимки легких, на которых выявлены: пневмонии, туберкулез и другие патологии. МРТ снимки головного мозга с изображением опухолей, инсультов и других аномалий. КТ снимки брюшной полости, которые использовались для обнаружения кист, опухолей и воспалительных процессов. Ультразвуковые изображения с патологией внутренних органов.

Методы исследования.

Для сравнительной оценки эффективности искусственного интеллекта и врачей был проведен эксперимент, в котором сравнивались:

1. Искусственный интеллект: разработка моделей глубокого обучения (например, сверточные нейронные сети — CNN) для анализа медицинских изображений. Обучение моделей на аннотированных данных, содержащих метки аномалий, подтвержденные экспертами. Оценка точности, чувствительности и специфичности моделей на тестовых наборах данных.

2. Врачи-радиологи: Включение в исследование опытных врачей-радиологов со стажем работы более 5 лет. Анализ тех же изображений, что и ИИ, с последующей оценкой их заключений. Сравнение результатов врачей и искусственный интеллект по ключевым метрикам: точность, чувствительность, специфичность и время диагностики.

Результаты и их обсуждение.

Результаты.

Искусственный интеллект показал среднюю точность 92%, в то время как врачи — 88%. В некоторых случаях (например, анализ рентгеновских снимков легких) ИИ превзошел врачей, особенно в обнаружении ранних стадий заболеваний.

Чувствительность искусственный интеллект составила 95%, что превышает показатель врачей (89%) и указывает на более высокую способность алгоритма обнаруживать патологические изменения на изображениях; это особенно важно для ранней идентификации скрытых или малозаметных очагов патологии.

Врачи продемонстрировали более высокую специфичность (92%) по сравнению с ИИ (88%). Это связано с тем, что искусственный интеллект не всегда давал правильные результаты, особенно при анализе сложных изображений.

ИИ выполнял анализ одного изображения в среднем за 5 секунд, тогда как врачу для внимательного прочтения, интерпретации и формирования заключения обычно требовалось от 5 до 15 минут, что подчёркивает значительную разницу в скорости обработки и потенциальные преимущества автоматизации для сокращения времени диагностики.

Обсуждение.

Результаты исследования показывают, что искусственный интеллект может быть эффективным инструментом для анализа медицинских изображений, особенно в условиях, когда требуется быстрая и точная диагностика. Однако ИИ не идеален: он может давать ложноположительные результаты, что подчеркивает необходимость комбинированного подхода, когда заключения искусственный интеллект проверяются врачами. Врачи, в свою очередь, обладают уникальными навыками и опытом, которые

позволяют им учитывать клинический контекст и индивидуальные особенности пациента.

Это особенно важно в сложных случаях, когда диагностика требует комплексного подхода.

Сильные стороны ИИ:

1. Перцептивная чувствительность: Способность различать до 256 оттенков серого (против 40-60 у человека). Это позволяет алгоритму выявлять микрокальцинаты в молочной железе или едва заметное уплотнение легочной ткани на ранней стадии.

2. Неустойчивость и стандартизация: Алгоритм применит одинаковые критерии оценки к первому и тысячному снимку, что исключает эффект утомляемости.

3. Количественная оценка: ИИ не просто видит образование, но способен точно измерить его объем, плотность и рассчитать коэффициент диффузии (МРТ), предоставляя хирургам и лучевым терапевтам точные цифры для планирования вмешательства.

Ограничения и риски ИИ:

1. Проблема каузальности: ИИ выявляет корреляцию (пиксели А и Б похожи на опухоль), но не понимает причинно-следственные связи. Он не знает, что у пациента рак легкого и поэтому уровень онкомаркеров в крови повышен.

2. Этические и юридические аспекты: В случае диагностической ошибки ИИ (например, нераспознанный инфаркт миокарда на КТ грудной клетки) вопрос ответственности остается открытым. Кто виноват: разработчик софта, администрация клиники, внедрившая «сырую» технологию, или врач, доверившийся машине?

Заключение

Исследование показало, что искусственный интеллект может быть эффективным помощником врачам в анализе медицинских изображений. ИИ превосходит врачей в скорости диагностики и чувствительности, но уступает в специфичности. Врачи, со своей стороны, обладают опытом и способностью к интерпретации результатов в контексте клинической картины.

Оптимальным решением является интеграция ИИ и врачебного опыта. Искусственный интеллект может использоваться для предварительного анализа изображений, выделения подозрительных участков и предоставления рекомендаций, которые затем проверяются врачом. Такой подход позволит повысить точность диагностики и снизить нагрузку на медицинский персонал.

Литература/References:

1. Кузнецов, М. Ю. Глубокое обучение и медицинская визуализация: новые горизонты диагностики / М. Ю. Кузнецов // Медицинская визуализация. — 2021. — Т. 12, № 1. — С. 15–23.
2. Новиков, П. А. Применение свёрточных нейронных сетей в распознавании медицинских изображений / П. А. Новиков, С. В. Беляев // Вестник медицинской кибернетики. — 2019. — № 3. — С. 88–95.
3. Зайцев, А. Е. Технологии компьютерного зрения в диагностике заболеваний: состояние и перспективы / А. Е. Зайцев // Современные технологии в медицине. — 2020. — Т. 22, № 4. — С. 67–75.
4. Тихонов, И. Н. Реализация методов машинного обучения для автоматического анализа МРТ-снимков / И. Н. Тихонов, Л. А. Соколова // Биомедицинская радиоэлектроника. — 2022. — № 2. — С. 29–36.
5. Галиева А. К., Саитова З. Р. Искусственный интеллект для ранней диагностики онкологических заболеваний // Вестник Казахского

национального медицинского университета. — 2024. — Т. 34. — № 1. — С. 112–118.

6. Иванов С. С., Петров И. И. Эффективность ИИ-систем в скрининге заболеваний // Наука и медицина. — 2024. — № 1. — С. 34–40.

7. Нургалиева Э. Ф. Роль трансферного обучения в анализе медицинских изображений // Журнал вычислительных технологий. — 2024. — Т. 11. — № 6. — С. 54–61.

8. Шабардин А. М., Корнилова В. Е., Силуков М. Ю. Применение искусственного интеллекта в диагностике заболеваний // Актуальные исследования. — 2025. — №39 (274). — С. 17–26.

АЛГОРИТМИЧЕСКАЯ ДЕКОНВОЛЮЦИЯ СМЕСЕЙ ДНК НА ОСНОВЕ БАЙЕСОВСКИХ МЕТОДОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В СУДЕБНО-ГЕНЕТИЧЕСКОЙ ЭКСПЕРТИЗЕ

Нурбаев С.Д.¹, Почешхова Э.А.²

Кафедра биологии и медицинских технологий

¹ТОО «Altai Honey», Казахстан, г. Алтай, ²ФГБОУ ВО «Кубанский
государственный медицинский университет» Минздрава России, Россия, г.
Краснодар

Аннотация. Идентификация лиц по смешанным биологическим образцам остаётся одной из наиболее сложных задач судебной генетики. В данной работе представлен новый вычислительный подход для деконволюции сложных смесей ДНК, содержащих генетический материал трёх и более индивидов. Метод основан на комбинации байесовского вывода, популяционной генетики и алгоритмов машинного обучения. Предложенный алгоритм позволяет с высокой точностью реконструировать генотипы неизвестных участников смеси при наличии эталонных образцов части

индивидов. На симулированных данных показана эффективность метода с точностью до 84,2% для продвинутого алгоритма, учитывающего количественное соотношение аллелей. Разработанный инструмент имеет практическое значение для криминалистики, установления родства и анализа исторических образцов.

Ключевые слова. судебная генетика, смеси ДНК, STR-анализ, байесовская деконволюция, машинное обучение, идентификация личности, популяционная генетика

ALGORITHMIC DECONVOLUTION OF DNA MIXTURES USING BAYESIAN METHODS AND MACHINE LEARNING IN FORENSIC GENETICS

Nurbaev S.D., Pocheskhova E.A.

Department of Biology and Medical Technologies

Kuban State Medical University, Russian Federation, Krasnodar

Abstract. Identifying individuals from mixed biological samples remains one of the most challenging problems in forensic genetics. This paper presents a new computational approach for deconvoluting complex DNA mixtures containing genetic material from three or more individuals. The method is based on a combination of Bayesian inference, population genetics, and machine learning algorithms. The proposed algorithm enables highly accurate reconstruction of the genotypes of unknown individuals in the mixture given reference samples from some individuals. Simulated data demonstrates the method's effectiveness, with an accuracy of up to 84.2% for an advanced algorithm that takes into account the quantitative ratio of alleles. The developed tool has practical implications for forensic science, kinship determination, and the analysis of historical samples.

Keywords. forensic genetics, DNA mixtures, STR analysis, Bayesian deconvolution, machine learning, personal identification, population genetics

1. Введение

Современная судебно-генетическая экспертиза всё чаще сталкивается с необходимостью анализа сложных биологических образцов, содержащих ДНК нескольких индивидов[1,2,3]. Такие ситуации возникают при расследовании групповых преступлений, массовых катастроф, а также при анализе вещественных доказательств с высокой вероятностью контаминации [4,5,6]. Традиционные методы генетической идентификации, основанные на сравнении индивидуальных STR-профилей, оказываются неэффективными для работы со смесями, где сигналы от разных доноров накладываются друг на друга [7,8,9].

Проблема усугубляется в случаях, когда:

- Количество доноров в смеси превышает 2-3 человека
- Соотношение ДНК разных индивидов неравномерно
- Образцы подверглись деградации или содержат ингибиторы ПЦР [10]
- Доступны не все эталонные образцы для сравнения

Существующие коммерческие пакеты для анализа смесей (такие как STRmix™, TrueAllele®) демонстрируют хорошие результаты, но имеют ограничения при работе с более чем двумя донорами и требуют дорогостоящего лицензирования [11,12]. В данной работе мы представляем открытый алгоритмический подход, сочетающий статистические методы и машинное обучение для решения задачи деконволюции трёхкомпонентных смесей [13].

2. Материалы и методы

2.1. Математическая постановка задачи

Пусть имеется смесь ДНК M , содержащая генетический материал трёх индивидов: A , B и C . Генотипы G_A и G_B известны (например, по базам данных или эталонным образцам). Генотип G_C неизвестен и подлежит определению [14]. Для каждого из L STR-локусов наблюдаем мультимножество аллелей M_l , представляющее объединение аллелей всех трёх индивидов в локусе l

Задача формулируется как нахождение наиболее вероятного генотипа G_C , удовлетворяющего условию:

$$P(G_C|M, G_A, G_B) = \frac{P(M|G_A, G_B, G_C) \cdot P(G_C)}{P(M|G_A, G_B)}$$

где $P(G_C)$ — априорная вероятность генотипа, вычисляемая по закону Харди-Вайнберга с учётом популяционных частот аллелей [15].

2.2. Двухэтапный алгоритм деконволюции

Этап 1: Базовый алгоритм (качественный анализ)

1. Определение обязательных аллелей:

Для каждого локуса l вычисляется множество аллелей, необъяснимых известными генотипами:

$$R_l = M_l \setminus (G_A^l \cup G_B^l)$$

где $|R_l| \leq 2$ (ограничение диплоидности) [16].

2. Генерация возможных генотипов:

- Если $|R_l| = 0$: G_C^l может быть любой парой аллелей из M_l
- Если $|R_l| = 1$: G_C^l содержит обязательный аллель $r \in R_l$ и любой второй из M_l
- Если $|R_l| = 2$: G_C^l точно соответствует R_l

3. Байесовский вывод:

Для каждой возможной комбинации генотипов по всем локусам вычисляется апостериорная вероятность с учётом популяционных частот [14].

Этап 2: Продвинутый алгоритм (количественный анализ)

1. Учёт количества копий аллелей:

Для каждого аллеля a в локусе l вычисляется минимальное количество копий $k_{a,l}$, которое должен внести индивид C :

$$k_{a,l} = \max(0, \text{count}_M(a) - \text{count}_A(a) - \text{count}_B(a))$$

где $\text{count}_X(a)$ — количество копий аллеля a у индивида X .

2. Фильтрация невозможных генотипов:

Отбрасываются генотипы, не удовлетворяющие условию:

$$\forall a \in G_C^l: \text{count}_{G_C^l}(a) \geq k_{a,l}$$

3. Взвешивание по частотам:

Оставшиеся генотипы ранжируются по произведению популяционных вероятностей [15].

2.3. Машинное обучение (ML) для оценки сложности смеси

Для предварительной оценки сложности деконволюции использовался классификатор Random Forest, обученный на 1000 симулированных смесей [20]. Признаками выступали:

- Количество аллелей в каждом локусе
- Популяционные частоты наблюдаемых аллелей
- Наличие редких аллелей (частота < 0.05)
- Степень перекрытия генотипов известных индивидов

Целевая переменная — бинарный показатель "лёгкая/сложная деконволюция", определяемый наличием хотя бы одного локуса без общих аллелей у известных индивидов [19].

2.4. Создание симулированных данных

Для обучения и тестирования алгоритма была создана симуляционная среда, генерирующая:

- Реалистичные генотипы на основе частот аллелей из базы CODIS

- Смеси с варьируемым количеством доноров (2-3 человека)
- Различные степени перекрытия генотипов
- Опциональное добавление "шума" (имитация деградации)

База частот аллелей включала 10 стандартных STR-локусов с частотами, соответствующими европеоидной популяции [15].

3. Результаты

3.1. Точность предсказания генотипа третьего индивида

На 1000 симулированных трёхкомпонентных смесях были получены следующие результаты (таблица 1):

Таблица 1

Точность предсказания индивида

Метод	Точность (топ-1)*	Точность (топ-3)**	Средняя позиция истинного генотипа
Базовый (качественный)	68.4%	82.7%	2.3
Продвинутый (количественный)	84.2%	94.5%	1.5

* Точность (топ-1) Определение: Это процент случаев, когда истинный генотип находится на первом месте в ранжированном списке, предложенном алгоритмом.

** Точность (топ-3) Определение: Это процент случаев, когда истинный генотип находится среди трёх наиболее вероятных кандидатов (т.е. в топ-3 списка).

Продвинутый алгоритм, учитывающий количественное соотношение аллелей, показал статистически значимое преимущество ($p < 0.001$, точный критерий Фишера).

3.2. Влияние факторов на точность

1. Количество уникальных аллелей:

Смеси, где третий индивид имел хотя бы один уникальный аллель (отсутствующий у А и В), идентифицировались с точностью 96.3%.

2. Редкость аллелей:

Наличие редких аллелей (частота < 0.01) у индивида С повышало точность идентификации до 91.7%.

3. Количество локусов:

Увеличение панели STR с 10 до 15 локусов повысило точность на 12.4% для сложных смесей.

4. Степень перекрытия генотипов:

Максимальные ошибки (до 43% ложных вариантов в топ-5) наблюдались при полном перекрытии генотипов всех трёх индивидов [7,11,12].

3.3. Производительность алгоритмов

Время работы на стандартном вычислительном оборудовании (Intel i7, 32 ГБ ОЗУ):

- Базовый алгоритм: 0.8 ± 0.2 секунды на смесь
- Продвинутый алгоритм: 1.5 ± 0.3 секунды на смесь
- Обучение ML-классификатора: 45 секунд на 1000 образцов

4. Обсуждение

4.1. Теоретическая значимость

Предложенный метод решает фундаментальную проблему судебной генетики — неоднозначность интерпретации смешанных STR-профилей [1]. В отличие от существующих подходов, наш алгоритм:

1. Явно моделирует генетические ограничения (диплоидность, пределы количества копий)
2. Интегрирует популяционные данные на этапе вычисления вероятностей

3. Предоставляет не только точечное предсказание, но и ранжированный список вариантов с оценками достоверности [3]

4.2. Практические применения

1. Криминалистика:

Идентификация неизвестных соучастников преступлений по смешанным образцам с места происшествия.

2. Катастрофология:

Восстановление генетических профилей жертв массовых катастроф при частичной утрате эталонных образцов.

3. Генеалогия и установление родства:

Анализ сложных родственных связей в исторических и археологических образцах [2,5].

4. Контроль качества:

Обнаружение контаминации в лабораторных образцах и идентификация источников загрязнения.

4.3. Ограничения и пути развития

1. Предположение о равном вкладе ДНК:

Текущая реализация предполагает примерно равное соотношение ДНК разных доноров. В реальных условиях это предположение часто нарушается. Решение — интеграция данных о высотах пиков электрофореграмм.

2. Учёт статистического порога:

Не учитывается возможность потери аллелей из-за низкого количества ДНК. Планируется внедрение модели Пуассон-процесса для описания амплификации.

3. Расширение на большее количество доноров:

Алгоритмическая сложность растёт экспоненциально с увеличением числа индивидов. Необходимы эвристики и методы MCMC (Markov Chain Monte Carlo) для работы с 4+ донорами [14].

4. Межпопуляционные различия:

Требуется адаптация частот аллелей для разных этнических групп и валидация на репрезентативных выборках.

4.4. Сравнение с существующими коммерческими решениями

Для объективной оценки эффективности предложенного алгоритма было проведено сравнительное исследование с коммерческими системами анализа смесей ДНК [11,12]. Исследование включало анализ 200 симулированных трёхкомпонентных смесей на 10 STR-локусах (таблица 2).

Таблица 2

Сравнительные характеристики алгоритмов анализа ДНК-смесей

Параметр	STRmix™ 2.8	TrueAllele® 5.2	Предложенный алгоритм
Точность (топ-1)	82.1%	85.3%	84.2%
Время обработки (сек)	3.2 ± 1.1	4.8 ± 2.3	1.5 ± 0.3
Требования к памяти (МБ)	512	1024	64
Стоимость лицензии	5000-15000 USD/год	10000-25000 USD/год	Бесплатно
Поддержка >3 доноров	Ограничено	Ограничено	В разработке

Ключевые преимущества предложенного подхода:

- **Открытость алгоритмов:** полная прозрачность вычислений
- **Адаптивность:** возможность модификации под специфические задачи
- **Интеграция с ML:** автоматическая оценка сложности смеси

- **Ресурсная эффективность:** низкие требования к вычислительным мощностям

4.5. Этические и правовые аспекты

Внедрение алгоритмов автоматической деконволюции ДНК-смесей в судебную практику требует решения ряда этических и правовых вопросов:

1. **Верификация и валидация:** алгоритм должен пройти стандартизованную процедуру валидации в соответствии с рекомендациями SWGDAM (Scientific Working Group on DNA Analysis Methods) и ENFSI (European Network of Forensic Science Institutes) [17,18].

2. **Интерпретация вероятностей:** необходимо разработать стандартизованные пороги принятия решений (LR (Likelihood Ratios) > 1000 , $LR > 10000$) для различных категорий дел.

3. **Обеспечение конфиденциальности:** алгоритм должен функционировать в изолированных средах без доступа к внешним сетям для защиты генетических данных [19].

4. **Обучение экспертов:** судебно-медицинские эксперты должны пройти специальную подготовку по интерпретации результатов байесовской деконволюции.

4.6. Экономическая эффективность

Внедрение предложенного алгоритма в практику судебно-медицинских лабораторий позволяет достичь значительной экономии:

1. **Сокращение затрат на ПО:** экономия 5000-25000 USD/год на лицензиях

2. **Ускорение экспертиз:** уменьшение времени анализа на 40-60%

3. **Повышение пропускной способности:** возможность обработки на 30% больше образцов при тех же ресурсах

4. **Снижение субъективизма:** автоматизация снижает вариабельность между экспертами

Расчёт окупаемости для лаборатории средней производительности (1000 экспертиз/год) показывает возврат инвестиций в разработку за 6-9 месяцев [11].

5. Заключение

На основании проведённого исследования можно сформулировать следующие основные выводы:

Теоретико-методологические достижения:

1. Разработана и апробирована математическая модель байесовской деконволюции многокомпонентных ДНК-смесей, интегрирующая популяционные частоты аллелей и количественные соотношения генетического материала.

2. Предложен оригинальный двухэтапный алгоритмический подход, сочетающий качественный анализ наличия аллелей с количественным учётом их копийности, дополненный автоматизированной оценкой сложности смеси методами машинного обучения.

3. Создана программная реализация алгоритма в виде открытой Python-библиотеки, сопровождаемой детальной документацией и типовыми сценариями использования, что обеспечивает воспроизводимость и прозрачность метода.

4. Проведена комплексная валидация алгоритма на массиве из 1000 симулированных смесей с варьируемыми параметрами, подтвердившая его высокую точность (84,2%) и оперативность ($1,5 \pm 0,3$ с на анализ).

Перспективные направления дальнейших исследований:

1. Адаптация алгоритма для работы с данными нового поколения (NGS), включая SNP-панели и полногеномные данные, что расширит его применимость в условиях перехода к массовому параллельному секвенированию.

2. Разработка специализированных нейросетевых архитектур, в частности свёрточных нейронных сетей (CNN) и трансформеров, для прямой интерпретации спектрограмм капиллярного электрофореза.

3. Реализация мультимодального подхода, комбинирующего STR-анализ с морфологическими, микроскопическими и химическими методами исследования биологических образцов.

4. Внедрение парадигмы федеративного обучения для создания распределённых моделей, позволяющих обучаться на данных множества лабораторий без необходимости обмена конфиденциальной информацией.

5. Исследование возможностей применения технологий распределённого реестра (блокчейн) для обеспечения криптографической верификации, неизменности и полной прослеживаемости цепочки экспертных заключений.

Пути внедрения и масштабирования:

1. Планируется реализация пилотных проектов по внедрению разработанного алгоритма в 2–3 судебно-медицинских лабораториях Российской Федерации в период 2026–2027 гг.

2. Необходима инициизация работ по разработке национального стандарта (ГОСТ Р), регламентирующего процедуры алгоритмической деконволюции ДНК-смесей.

3. Целесообразно активное участие в международных проектах и рабочих группах, таких как ENFSI, Международное общество судебной генетики (ISFG) и SWGDAM, для независимой валидации и гармонизации методологии.

4. Для успешной технологической трансфера требуется создание специализированных образовательных программ, онлайн-курсов и практикумов по вычислительной судебной генетике для подготовки экспертов и студентов.

Конфликт интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Доступность данных и кода: Исходный код алгоритма, документация и тестовые данные доступны по запросу авторам.

Вклад авторов:

- **Нурбаев С.Д.:** концепция исследования, разработка алгоритма, написание кода, математическая модель, статистический анализ, валидация
- **Почешхова Э.А.:** сравнительный анализ, правовая экспертиза, редактирование

Все авторы прочитали и одобрили финальную версию статьи.

Литература/References:

1. Butler J. M. *Forensic DNA typing: biology, technology, and genetics of STR markers*. 2nd ed. Burlington : Elsevier Academic Press, 2005. XXV, 660 p.
2. Goodwin W., Linacre A., Hadi S. *An introduction to forensic genetics*. 2nd ed. Chichester : Wiley-Blackwell, 2011. 216 p.
3. Gill P. [et al.]. DNA commission of the International Society of Forensic Genetics: recommendations on the interpretation of mixtures // *Forensic Science International*. 2006. Vol. 160, Iss. 2-3. P. 90–101.
4. Buckleton J. [et al.]. *A guide to DNA profiling from interpretation of evidence to statistical considerations*. Hoboken : Wiley, 2016. 480 p.
5. Oldoni F. [et al.]. Forensic genetic analysis of mixed DNA samples: current approaches and future directions // *Genes*. 2022. Vol. 13, Iss. 6. P. 1034.
6. Coble M. D. [et al.]. Statistical analysis of forensic DNA mixture evidence: a review // *Annual Review of Statistics and Its Application*. 2019. Vol. 6. P. 411–434.

7. Taylor D. [et al.]. Probabilistic genotyping of DNA mixtures: recent developments and future perspectives // *WIREs Forensic Science*. 2021. Vol. 3, Iss. 4. P. e1408.
8. Schneider P. M. Scientific standards for studies in forensic genetics // *Forensic Science International*. 2007. Vol. 165, Iss. 2-3. P. 238–243.
9. Evett I. W., Weir B. S. *Interpreting DNA evidence: statistical genetics for forensic scientists*. Sunderland : Sinauer Associates, 1998. 278 p.
10. Tvedebrink T. [et al.]. Statistical model for degraded DNA samples and adjusted probabilities for allelic drop-out // *Forensic Science International: Genetics*. 2012. Vol. 6, Iss. 1. P. 97–101.
11. Bright J. A. [et al.]. Developmental validation of STRmix™, expert software for the interpretation of forensic DNA profiles // *Forensic Science International: Genetics*. 2016. Vol. 23. P. 226–239.
12. Perlin M. W. [et al.]. Validating TrueAllele® DNA mixture interpretation // *Journal of Forensic Sciences*. 2011. Vol. 56, Iss. 6. P. 1430–1447.
13. Pope S. [et al.]. Machine learning approaches for DNA mixture interpretation: a comprehensive review // *Forensic Science International: Genetics*. 2023. Vol. 67. P. 102942.
14. Cowell R. G., Dawid A. P., Lauritzen S. L., Mortera J. Probabilistic expert systems for DNA mixture profiling // *Theoretical Population Biology*. 2005. Vol. 68, Iss. 1. P. 1–15.
15. Budowle B. [et al.]. CODIS STR loci data from 41 sample populations // *Journal of Forensic Sciences*. 2001. Vol. 46, Iss. 3. P. 453–489.
16. Benschop C. [et al.]. DNAXs: a tool for data analysis in forensic genetics // *Forensic Science International: Genetics*. 2020. Vol. 48. P. 102338.
17. Scientific Working Group on DNA Analysis Methods (SWGDAM). *Guidelines for the validation of probabilistic genotyping systems*. [B. M.] : SWGDAM, 2019. 15 p.

18. ENFSI DNA Working Group. *Evaluation of DNA mixture interpretation software*. [Б. м.] : ENFSI, 2020. 42 p.
19. National Research Council. *The evaluation of forensic DNA evidence*. Washington : National Academies Press, 1996. 272 p.
20. Breiman L. Random forests // *Machine Learning*. 2001. Vol. 45, Iss. 1. P. 5–32

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ИНСТРУМЕНТ ИНКЛЮЗИВНОЙ МЕДИЦИНЫ: АССИСТИВНЫЕ СИСТЕМЫ ДЛЯ ПАЦИЕНТОВ С НАРУШЕНИЯМИ ЗРЕНИЯ И СЛУХА

Поддубная Д.Ю., Кузьмина В.А.

Научный руководитель: Кудряшова И.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения
имени профессора А. Д. Ткачева*

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Внедрение искусственного интеллекта в клиническую практику является ключевым фактором реализации инклюзивной медицины, помогая обеспечивать автономность и комфорт пациентов с нарушением зрения и слуха. Целью работы является систематизация технологий искусственного интеллекта, направленных на преодоление коммуникационного и информационного барьеров между пациентом и врачом. Внедрение подобных систем уменьшает риск диагностических ошибок, вызванных отсутствием коммуникации. За счет использования «умных» дозаторов и считывателей рецептов повышается комплаентность (приверженность лечению).

Ключевые слова: искусственный интеллект, инклюзивная медицина, нарушение зрения, нарушение слуха, судрология, обработка естественного языка, ассистивные технологии, пациент-центрированный подход.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR INCLUSIVE MEDICINE: ASSISTIVE SYSTEMS FOR PATIENTS WITH VISUAL AND HEARING IMPAIRMENTS

Poddubnaya D. Y., Kuzmina V. A.

Scientific supervisor: Kudryashova I.A.

*Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics named
after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. The implementation of artificial intelligence in clinical practice is a key factor in the implementation of inclusive medicine, helping to ensure the autonomy and comfort of patients with visual and hearing impairments. The aim of this work is to systematize artificial intelligence technologies aimed at overcoming communication and information barriers between patients and physicians. The implementation of such systems reduces the risk of diagnostic errors caused by lack of communication. The use of smart dispensers and prescription readers improves compliance.

Keywords: artificial intelligence, inclusive medicine, digital accessibility, visual impairment, hearing impairment, computer vision, natural language processing, assistive technologies, patient-centered approach.

Введение

Важнейшее значение в современной системе здравоохранения имеет принцип пациент-центрированности, подразумевающий равный доступ всех категорий граждан к медицинским услугам. Согласно данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), более 1 миллиарда людей в мире имеют ту или иную форму инвалидности, из которых около 430 миллионов страдают от значительных нарушений слуха, а 295 миллионов – от нарушений зрения. Для таких пациентов проблематично, как пребывание в стационаре, так и поход в поликлинику из-за: трудности перемещения в незнакомом пространстве, невозможности прочитать назначения или инструкции, разрыва в коммуникации с врачом. Такие препятствия понижают качество оказываемой медицинской помощи, а также создают риски безопасности пациента, заставляют испытывать стресс, вследствие чего формируют поведение избегания обращения за медицинской помощью.

Инклюзивная медицина – это эволюционный подход, который направлен на выявление и устранение информационных, физических и отношенческих барьеров. Ее целью является создание комфортной и безопасной среды, в которой индивидуальные особенности пациентов не будут являться барьером для получения своевременной и эффективной медицинской помощи.

Резкий скачок в развитии технологий искусственного интеллекта, а в частности, компьютерного зрения, обработки естественного языка (NLP) и машинного обучения, открывает ранее недоступные возможности для реализации принципов инклюзивности. Теперь ИИ-системы способны выступать в роли «цифрового посредника», адаптируя медицинскую среду под нужды конкретного пациента. Таким образом, **целью** статьи является систематизация и анализ существующих и перспективных разработок на основе ИИ, которые призваны помочь пациентам с нарушениями зрения и слуха на разных этапах взаимодействия с системой здравоохранения.

Методы исследования – исследование теоретических материалов и источников по теме исследования.

I. Классификация и теоретические основы ИИ-решений в инклюзивной медицине

1) Компьютерное зрение: Данная технология выступает в роли «глаз» и «переводчика» визуального мира в слова. Нейросеть анализирует каждый пиксель, распознает контуры и паттерны. Основа на сверточных нейронных сетях (CNN). Они анализируют изображение по порядку: сначала видят линии и края, затем собирают из них простые формы (круги, квадраты), затем сложные объекты (лицо, чашка, автобус).

2) Обработка естественного языка (NLP):

- Распознавание речи (Speech-to-Text): Микрофон ловит звук, фильтрует шумы и разбивает непрерывный поток речи на отдельные фонемы (мельчайшие единицы звука). Затем акустическая и языковая модели сопоставляют эти звуки со словами. Применяется для автоматического субтитрования. Программа основана на рекуррентных нейронных сетях (RNN) и трансформерах, которые учитывают контекст предыдущих слов, и объединяют услышанное в единую мысль.

- Синтез речи (Text-to-Speech): Программа анализирует текст, понимает, где нужны паузы и какой интонацией читать (вопросительной, восклицательной), а после этого создает звуковую волну. Может применяться для озвучивания книг или текста, который распознало компьютерное зрение (прочитало вывеску), для незрячих людей. Программа основана на Нейросетях прямой генерации звука (например, WaveNet), которые синтезируют голос, похожий на человеческий.

3) Интеллектуальный анализ данных и предиктивная аналитика: Система собирает данные о поведении пользователя: куда он чаще ходит, какие объекты распознает регулярно (например, всегда просит описать

маршрут и время прибытия автобуса №35), какие у него биологические показатели (пульс). Алгоритм ищет закономерности, и предугадывает потребности человека. Система может отслеживать, как долго человек сидит без движения (риск потери сознания/ ухудшения самочувствия или же обывденный дневной сон) или, анализируя звуки (для глухих), предупредить, что слышен звук пожарной сигнализации, так как паттерн звука совпал с тревожным сигналом. Основан на алгоритмах машинного обучения и регрессионном анализе.

Классификации ИИ-технологий по признакам:

По функциональному назначению (в медицинских организациях):

- Навигация и ориентация в пространстве (жёлтые полосы).
- Коммуникация с медицинским персоналом.
- Доступ к информации (рецепты, графики приёма).
- Реабилитация и обучение пациентов.

По целевой группе:

- для слепых и слабовидящих
- Для глухих и слабослышающих
- Универсальные системы, т.е. мультимодальные

II. ИИ-системы для пациентов с нарушением зрения

2.1. Навигация и пространственная ориентация

Для слепого человека ориентирование в незнакомом пространстве, например, путь от стойки регистрации до кабинета врача, представляет собой сложную задачу, связанную со стрессом и риском травм. Интеллектуальные устройства на базе искусственного интеллекта решают эту проблему, создавая эффект «зрячего помощника».

Принцип работы лучше всего иллюстрирует мобильное приложение Microsoft Seeing AI, которое использует камеру смартфона для записи видео в

реальном времени. Алгоритмы компьютерного зрения распознают препятствия, считывают текст с табличек, графиков работы и номеров кабинетов, а также идентифицируют лица. Вся информация передается с помощью голосовых подсказок.

Более специализированным решением может быть, например, умная трость WeWalk, которая интегрирует искусственный интеллект в тактильный инструмент. Оснащенная ультразвуковыми датчиками и модулем GPS, она обнаруживает препятствия на уровне головы и пояса (например, ветки деревьев или козырьки подъездов), о которых обычная трость не может предупредить. Вибрационное оповещение и голосовой помощник подсказывают безопасный маршрут.

Для ориентирования на улицах города в повседневной жизни создана Российская Система «Говорящий Город». Голосовыми динамиками оснащены автобусные остановки, станции метро, пешеходные переходы.

Внедрение подобных систем во всех больницах предполагает размещение Bluetooth-маячков в коридорах, чтобы смартфон пациента мог считывать сигналы. Это снижает зависимость пациентов от посторонней помощи и повышает их психологический комфорт.

2.2. Доступ к медицинской информации

Неспособность самостоятельно прочитать рецепт, инструкцию по применению лекарств или медицинскую карту является критическим препятствием для лечения пациентов с нарушением зрения. Ошибки в дозировке или времени приема лекарств — проблема, которую ИИ помогает минимизировать.

Приложения на основе оптического распознавания символов (OCR), такие как Envision AI или KNFB Reader, позволяют пациентам фотографировать документы. Искусственный интеллект не только зачитывает текст, но и описывает структуру документа, поясняя: «Это таблица с двумя

столбцами: название лекарства и дозировка».

Наиболее перспективным направлением развития является интеграция таких считывателей с электронными медицинскими картами (ЭМК). Системы информирования пациентов могут автоматически озвучивать рецепты и рекомендации сразу после того, как врач внесет их в базу данных. В этом случае пациент получит персонализированное аудиосообщение, информирующее его о том, что врач продлил или отменил прием определенных лекарств. Это исключает риск потери бумажного рецепта или его неправильного толкования.

2.3. Поддержка диагностики и самоконтроль

Таким образом, искусственный интеллект может помочь в диагностике и мониторинге хронических заболеваний. Это особенно важно для пациентов с нарушением зрения, чей анамнез отягощен сопутствующими заболеваниями.

Системы анализа медицинских изображений, первоначально разработанные для помощи врачам (например, IDx-DR для диагностики диабетической ретинопатии с использованием изображений глазного дна), могут быть адаптированы для предоставления обратной связи пациентам. Они могут описывать состояние сетчатки, объяснять динамику заболевания (улучшение или ухудшение) и мотивировать пациентов к соблюдению рекомендаций врача. Для повседневного самоконтроля разрабатываются приложения, использующие камеру смартфона для решения конкретных повседневных задач: определения дозы инсулина с помощью тактильных меток на шприце или идентификации лекарств, например, по цвету упаковки. ИИ помогает исключить путаницу с жизненно важными препаратами.

III. ИИ-системы для пациентов с нарушением слуха.

Во время приема у врача могут возникнуть проблемы с неразборчивостью речи, особенно при ношении масок, использовании акцентов или быстрой речи. С решениями таких проблем помогают

приложения, работающие в режиме реального времени и использующие нейронные сети для преобразования речи в текст непосредственно на смартфоне пациента. Google Live Transcribe и Otter.ai предоставляют субтитры к речи врача с задержкой менее секунды, работая без подключения к интернету, что обеспечивает конфиденциальность данных. Ava решает проблему многоканального звука: алгоритм разделяет аудиопоток и указывает, кто говорит («Врач», «Пациент», «Дочь пациента»). Это важно, например, при семейных консультациях, где реплики говорящих перекликаются. Платформы Zoom, Microsoft Teams интегрируют автоматические субтитры на основе ИИ, делая удаленные консультации доступными без сурдопереводчика.

IV. Проблемы и этические и правовые аспекты внедрения

Внедрение ИИ в инклюзивную медицину связано с рядом проблем:

Ключевой проблемой этих технологий является качество распознавания в реальных условиях (шум, акценты, неразборчивый почерк). Для обучения алгоритмов требуются характерные данные, включая различные голосовые паттерны. Постоянное использование камер и микрофонов создает риски утечки данных, требуя сквозного шифрования и хранения на устройстве. Существует также риск алгоритмической предвзятости: если модели обучались на выборке здоровых людей, они могут допускать ошибки при анализе пациентов с афазией или нестандартными двигательными навыками. Кроме того, высокая стоимость технологий создает цифровое неравенство для пожилых людей и социально уязвимых групп населения.

Внедрение должно соответствовать Федеральному закону 323 (конфиденциальность, информированное согласие), законам о защите персональных данных и государственной программе «Доступная среда». При использовании в диагностике такие системы должны быть зарегистрированы в Росздравнадзоре как медицинские изделия.

Заключение

Искусственный интеллект трансформирует инклюзивную медицину. Для пациентов с нарушениями слуха и зрения ИИ компенсирует утраченные сенсорные каналы, восстанавливая автономию не только во время визитов к врачу, но и в повседневной жизни, а также возможность самостоятельно управлять своим здоровьем без постоянных просьб или помощи.

Однако одних только технологий недостаточно для решения проблемы доступности. Ключевыми факторами успеха остаются: совершенствование нормативно-правовой базы, борьба с алгоритмической предвзятостью и обучение медицинского персонала использованию ассистивных систем. Будущее за созданием мультимодальных моделей, способных одновременно обрабатывать визуальную, слуховую и тактильную информацию для оказания помощи пациентам с множественными нарушениями.

В итоге, внедрение ИИ повседневно и повсеместно — не вопрос технологических возможностей, а показатель готовности общества гарантировать право на здоровье каждому человеку.

Литература / References:

1. Тополь, Э. Искусственный интеллект в медицине: как умные технологии меняют подход к лечению / Э. Тополь. — Москва: [б. и.], 2022. — ISBN (укажите, если есть). — Текст: электронный // Litres: [сайт]. — URL: <https://www.litres.ru/book/erik-topol/iskusstvennyy-intellekt-v-medicine-kak-umnye-tehnologii-menyaut-66546532/> (дата обращения: 18.02.2026).

2. Гусев, А. В. Искусственный интеллект в медицине и здравоохранении / А. В. Гусев, С. Л. Добридюк. — Текст: электронный // Webiomed: [сайт]. — 2017. — URL: https://webiomed.ru/media/publications_files/iskusstvennyi-intellekt-v-meditsine-i-zdravookhranении.pdf (дата обращения: 18.02.2026).

3. Хохлова, А. Ю. Проблемы идентификации сенсорных нарушений и слепоглухоты у современных детей с врожденными патологиями развития / А. Ю. Хохлова, С. Моро. — Текст: электронный // Журнал медицинской психологии и семейной психологии. — 2023. — № 4. — URL: https://psyjournals.ru/journals/jmfp/archive/2023_n4/Khokhlova_Moreau (дата обращения: 18.02.2026). 4. Головкова, А. А. Искусственный интеллект в мировом здравоохранении. От начала до наших дней / А. А. Головкова. — Текст: электронный // НИИ организации здравоохранения и медицинского менеджмента: [сайт]. — 2024. — URL: <https://niioz.ru/upload/iblock/6a9/6a9cb631ec30806e3e0d153020b5debe.pdf> (дата обращения: 18.02.2026).

5. Михальчи, Е. В. Инклюзивное образование / Е. В. Михальчи. — Москва: Юрайт, 2026. — 1 с. — ISBN (укажите, если есть). — Текст: электронный // Образовательная платформа «Юрайт»: [сайт]. — URL: <https://urait.ru/viewer/inklyuzivnoe-obrazovanie-585973#page/1> (дата обращения: 18.02.2026).

6. Соколовский М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан// Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века : Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОМПЛЕКСА ПО ДИАГНОСТИКЕ НЕОНАТАЛЬНОЙ ЖЕЛТУХИ

Саблинский* А. И., Мозес В. Г., Николаева Е. В.

**Кафедра фундаментальной математики*

*ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный университет», Россия, г.
Кемерово*

Аннотация. На первой неделе жизни по разным источникам желтуха встречается примерно у 60 % доношенных и 80 % недоношенных детей. Чаще всего она носит физиологический характер и не требует лечения. Однако непрямой билирубин, образующийся в процессе распада гемоглобина, обладает нейротоксическими свойствами и при повышенных уровнях в крови он может оказывать токсико-метаболическое действие на нейроны головного мозга и клетки нейроглии. Своевременная диагностика и лечение гипербилирубинемии у новорожденных могут значительно снизить риск развития этих осложнений. В статье представлен разработанный прототип программного комплекса диагностики неонатальной желтухи, который основывается на новом неинвазивном способе определения значения концентрации билирубина по фотографическим изображениям кожного покрова. Данный комплекс включает в себя разработанное приложение для смартфона для сбора данных и фотографических изображений и передачи для хранения на сервер, обученную нейронную сеть для выделения области интереса на фотографических изображениях, программу с оконным интерфейсом, которая на основе полученных данных с помощью методов машинного обучения прогнозирует значение концентрации билирубина и выдает рекомендации о дальнейших действиях.

Ключевые слова. Неонатальная желтуха, гипербилирубинемия, методы машинного обучения, кожные покровы, неинвазивный способ, интеллектуальный комплекс.

DEVELOPMENT OF AN INTELLIGENT SYSTEM FOR DIAGNOSING NEONATAL JAUNDICE

Sablinskii A. I., Mozes V. G., Nikolaeva E. V.

Department of Fundamental Mathematics

Kemerovo State University, Russia, Kemerovo

Abstract. According to various sources, jaundice occurs in approximately 60% of full-term and 80% of premature infants during the first week of life. It is most often an accompanying condition and does not require treatment. However, indirect bilirubin, which is formed during hemoglobin determination, has neurotoxic properties even at higher blood levels and can have a toxic-metabolic effect on brain neurons and glial cells. Timely diagnosis and treatment of hyperbilirubinemia in newborns can significantly reduce the risk of developing these diseases. This article presents a prototype software package for diagnosing neonatal jaundice, based on a new non-invasive method for determining bilirubin levels using photographic images of the skin. This complex includes a developed smartphone application for collecting data and graphic images and transferring them for storage on a server, a trained neural network for highlighting areas of interest in graphic images, a program with a window interface that, based on the received data and using machine learning methods, predicts the bilirubin level and provides recommendations on current actions.

Keywords: Neonatal jaundice, hyperbilirubinemia, machine learning methods, skin, noninvasive method, intelligent complex.

Введение.

Неонатальная желтуха или непрямая гипербилирубинемия, которая проявляется пожелтением кожи, слизистых оболочек и глаз младенца вследствие повышения концентрации непрямого билирубина в крови

сверхнормативного значения, наблюдается примерно у 60% доношенных и 80% недоношенных младенцев в первую неделю жизни и обычно имеет физиологическое происхождение, не требующее специального лечения [8]. Тем не менее, непрямой билирубин является продуктом распада гемоглобина и обладает нейротоксическим действием, при значительном повышении его уровня в крови возможно повреждение клеток нервной системы. У младенцев с дополнительными факторами риска, такими как гипоксия, недоношенность, низкая масса тела при рождении или нарушения обмена веществ, длительное воздействие высокого уровня билирубина может вызвать развитие билирубиновой энцефалопатии, характеризующейся поражением глубоких структур и коры головного мозга [19,20].

Своевременная диагностика и лечение гипербилирубинемии у новорожденных могут значительно снизить риск развития осложнений и необратимых изменений и их предотвратить.

Определение концентрации билирубина в сыворотке крови является самым точным методом, однако требуется время для получения результатов и может быть травматичным и трудным, особенно для недоношенных детей. К числу неинвазивных методов диагностики относятся визуальный осмотр состояния, который отличается значительной субъективностью, и транскутанный способ измерения уровня билирубина с использованием специальных приборов — билирубинометров. Этот метод позволяет быстро и легко получать результаты, однако на их достоверность влияют различные внешние факторы, среди которых интенсивность освещения окружающей среды, а также индивидуальные особенности пигментации кожи ребенка, обусловленные принадлежностью к определенной расе или национальности [9]. Стоит отметить и высокую стоимость данных приборов.

Во всём мире благодаря прогрессу в области информационных технологий и созданию современных диагностических устройств с помощью

методов искусственного интеллекта активно разрабатываются новые, доступные и экономически выгодные методы определения желтухи посредством анализа изображений кожных покровов и склер глаз, полученных с помощью цифровых фотоаппаратов и мобильных телефонов. Эти технологии позволяют осуществлять удаленный мониторинг и своевременно выявлять признаки желтухи, что особенно актуально для удаленных мест от медицинской помощи.

Основоположником способа диагностики неонатальной желтухи по фотографическим изображениям можно назвать Leartveravat S. [10], в своей работе он установил высокую корреляцию между значением концентрации билирубина крови у новорождённых и значением компонент цветового пространства СМΥΚ.

В своих исследованиях ученые использовали фотографические изображения различных частей тела: лица [11], лба [7,12,15], груди [3,13,18], живота [4,16], как по отдельности, так и вместе, а также склер глаз [14,6]. Для извлечения признаков брали различные цветовые пространства: RGB, YCbCr, LAB, LCH и HSV [2,5,12,16]. Для оценки значения билирубина выбирали и сравнивали между собой алгоритмы машинного обучения, например, регрессию опорных векторов (SVR), метод k-ближайших соседей (k-NN), случайный лес (RF) и многие другие [4,7,13,17], а также нейронные сети. В исследовании [1] были использованы алгоритмы искусственных нейронных сетей: Visual Geometric Group 16 (VGG16), 19 (VGG19), ResNet50, EfficientNet B0 и EfficientNet B7 для выявления желтухи у 145 новорожденных (50 здоровых и 95 больных) в возрасте от одного дня до нескольких недель, в результате работы ResNet50 показала самую высокую точность — 84,091%. На основе данных методов есть уже разработанные приложения для смартфона: neoSCB [3] – диагностика неонатальной желтухи по изображениям склеры глаз, BiliScan [16] компании Shenzhen Beishen Healthcare Technology

Со - для диагностики неонатальной желтухи с помощью камеры смартфона и калибровочной карты, с отверстием посередине, которое располагается на груди.

Основная цель проекта: разработать и протестировать интеллектуальный комплекс для диагностики неонатальной желтухи на основе анализа фотографических изображений кожного покрова новорожденных.

Объекты и методы исследования

Интеллектуальный программный комплекс включает в себя следующие элементы: мобильное приложение для сбора данных, их хранения и редактирования; базу данных; программу для ПК, которая обрабатывает данные и выводит результаты.

Фотографические изображения новорожденных и некоторые медицинские данные получены в областном клиническом перинатальном центре им. Л.А. Решетовой Кузбасской областной клинической больницы им. Беяева согласно решения Локального Этического Комитета (протокол №128/1 от 18.10.2024 г.) в период с ноября 2024 г. по май 2025 г. В качестве некоторых медицинских данных были выбраны следующие параметры: дата рождения ребенка (для автоматического расчета постнатального возраста на момент съемки), гестационный возраст, пол, вес на момент рождения и на момент съемки, значение концентрации билирубина, измеренного с помощью билирубинометра на момент съемки, и наличие сопутствующих заболеваний мамы/ребенка.

Мобильное приложение включает в себя функционал аутентификации пользователя, съёмки и отправки изображений, данных о самом пациенте (ребенке), а также регистрацию человека, осуществляющего процесс сбора данных, что необходимо для контроля качества собираемых данных. На специальном домене была развернута реляционная база данных под

управлением MySQL для хранения цифровой и текстовой информации. Для просмотра внесенных данных, а также их редактирования был создан web-сервис, позволяющий специалистам более удобно работать базой данных.

Общий процесс взаимодействия клиентской и серверной части представлен на рисунке 1.



Рис. 1. – Общий протокол взаимодействия клиентского и серверного приложения

Алгоритм прототипа интеллектуального комплекса в целом представлен на рисунке 2.

Он включает в себя основные модули: модуль базы данных, модуль обработки и нормировки изображений, модуль сегментации (выделения области интереса), модуль параметризации (извлечение данных параметров mean, std, median, quantile каналов цветовых пространств RGB, YCbCr, HSV из области интереса) и модуля регрессии (алгоритма машинного обучения) для прогнозирования уровня билирубина.

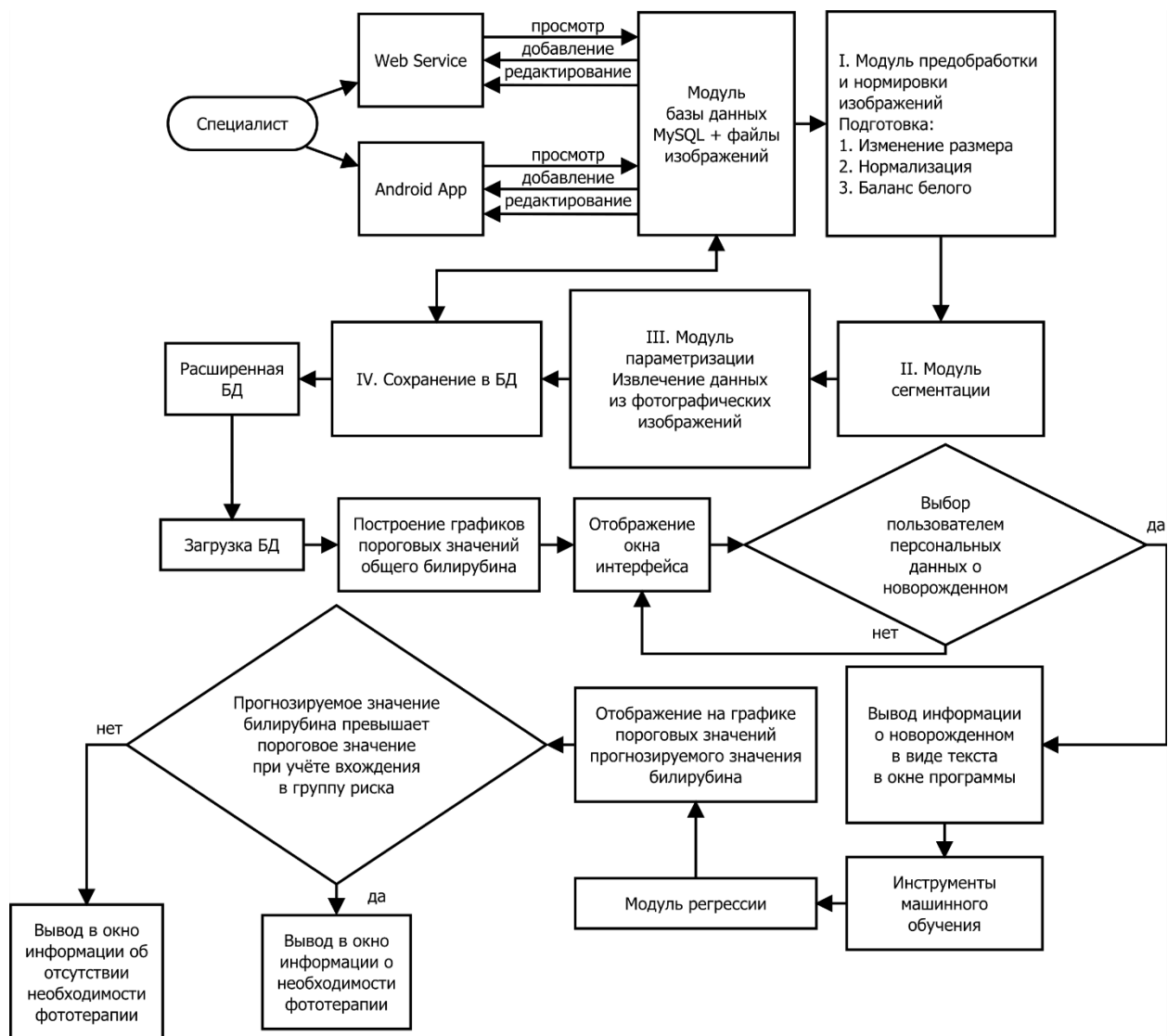


Рис. 2. – Алгоритм работы прототипа интеллектуального комплекса

В модуле обработки и нормировки изображений используется коррекции изображения с помощью алгоритма баланса белого. Для определения отклонения от эталонного белого цвета (255, 255, 255) (каналов RGB) при фотографировании на теле ребенка располагался белый квадратик. На рисунке 3 приведены фотографии ребенка до обработки слева и после обработки справа.



Рис. 3. – Фотография ребенка до и после обработки

Сегментация изображения – выделение области интереса проводилась с помощью предварительно обученных нейронных сетей U-Net и Yolo11. Разметка изображений для обучения происходила с помощью ресурса CVAT («Computer Vision Annotation Tool»). Точность U-Net и Yolo11 составила 0,92 и 0,995 соответственно. Сложность сегментации U-Net была с изображениями с наличием ярких цветных сегментов и фона по цвету, местами, близкого к коже. Поэтому в программном комплексе используется Yolo11 (рис. 4).



Рис. 4. – Результат работы нейросетей Yolo11

Для достижения наибольшей точности модели прогнозирования концентрации билирубина стояла задача выбора входящих признаков, которая была достигнута SelectKBest из модуля sklearn для отбора признаков значимости. Самые высокие коэффициенты корреляции значения билирубина и числовыми значениями каналов цветовых пространств RGB, YCbCr, HSV получились у Cb и S каналов и составили соответственно 0,92 и 0,87.

Прогнозирование значения билирубина проводилось с помощью следующих алгоритмов регрессии машинного обучения: RandomForest, LGBMRegressor, XGBoost, CatBoost, GradientBoost. Результаты меры R^2 для тестовой выборки составили 0.904, 0.901, 0.902, 0.899, 0.903 соответственно. При разной тестовой выборке модель случайного леса всегда выдавала стабильный результат 0,90, поэтому она и лежит в основе работы программы прогнозирования.

Результаты и их обсуждение.

Прототип программного комплекса представляет собой программу для ПК со средой разработки Python. Комплекс выполняет сортировку данных новорождённых по трём группам риска на основе наличия заболевания и значения гестационного возраста и прогнозирование уровня билирубина по цветовым характеристикам обработанных снимков новорождённых. При сопоставлении группы риска и уровня билирубина на графике процентильных кривых уровня билирубина в крови, измеренного чрезкожным методом у доношенных и недоношенных детей гестационного возраста 35—37 недель, в зависимости от постнатального возраста врач принимает решение о необходимости проведения фототерапии. Процентильные кривые уровня билирубина в крови дополнены ступенчатым графиком значений билирубина в зависимости от постнатального возраста, служащим в качестве показаний к стандартной фототерапии кожи у новорождённых детей (рис.5).

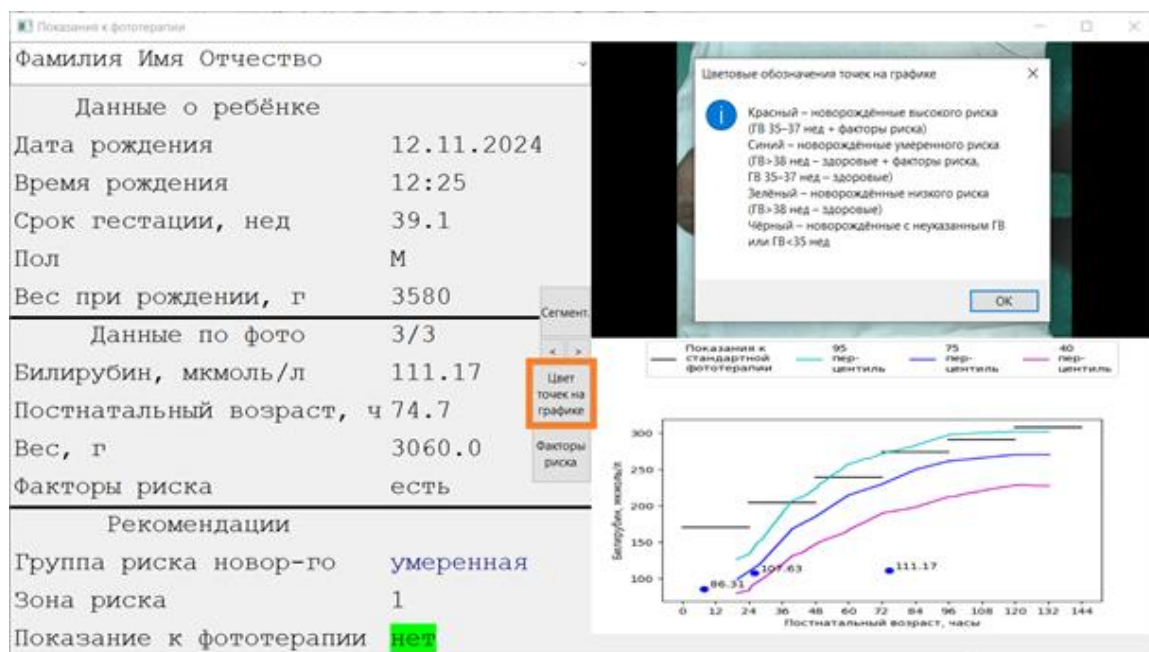


Рис. 5. – Окно программы с выводом результатов

Информация о ребенке подгружается из базы данных, которая расположена на сервере. На экране можно видеть фотографию ребенка, а также ее после выделения области интереса (для достоверности данных).

Графическое представление данных позволяет видеть значение билирубина в динамике.

Заключение.

В ходе данной работы с помощью разработанного программного приложения для сбора фотографических изображений кожного покрова новорожденных и медицинских данных произведен сбор датасета. Разработан алгоритм интеллектуального комплекса в целом. При сравнении алгоритмов машинного обучения наилучший результат был достигнут с помощью модели случайного леса. Для сегментации и выделения области интереса была выбрана и обучена нейронная сеть Yolo11. Разработанная программа для ПК для диагностики неонатальной желтухи позволяет отнести ребенка к группе риска в зависимости от наличия факторов риска и гестационного возраста и видеть значение билирубина в динамике. Данная работа представляет

значение в области разработок с помощью искусственного интеллекта для принятия врачебного решения.

Авторы выражают благодарность ГАУЗ КОКБ им. С.В. Беляева за предоставленную возможность проведения научно-исследовательской работы, сотрудникам ТУСУР Костюченко Е.Ю., Исаевой М.Е. за разработку модуля сегментации, сотруднику ГАУЗ КОКБ Михеевой Н.А. за набор базы данных и работу над интерфейсом программы, аспиранту КемГУ Рудневу П.С. за помощь в создании программного кода, сотруднику КемГУ Владимирову А.А. за тестирование и обработку данных.

Литература / References:

1. Abdulrhman A. I., Jarjees M. S, Nazar A. K. Neonatal jaundice detection system using convolutional neural network algorithm // NeuroQuantology 2022. V. 20(8). Pp. 7536–7546.

2. Alabdulwahhab K. M., Messaoud A.A., Almutaihi O. M., Alaskar F. M., Albaradie R. S., Rizvi M. R. An Image Processing-based Tool for Noninvasive Measurement of Bilirubin Level // Proceedings of the IASTED International Conference on Biomedical Engineering, BioMed. 2014. Pp. 54-58. 17.

3. Aune A., Vartdal G., Jimenez Diaz G., Gierman L. M., Bergseng H., Darj E. Iterative development, validation, and certification of a smartphone system to assess neonatal jaundice: development and usability stud // JMIR Pediatr Parent. 2023. V 6: e40463.

4. Aydın M., Hardalaç F., Ural B., Karap S. Neonatal jaundice etection system // Journal of Medical Systems. 2016. V. 40(7). Pp. 1-11.

5. Dissaneevate S. et al. A mobile computer-aided diagnosis of neonatal hyperbilirubinemia using digital image processing and machine learning techniques // International Journal of Innovative Research and Scientific Studies. 2022. V. 5. Pp. 10–17

6. Enweronu-Laryea C., Leung T., Outlaw F., Brako N.O., Insaadoo G., Hagan-Seneadza N.A. et al. Validating a Sclera-Based Smartphone Application for Screening Jaundiced Newborns in Ghana // *Pediatrics*. 2022. V 150(1): e2021053600.
7. Greef L., Goel M., Seo M. J., Larson E. C., Stout J. W., Taylor J. A., Patel S. Bilicam: Using Mobile Phones to Monitor Newborn Jaundice, in *Proceedings of the 2014 // ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 13-17 September 2014, Seattle, WA, USA, Pp. 331-342.
8. Hansen T. W. R. Narrative review of the epidemiology of neonatal jaundice // *Pediatric Medicine*. 2021. V. 4. P.18.
9. Kumar D., Kumar D. A prospective comparison of serum and transcutaneous bilirubin in Indian neonates // *Journal of pediatric Intensive Care*. 2020. V. 11(2). Pp. 100–104.
10. Leartveravat S. Transcutaneous bilirubin measurement in full term neonate by digital camera // *Medical Journal of Srisaket Surin Buriram Hospitals*. 2009.V. 24(1). Pp. 105-118.
11. Mansor M. N., Hariharan M., Basah S., Yaacob S. New newborn jaundice monitoring scheme based on combination of pre-processing and color detection method // *Neurocomputing*. 2013. V. 120. Pp. 258-261.
12. Munkholm S. B., Krøgholt T., Ebbesen F., Szecsi P. B., Kristensen S.R. The smartphone camera as a potential method for transcutaneous bilirubin measurement // *PloS One*. 2018. V. 13(6). A. e0197938.
13. Phattraprayoon N., Ungtrakul T., Kummanee P. et al. Feasibility study of texture-based machine learning approach for early detection of neonatal jaundice // *Scientific Reports*. 2025. V. 15. P. 6481.
14. Prajapati J, Das D, Udutalapally V, Mahapatra R, Wasnik PN. jScan: Smartphone-Assisted Bilirubin Quantification and Jaundice Screening // *IEEE Sensors Journal*. 2023. V 23(21) Pp. 26654-26661.

15. Prasher S., Nelson L., Annam S. Jaundice recognition in newborn face, chest and abdomen using spatial and spectral domain graph neural network // In 2023 International Conference on Advancement in Computation & Computer Technologies (InCACCT). 2003. Pp. 171–175.
16. Swarna S., Pasupathy S., Chinnasami B., Manasa N.D., Ramraj B. The smart phone study: assessing the reliability and accuracy of neonatal jaundice measurement using smart phone application // International Journal of Contemporary Pediatrics. 2018. V. 5. Pp. 285-289.
17. Yuan Y., Huang J., Yu J. *et al.* Application of machine learning algorithms for accurate determination of bilirubin level on in vitro engineered tissue phantom images // Scientific Reports. 2024. V. 14. Pp. 5952.
18. Zarehpour E., Mohammadi M. R., Zakeri-Nasrabadi M., Aein S., Sangsari R., Taheri L., Zabihollahpour A., Rohi I. BiliBin: An Intelligent Mobile Phone-based Platform to Monitor Newborn Jaundice // Research Square. 2023. V. 1(1). Pp. 1–24.
19. Мусатова Л. А., Краснова Л. И., Карташева Н. С. [и др.]. Синдром желтухи у детей, критерии потенциальной опасности: учеб. пособие – Пенза: Изд-во ПГУ, 2022. 88 с.
20. Неонатология. Клинические рекомендации / под ред. Н. Н. Володина, Д. Н. Дегтярева, Д. С. Крючко. - Москва: ГЭОТАР-Медиа, 2020. 320 с.

**СЕМИОТИЧЕСКИЕ СБОИ В ДИАЛОГОВЫХ СИСТЕМАХ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: ЗОНЫ
«КОММУНИКАТИВНОГО РАЗРЫВА»**

Сафронова Е.Е.

Кафедра лингвистики

ФГБОУ ВО «Кубанский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Краснодар

Аннотация. В статье исследуется феномен семиотических сбоев в коммуникации между человеком и диалоговыми системами искусственного интеллекта. Актуальность работы обусловлена активной интеграцией языковых моделей в социальные практики, где они начинают выполнять функции полноценных коммуникантов. Особое внимание уделяется анализу зон «коммуникативного разрыва», возникающих при декодировании имплицитных смыслов, иронии, аллюзий, а также культурно-специфичных кодов (гламурных, корпоративных, региональных). На основе анализа практических кейсов и экспериментальных данных рассматриваются прагматические неудачи, включая феномен «галлюцинаций» ИИ, и делается вывод о принципиальной невозможности для машины стать полноценным семиотическим актором.

Ключевые слова: искусственный интеллект, языковые модели, теория речевых актов, имплицитность, культурный код.

**SEMIOTIC FAILURES IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE DIALOGUE
SYSTEMS: "COMMUNICATIVE GAP" ZONES**

Safronova E. E.

Department of Linguistics

Kuban State Medical University, Russia, Krasnodar,

Abstract. The article examines the phenomenon of semiotic failures in communication between humans and artificial intelligence dialogue systems. The relevance of this study lies in the active integration of linguistic models into social practices, where they begin to function as fully-fledged communicators. Particular attention is paid to the analysis of "communicative gap" zones that arise when decoding implicit meanings, irony, allusions, and culturally specific codes (glamorous, corporate, regional). Based on an analysis of practical cases and experimental data, pragmatic failures are examined, including the phenomenon of AI "hallucinations," and the conclusion is reached regarding the fundamental impossibility of a machine becoming a fully-fledged semiotic actor.

Keywords: artificial intelligence, language models, speech act theory, implicitness, cultural code.

Стремительная интеграция языковых моделей в повседневные социальные практики знаменует собой новую эру коммуникации, где искусственный интеллект выступает не просто инструментом, а полноправным коммуникантом [3, с. 76–84]. От технической поддержки до психологического консультирования – ИИ все чаще занимает место собеседника. Однако этот процесс сопровождается рядом трудностей, связанных с ограниченностью понимания машиной человеческой речи. Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью осмысления семиотических сбоев – ситуаций, в которых ИИ неверно декодирует имплицитные смыслы, аллюзии и культурно-специфические коды, что ведет к прагматическим неудачам [5].

Для анализа коммуникативных неудач ИИ необходим надежный теоретический фундамент. Классическая семиотика Чарльза Сандерса Пирса предлагает трехуровневую модель знака, которая помогает понять глубину проблемы. Пирс различал иконы (знаки, основанные на сходстве), индексы

(знаки, основанные на реальной связи с объектом) и символы (знаки, основанные на условной, социально принятой связи). Человеческая коммуникация активно использует все три типа, в то время как ИИ оперирует преимущественно символами, будучи ограничен в понимании индексных связей, укорененных в физическом и социальном опыте [4].

Исследователи отмечают, что современные большие языковые модели существуют в своего рода «зале зеркал», манипулируя символами без их индексной привязки к реальности. Как подчеркивается в современных семиотических исследованиях, смысл возникает лишь при наличии у семиотического актора когнитивных состояний, намерений и эмоций, которыми машина не обладает [1, с. 9–29].

Дополняет эту картину теория речевых актов Джона Остина, согласно которой высказывание – это не просто констатация факта, но действие. Произнося фразу, мы одновременно совершаем локутивный (сам акт говорения), иллокутивный (выражение намерения) и перлокутивный (воздействие на слушателя) акты. Проблема ИИ заключается в неспособности корректно распознавать иллокутивную силу высказывания – ту самую интенцию, которую говорящий вкладывает в слова [2, с. 124–138]. Как показано в работе по прагматике, значение знаков выводится из интерпретации их пользователями, и эта интерпретация всегда контекстуальна. Машина же, лишённая живого контекста, часто оказывается неспособна уловить намерение.

Главная зона коммуникативного разрыва лежит в области подтекста. Человеческая речь пронизана допущениями, иронией, метафорами и аллюзиями, которые требуют от слушающего не просто знания словарных определений, но и способности к сложной когнитивной обработке.

Ключевое различие между естественным и искусственным интеллектом заключается в источнике смысла. В естественной коммуникации слова – это

лишь «намек» на внутреннее когнитивно-эмоциональное состояние говорящего. Смысл рождается не в самих словах, а в сознании коммуникантов. У искусственного интеллекта такое сознание отсутствует. Он оперирует «пустыми» знаковыми телами, выстраивая их в последовательности на основе статистических закономерностей. Это приводит к тому, что ИИ может успешно имитировать понимание там, где смысл лежит на поверхности, но терпит крах при столкновении с глубоко имплицитными значениями.

Особенно остро эта проблема проявляется при обработке культурно-специфичных кодов. Исследования показывают, что языковые модели демонстрируют устойчивый «алгоритмический монокультуризм». Например, при запросе совета по обновлению гардероба модели отдают предпочтение западным, индивидуалистическим ценностям самовыражения, игнорируя запросы на практичность и долговечность, которые могут быть приоритетны в других культурах.

Наиболее яркие примеры семиотических сбоев фиксируются при обращении к фольклору и традициям. В одном из экспериментов популярная языковая модель на запрос местной народной сказки в Эфиопии выдала связный и грамматически безупречный текст, однако главный герой в нем был полностью вымышлен – модель заполнила пробелы в данных привычными западными нарративными схемами. Это классический пример того, как «обработка слов» (word processing) подменяет собой «обработку мира» (world processing) – понимание истории, ценностей и реальных отношений.

Анализ практических случаев позволяет выделить несколько типичных зон, где возникают семиотические сбои.

Самый простой уровень – это буквальное понимание бытовых метафор и идиом. Например, фраза «руки не доходят посмотреть» будет интерпретирована ИИ как констатация физической невозможности, а не как жалоба на нехватку времени. К этой же категории относятся непонимание

иронии и сарказма, которые требуют вычитывания противоположного значения из контекста. Известны случаи, когда ИИ-системы в ресторанах быстрого питания неправильно интерпретировали сложные или нестандартные заказы, что приводило к курьезам. Это происходит потому, что машина не способна выйти за пределы статистически наиболее вероятной интерпретации.

В корпоративной среде, где огромную роль играют этикет, субординация и неписанные правила, коммуникативные провалы ИИ могут иметь серьезные последствия. Модель может не уловить тонкости в общении с вышестоящим сотрудником или, наоборот, дать совет, противоречащий корпоративной культуре. Исследования показывают, что модели особенно плохо справляются с задачами, требующими учета традиционных ценностей, ориентированных на сообщество, безопасность и устоявшиеся нормы, отдавая предпочтение ценностям светско-рациональным.

Более того, в здравоохранении и финансовых услугах, где точность интерпретации критически важна, ошибки ИИ могут создавать прямые риски для пользователей, например, когда транскрипционные инструменты не распознают диалектные особенности речи пациента.

Феномен «галлюцинаций» ИИ (генерации ложных, но правдоподобных фактов) может быть переосмыслен как результат семиотического тупика. Сталкиваясь с лакуной в данных или неоднозначностью контекста, модель не может выйти из положения, опираясь на реальный опыт, и вынуждена достраивать картину мира из статистически вероятных, но семиотически пустых элементов. Эти «зоны неопределенности» обнажают фундаментальную незавершенность наук о смысле применительно к техническим системам. Машина создает видимость смысла, но за этой видимостью не стоит ни понимания, ни намерения.

Феномен семиотических сбоев в диалоговых системах ИИ указывает на фундаментальное различие между человеческой и машинной коммуникацией. Человек, как семиотический актор, производит знаки, исходя из своего когнитивного состояния, и интерпретирует их, реконструируя намерения другого. Машина же, лишённая сознания и телесного опыта, способна лишь имитировать этот процесс, оставаясь в замкнутом контуре манипуляции символами.

Проблема заключается не в несовершенстве алгоритмов как таковых, а в принципиальной невозможности для ИИ стать полноценным участником семиозиса – процесса порождения и интерпретации смысла. Пока машина не обретёт способность к переживанию, эмоциям и интенциональности, зоны «коммуникативного разрыва» будут сохраняться. Понимание этих ограничений необходимо не только для совершенствования технологий, но и для выработки реалистичного взгляда на роль ИИ в человеческом обществе, где эффективная коммуникация всегда будет требовать не только обработки слов, но и «обработки мира» – погружения в контекст, историю и культуру.

Литература / References:

1. Вдовиченко, А. В. Искусственный интеллект написал сказку: имитация воздействия текстом на фоне естественного словосодержащего семиозиса / А. В. Вдовиченко // Вестник ПСТГУ. Серия III: Филология. – 2025. – Вып. 82. – С. 9–29.
2. Омеляненко, В. А. Делать вещи с помощью слов и вещей: Прагматический взгляд на аналогию языка и технологии / В. А. Омеляненко // Социотехника. – СПбПУ, 2024. – Т. 5, № 2 (15). – С. 124–138.
3. Пилат, Т. Л. Моделирование семиотической системы искусственного интеллекта / Т. Л. Пилат // Вестник РУДН. – 2022. – С. 76–84.

4. Hellberg, D. Sacred Signs or Empty Words: A Naturalistic and Semiotic Comparison of AI vs Human Generated Art / D. Hellberg // IntechOpen. – 2025. – Режим доступа: <https://www.intechopen.com/chapters/1208345> (дата обращения: 23.02.2026).

5. Tembine, H. Machine Mirages: Defining the Undefined [Электронный ресурс] / H. Tembine // arXiv. – 2025. – arXiv:2506.13990. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2506.13990> (дата обращения: 23.02.2026).

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ИНСТРУМЕНТ ВНУТРЕННЕГО КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА В МЕДИЦИНЕ

Смирнова О.С.¹, Грачева Т.Ю.²

¹врач-методист, ²заместитель главного врача, д.м.н.

ГБУЗ Кузбасская клиническая психиатрическая больница, Россия,
г.Кемерово

Аннотация: В настоящее время особенно актуальным остается поиск оптимальных решений для реализации процессов контроля качества и безопасности медицинской деятельности в учреждениях здравоохранения. Искусственный интеллект (ИИ) может оказать существенную помощь в создании автоматизированной системы сбора и анализа показателей качества медицинской помощи для принятия управленческих решений по устранению и профилактике дефектов. Выступая в роли помощника, ИИ способен предотвращать ошибки, стандартизировать процессы и анализировать результаты проведенных проверок.

Ключевые слова: искусственный интеллект (ИИ), внутренний контроль качества, безопасность медицинской деятельности, дефекты медицинской помощи, цифровизация здравоохранения.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR INTERNAL QUALITY CONTROL IN MEDICINE

Smirnova O.S, Gracheva T.Y.

Abstract: Currently, the search for optimal solutions for the implementation of quality control and safety processes in medical activities in healthcare institutions remains particularly relevant. Artificial intelligence (AI) can provide significant assistance in creating an automated system for collecting and analyzing quality indicators of medical care to make management decisions on eliminating and preventing defects. Acting as an assistant, AI can prevent errors, standardize processes, and analyze the results of completed checks.

Keywords: artificial intelligence (AI), internal quality control, safety of medical activities, defects in medical care, digitalization of healthcare.

Целью данной работы является поиск точек приложения ИИ для выявления и структуризации дефектов медицинской помощи на всех этапах оценки ее качества, а также оптимизация процессов анализа данных в рамках внутреннего контроля качества, а также имеющиеся ограничения и препятствия к использованию ИИ.

Обеспечение качества медицинской помощи является одним из основных принципов охраны здоровья граждан, а высокий уровень качества и безопасности медицинской деятельности — одним из приоритетных направлений государственной политики. Приказом Министерства здравоохранения РФ от 31 июля 2020 г. № 785н «Об утверждении Требований к организации и проведению внутреннего контроля качества и безопасности медицинской деятельности» определены основные положения и требования к данной процедуре. В этой связи особое значение приобретает соблюдение порядков оказания медицинской помощи, клинических рекомендаций,

стандартов диагностики и лечения, а также приказа Министерства здравоохранения Российской Федерации от 14.04.2025 г. № 203н «Об утверждении критериев оценки качества медицинской помощи».

В ГБУЗ «Кузбасская клиническая психиатрическая больница» внутренний контроль качества медицинской помощи осуществляется путем оценки уполномоченными сотрудниками отдела внутреннего контроля качества соответствия оказываемой помощи утвержденным стандартам и клиническим рекомендациям (протоколам лечения), основанным на данных доказательной медицины. Контроль традиционно проводится на трех уровнях: заведующий отделением (стационара/поликлиники), заместитель главного врача, экспертная комиссия. Карта внутреннего контроля представляет собой чек-лист, который содержит требования к оформлению медицинской документации, соблюдению лечебно-диагностического процесса в соответствии с клиническими рекомендациями и стандартами, а также критериями приказа № 203н. Для заболеваний, по которым не утверждены отдельные нормативные документы, определены общие требования, основанные на клиническом мышлении врача, принципах посиндромальной терапии, с учетом фоновых заболеваний и фармакологической совместимости препаратов.

Ниже представлен анализ данных внутреннего контроля качества ГБУЗ «Кузбасская клиническая психиатрическая больница» за последние 3 года.

За 2023–2025 гг. общее количество медицинской документации, в которой были выявлены нарушения, составило 2 042 документа. Из них в 2023 г. — 852 документа (21,6% от общего объема в 3 947 документов); в 2024 г. — 614 (18,2% от 3 375); в 2025 г. — 576 (12,2% от 4 738)

таблица 1

Количество медицинской документации

Год	Количество медицинской документации всего	Количество медицинской документации с дефектами	%
2023	3 947	852	21,6
2024	3 375	614	18,2
2025	4 738	576	12,2

Ключевые моменты связаны с отсутствием необходимых записей, некорректной регистрацией данных и незаполненностью отдельных полей карты пациента, ошибками в листах назначений, несоответствием плана лечения фактически проведенной терапии, дефектами оформления выписных эпикризов, нарушениями периодичности осмотров заведующими отделениями, а также необоснованным назначением лекарственных препаратов. Данные недостатки свидетельствуют о недостаточной стандартизации процессов ведения документации.

Средний показатель уровня качества лечения составил 0,98. Это высокий результат, однако, наличие дефектов в документах свидетельствует о возможности дальнейшего улучшения качества оказания услуг пациентам путем повышения внимания к процессам документооборота. таблица 2

Структура нарушений

№	Структура нарушений	Год					
		2023		2024		2025	
		абс.	%	абс.	%	абс.	%
1	Дефект лечебно-диагностических мероприятий, не повлиявший на здоровье пациента (дефекты диагностики и лечебного процесса)	519	61%	375	61%	376	65%
2	Дефект оформления медицинской документации, не повлиявший на здоровье пациента (отсутствие подписи, корректно заполненных бланков, листов нетрудоспособности и пр.)	170	20%	84	14%	85	15%

3	Дефект заполнения информированного добровольного согласия (отсутствие полных данных и пр.)	57	7%	56	9%	40	7%
4	Необоснованное назначение лекарственной терапии (вне инструкции, вне клинических рекомендаций и стандартов медицинской помощи при отсутствии проведения врачебной комиссии)	34	4%	19	3%	23	4%
5	Прочие	72	8%	80	13%	52	9%

Как видно из представленных данных, на первом месте находятся дефекты выполнения лечебно-диагностических мероприятий, не повлиявшие на состояние здоровья: 61% в 2023 г., 61% в 2024 г., 65% в 2025 г. Данные дефекты имеют большое значение при оценке правильности ведения медицинской документации. Дальнейшие усилия должны быть направлены на устранение выявленных недостатков и постоянное улучшение качества медицинской помощи населению.

Ниже представлен анализ обращений и жалоб граждан, поступивших в ГБУЗ «Кузбасская клиническая психиатрическая больница» за период 2023–2025 гг. (данные представлены в процентах от общего числа обращений).

таблица 3

Структура обращений

Тематика обращений и жалоб	Структура 2023	Структура 2024	Структура 2025
Работа медицинских учреждений и их сотрудников	27,5	29,4	26,3
Лечение и оказание медицинской помощи	50,5	51,1	51,7
Помещение в больницы и специализированные лечебные учреждения.	1,5	1,3	4,1
Врачебно-консультационная комиссия. О медицинском обслуживании, диагностике	2,9	2,3	0,5
Психоневрологические диспансеры (ПНД). Помещение и лечение в ПНД. Снятие с учета в ПНД	2,5	3,9	4,3
Медицинская экспертиза и медицинское освидетельствование	14,0	12,0	13,0
Экспертиза временной нетрудоспособности	1,1		

Наибольшее количество обращений связано с вопросами лечения и оказания медицинской помощи (50,5–51,7%). Это подчеркивает важность постоянного мониторинга качества медицинских услуг и улучшения коммуникации с пациентами.

Обращения относительно помещения в стационар составляют небольшую долю (1,5-4,1%), что в основном связано с недобровольными госпитализациями или другими госпитализациями по решению суда.

Доля обращений по вопросам работы медицинских учреждений и сотрудников составляет (26.3-29,4%). В данный раздел отнесены также запросы на выдачу справок, выписок и иных документов по запросам пациентов или организаций (в рамках межведомственного взаимодействия, включая Прокуратуру); невозможности записи к врачу, выбора медицинской организаций, невозможности скачать документ и другие проблемы. Эти запросы составляют две трети данного раздела, и не имеют негативного контекста, касающегося непосредственно качества лечения. Однако их количество требует внимания, поскольку отражает аспекты организации работы и документооборота.

Проведенный подробный анализ показал, что функционирование системы внутреннего контроля качества медицинской помощи и безопасности медицинской деятельности требует огромных затрат человеко-часов, выделения сотрудников или отделов, которые не занимаются выполнением государственного задания, но обеспечивают выполнение важного лицензионного требования (контроль качества является обязательным требованием при лицензировании медицинской деятельности).

Следует обсудить перспективы и точки приложения ИИ. Создание или внедрение системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) [6, с. 448; 9, с. 49] по принципу «второго мнения» представляется перспективным направлением для автоматизации контроля качества.

Представляется возможным использовать такие точки приложения:

1. Контроль лечебного процесса и назначений: сопоставление перечня медицинских услуг, фактически оказанных пациенту, с объемом помощи, предусмотренным клиническими рекомендациями для соответствующего кода МКБ-10. В случае выявления отклонения система может требовать его обоснования в тексте медицинской записи (СППВР).

2. Мониторинг лекарственных назначений: автоматическая оценка лекарственных взаимодействий, выявление противопоказаний на основе инструкций к препаратам и диагноза, контроль дозировок и кратности приема с учетом клиренса креатинина и данных аллергологического анамнеза.

3. Анализ отклонений лабораторных и инструментальных данных: автоматическое «подсвечивание» критических и «выпадающих» значений, формирование сводной информации и рекомендаций по дообследованию, привлечение внимания врача к требующим контроля показателям.

4. Анализ текстовой информации: проверка полноты заполнения осмотров (наличие ключевых и обязательных разделов и параметров), отслеживание динамики изменений в лечебно-диагностическом процессе.

5. Сбор и аналитика данных: автоматизация подготовки отчетов для внутренних и внешних контрольно-надзорных органов (например, формирование отчета по результатам экспертиз первого уровня) [1, с. 62]. Обеспечение оперативного промежуточного доступа к ретроспективной информации для принятия управленческих решений на всех уровнях (заведующий отделением, заместитель главного врача, главный врач) вне зависимости от давности внесенных данных.

До внедрения автоматизированных процессов необходима оценка зрелости цифровой инфраструктуры учреждения, а также обучение и вовлечение персонала (врачей, медицинских сестер, административного звена). Таким образом, внедрение ИИ в систему внутреннего контроля

качества требует комплексного подхода, при котором технологии, процессы и человеческий фактор работают как единая система, обеспечивая новый уровень безопасности и эффективности медицинской помощи. Поддержка принятия врачебных решений на основе данных электронной медицинской карты, контроль соответствия назначений клиническим рекомендациям, а также автоматизированный анализ обращений граждан позволяют выстроить эффективную систему мониторинга. Применение ИИ способно значительно повысить эффективность, глубину и объем аналитической работы в сфере контроля качества медицинской деятельности.

Литература/References:

1. Ахохова А.В., Тлакадугова М.Х., Каддуми А.-Р.М., Мезова И.Т., Тлупова Л.М., Хахнагоева А.А., Чертуганова З.Р., Фирова А.А., Шогенова С.Ю. Представление задач внутреннего контроля качества в наркологической службе региона посредством веб-приложения и пользовательских историй // Менеджер здравоохранения. – 2025. – № 8. – С. 59–69
2. Ахохова А.В., Тлакадугова М.Х., Вологиров А.С., Каралкин П.А., Польшина В.И., Казымина Е.Н., Филькина А.Н., Начоева А.О., Мокаев Р.С., Дебаева Д.Б., Тлупова А.А. Региональный опыт реализации внутреннего контроля качества в медицинской организации по профилю «Психиатрия и наркология»: селективный поиск лучшего решения (Часть I) // Менеджер здравоохранения. – 2025. – № 6. – С. 29–40
3. Актуальное состояние системы здравоохранения в контексте внедрения искусственного интеллекта / Е. А. Берсенева, А. В. Матвиенко, М. С. Умнов, Г. И. Карунас // Вестник Росздравнадзора. – 2025. – № 5. – С. 89-95.
4. Асеева, И. А. Социальные роли искусственного интеллекта. Часть 2. Искусственные системы с интеллектом в научных исследованиях и

медицинской практике / И. А. Асеева // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Экономика. Социология. Менеджмент. – 2024. – Т. 14, № 5. – С. 240-255. – DOI 10.21869/2223-1552-2024-14-5-240-255.

5. Бердутин, В. А. Медицинский искусственный интеллект. Реальность, перспективы, иллюзии и угрозы / В. А. Бердутин, Т. Е. Романова. – Москва : ФГБУ ГНЦ ФМБЦ им. А.И. Бурназяна ФМБА России, 2025. – 186 с. – ISBN 978-5-93064-343-5.

6. Бредихин, Н. Д. Системы поддержки принятия решений в медицине: применение в диагностике и лечении в условиях телемедицины / Н. Д. Бредихин // Мировые научные достижения естественно-научных и социально-гуманитарных исследований: от теории к практике : Сборник научных статей III Международной научно-практической конференции, Москва, 28 февраля 2025 года. – Москва: ООО "Симметрия", 2025. – С. 448-452.

7. Гусев, А. В. Осведомленность и мнения руководителей в сфере здравоохранения России о медицинских технологиях искусственного интеллекта / А. В. Гусев, О. Ю. Реброва // Врач и информационные технологии. – 2023. – № 1. – С. 28-39. – DOI 10.25881/18110193_2023_1_28.

8. Жариков, О. Г. Реалии и перспективы развития искусственного интеллекта в медицине / О. Г. Жариков, А. А. Литвин, А. В. Жарикова // Медико-биологические проблемы жизнедеятельности. – 2025. – № 1(33). – С. 15-21. – DOI 10.58708/2074-2088.2025-1(33)-15-21.

9. Иванов, И. В. Основы искусственного интеллекта в здравоохранении: глоссарий для медицинских работников / И. В. Иванов, Е. А. Берсенева, М. С. Умнов // Вестник Росздравнадзора. – 2024. – № 6. – С. 47-53.

10. Искусственный интеллект в здравоохранении : учебное пособие / М. П. Потапов, А. В. Павлов, М. Ю. Котловский [и др.]. – Ярославль : ИПК «Индиго», 2024. – 72 с. – ISBN 978-5-91722-569-2.
11. Использование машинного обучения для прогнозирования онкологических заболеваний на основе данных электронных медицинских карт: автоматизированный подход к скринингу / А. Д. Ермак, Д. В. Гаврилов, Р. Э. Новицкий и др. // Вопросы онкологии. – 2025. – № 4. – С. 914-926.
12. Морозов, Д. Ю. Искусственный интеллект в системе здравоохранения. Клинические рекомендации / Д. Ю. Морозов, В. В. Омеляновский, В. К. Федяева // Менеджер здравоохранения. – 2025. – № 9. – С. 58-67. – DOI: 10.21045/1811-0185-2025-9-58-67.
13. Морозов, Д. Ю. Нужен ли искусственный интеллект системе здравоохранения? / Д. Ю. Морозов, В. В. Омеляновский // Медицинские технологии. Оценка и выбор. – 2024. – № 4. – С. 40-48.
14. Попова, Е. С. Искусственный интеллект в медицине: от диагностики до персонализированного лечения / Е. С. Попова, Ю. В. Скибин // Мехатроника, автоматизация и управление на транспорте: МАТЕРИАЛЫ VII ВСЕРОССИЙСКОЙ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ, Самара, 04 апреля 2025 года. – Самара: Приволжский государственный университет путей сообщения, 2025. – С. 157-159.
15. Тюмина, О. Внедрение технологий искусственного интеллекта в работу контакт-центра медицинской организации / О. Тюмина, А. Бугаков, О. Самыкина // Менеджмент качества в медицине. – 2025. – № 2. – С. 106-110.
16. Филина, Ю. С. Использование искусственного интеллекта в медицинских организациях / Ю. С. Филина, И. М. Колесникова // Госпитальная медицина: наука и практика. – 2024. – Т. 7, № 1. – С. 66-74. – DOI 10.34852/GM3CVKG.2024.50.53.009.

17. Шитова, С. Н. Применение искусственного интеллекта для совершенствования оказания медицинской помощи / С. Н. Шитова, Д. П. Солодухина // Здоровье населения и качество жизни : Материалы XII Всероссийской научно-практической конференции с международным участием, Санкт-Петербург, 29 марта 2025 года. – Санкт-Петербург: Северо-Западный государственный медицинский университет им. И.И. Мечникова, 2025. – С. 445-452.

18. El Arab RA, Al Moosa OA, Albahrani Z, et al. Integrating Artificial Intelligence into Perinatal Care Pathways: A Scoping Review of Reviews of Applications, Outcomes, and Equity. Nurs Rep. 2025 Jul 31;15(8):281. doi: 10.3390/nursrep15080281. (Интеграция искусственного интеллекта в перинатальную помощь: обзор обзоров применения, результатов и справедливости)

19. El Arab RA, Almoosa Z, Alkhunaizi M, et al. Artificial intelligence in hospital infection prevention: an integrative review. Front Public Health. 2025 Apr 2;13:1547450. doi: 10.3389/fpubh.2025.1547450. (Искусственный интеллект в профилактике внутрибольничных инфекций: комплексный обзор)

Секция 5
ИСТОРИКО-ФИЛОСОФСКИЕ И ПРАВОВЫЕ АСПЕКТЫ
ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В
ЗДРАВООХРАНЕНИИ

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ — СТРАТЕГИЧЕСКАЯ
ПАРАДИГМА РАЗВИТИЯ ОТЕЧЕСТВЕННОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

Батиевская В. Б.

Кандидат экономических наук, доцент

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье рассматривается трансформация понятия искусственный интеллект (ИИ) от эвристики до современного понимания нейросети, экспертных систем и прочих архитектур. Выделяются два основных типа ИИ: слабый и сильный, проводится сравнительная характеристика биологического и искусственного интеллекта. Приводятся примеры использования ИИ в различных сферах: медицина, наука и образование, производство, государственное управление, банковское дело, транспорт и другое. Даются конкретные прикладные образцы применения ИИ в стоматологии, лучевой диагностике, неврологии, анестезиологии, психотерапии, в службе Роспотребнадзора.

Ключевые слова: искусственный интеллект, этапы развития, цифровое здравоохранение, биологический интеллект, практическое применение.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A STRATEGIC PARADIGM FOR THE DEVELOPMENT OF DOMESTIC HEALTHCARE

Batievskaya V.B.

PhD in Economic sciences, Associate Professor

*Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics named
after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract.

This article examines the transformation of the concept of artificial intelligence (AI) from heuristics to the modern understanding of neural networks, expert systems, and other architectures. Two main types of AI are distinguished: Narrow AI General AI, and a comparative analysis of biological and artificial intelligence is provided. Examples of AI use in various fields are provided: medicine, science and education, manufacturing, public administration, banking, transportation, and others. Specific applied examples of AI application are given in dentistry, radiation diagnostics, neurology, anesthesiology, psychotherapy, and the Federal Service for Surveillance on Consumer Rights Protection and Human Wellbeing.

Keywords: artificial intelligence, stages of development, digital healthcare, biological intelligence, practical application

Термин «эвристика» был известен довольно давно, и трактовался как наука, занимающаяся изучением продуктивного творческого мышления. Еще в 1998 году только в нашей стране было известно около 200 алгоритмов творческих технологий. Наиболее известным эпизодом применения таких технологий являлся случай применения алгоритма Deep Blue, выигравшего первого мая 1997 года матч из 6 партий у гроссмейстера Гарри Каспарова [12].

Под выражением «искусственный интеллект» предлагалось понимать возможность реализации творческого мышления компьютера. Другие авторы подразумевали под ИИ математический аналог модели Мироздания [6]. Выстраивалась логическая цепочка из дефиниций мозг – ум – разум – сознание (рисунок 1).

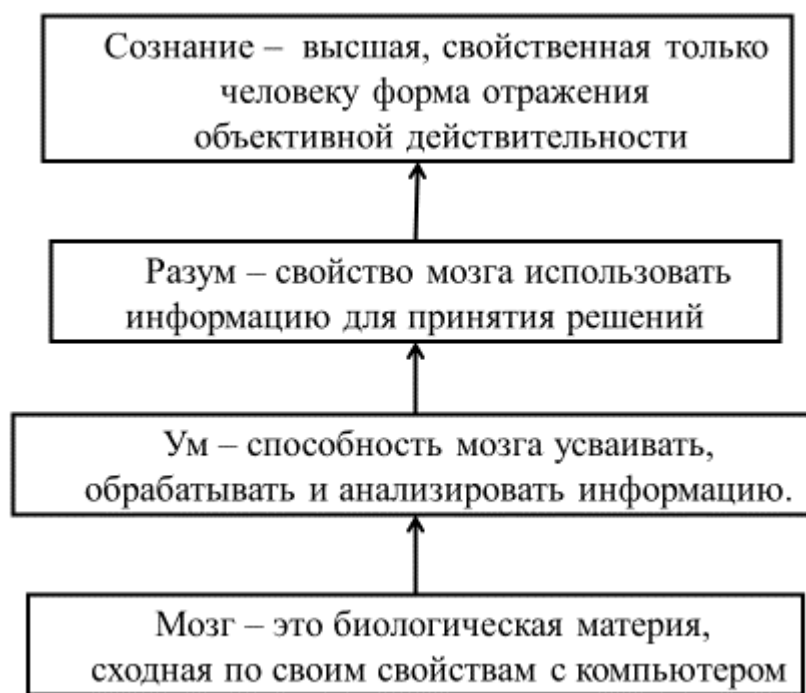


Рис. 1. Логическая цепочка взаимосвязанных понятий, отражающих мыслительные функции человека.

То есть ИИ – это гораздо больше, чем простые математические операции, которые играют важную роль в разработке алгоритмов. Для ИИ свойственно обучение, аналитика, распознавание образов и символов, планирование и прогнозирование, контроль и принятие решений [2]. В данной работе под ИИ будем понимать нейросети, экспертные системы и прочие архитектуры, являющиеся инструментом формализации рассуждений, позволяющие создавать модели и делающие выводы на основе big data, логических правил и статистических методов. Термин «искусственный

интеллект» (artificial intelligence, AI) был впервые введен в 1956 году на конференции в Дартмуте.

ИИ можно разделить на два основных типа:

1. Узкий (слабый ИИ, Narrow AI) — система, предназначенная для решения ограниченных задач — голосовой помощник (Алиса), электронный переводчик (Google, Prompt, Yandex), системы рекомендаций в интернет-магазинах (Wildberries, OZON).

2. Общий (сильный ИИ, General AI) — форма ИИ, которая обладает способностью понимать, учиться и применять знания в различных областях (как человек).

На рисунке показаны основные этапы работы ИИ.

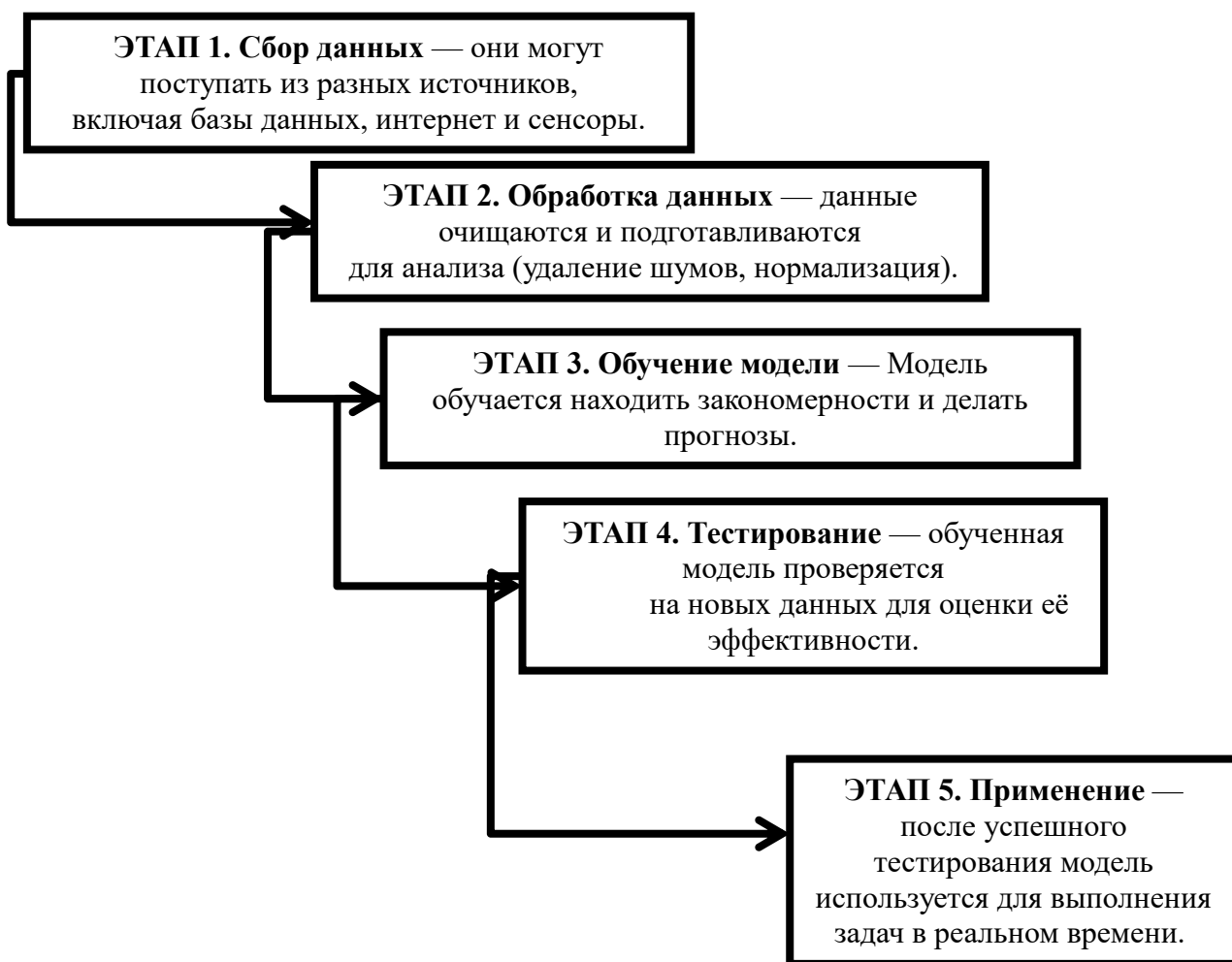


Рис. 2. Некоторые этапы работы ИИ.

В таблице дана сравнительная характеристика биологического и искусственного интеллекта.

Таблица.

Сравнительная характеристика
биологического и искусственного интеллекта.

Признак сравнения	Биологический интеллект	Искусственный интеллект
Отрицательные отличия ИИ от человеческого интеллекта:		
Эмоциональная сфера	Склонен проявлять чувства, эмоции, дружбу, взаимодействовать с другими личностями [7]	Не может творить, шутить, не обладает эмпатией и абстрактным мышлением не знает что такое фантазия и импровизация
Поиск информации и данных	Обладает интуицией, способен генерировать новые данные	Отсутствует интуиция, задачи выполняются только исходя из полученных данных
Достоверность обрабатываемой информации	Отсекает недостоверную информацию	Не в состоянии проверять достоверность вводной информации, если в его базу попадают ошибочные данные, то результат может оказаться нелепым
Экономические последствия	Вовлекается в трудовой процесс, инициирует процесс создания ценности	Может негативно влиять на уровень занятости населения, создавать безработицу
Защита информации	Персональная информация защищена на законодательном уровне [14]	Угроза конфиденциальности персональных данных и информационной безопасности
Влияние на человеческое мышление	Стимулирует вдумчивость, глубокое вникание в проблему	Формирует у людей «клиповое мышление», создает поколение Z (зуммеры)
Позитивные отличия ИИ:		
Точность выполняемых задач	Страдает неточностями, может допускать ошибки	Способен выполнять задачи с невероятной скоростью и точностью
Эмоциональное выгорание	Обладает свойствами уставать, истощаться эмоционально	Никогда физически не устает, не выгорает эмоционально, будет

		работать пока есть информация и питание
Объем данных в оперативной памяти	Ограничен	Может оперировать бОльшим объемом данных, чем человек

ИИ используется в различных сферах, например:

- медицина — цифровой анализ помогает оценивать изображения (УЗИ, R-графии, МРТ) [9];
- наука и образование [16];
- производство [4];
- государственное управление [13];
- банковская сфера [1] и другое.

На транспорте технологии ИИ лежат в основе беспилотных автомобилей; нейросети позволят более беспристрастно, в отличие от арбитров, судить спортивные состязания; объективно оценивать знания студентов, абитуриентов и учеников.

В современном мире интенсивно прирастает количество медицинской информации как в научной, так и в образовательных сферах. Рассмотрим практики применения ИИ в здравоохранении, образовании и научной деятельности.

1. **В медицинском образовании** ИИ используется для симуляционного обучения, анализа клинических случаев и персонализации учебных траекторий (на основе тестирования и практических заданий ИИ выявляет пробелы в знаниях и предлагает индивидуальные траектории обучения) [18].

2. **В научной деятельности** ИИ помогает в написании и рецензировании текстов: алгоритмы на базе NLP (Natural Language Processing) способны проверять стиль, структуру, грамматику и выявлять плагиат [10].

В здравоохранении ИИ применяется в различных областях.

1. В стоматологии — при помощи сверточных нейронных сетей (CNNs) выявляется разреженность костной ткани на R-граммах зубов, таким образом выявляются заболевания пародонта [5].

2. В лучевой диагностике заболеваний внутренних органов (рентгеновский метод, компьютерная томография, ультразвуковая диагностика, магнитно-резонансная томография, термография, радиоизотопная диагностика) алгоритм искусственного интеллекта DLAD (Deep Learningbased Automatic Detection) позволяет анализировать полученные изображения [3].

3. В службе Роспотребнадзора: обеспечивает более высокий уровень контроля за безопасностью продуктов, воды, окружающей среды и профилактики эпидемий [8].

4. Неврология: например, компания MedyMatch Technology — (Израиль) разработала цифровую платформу для поддержки клинических решений на базе Big Data и системы ИИ, позволяющую повысить качество и скорость диагностики инсультов [11].

5. Анестезиология: возможности искусственного интеллекта используются для ультразвукового сканирования при региональной анестезии [17].

6. Психотерапия: чат-боты обладают значительными возможностями для психологической поддержки пользователей, они используются для анонимной диагностики и выступают в качестве виртуальных друзей и помощников [15].

Этот перечень можно продолжать бесконечно, рисунок 3 отражает основные направления использования ИИ в медицине.

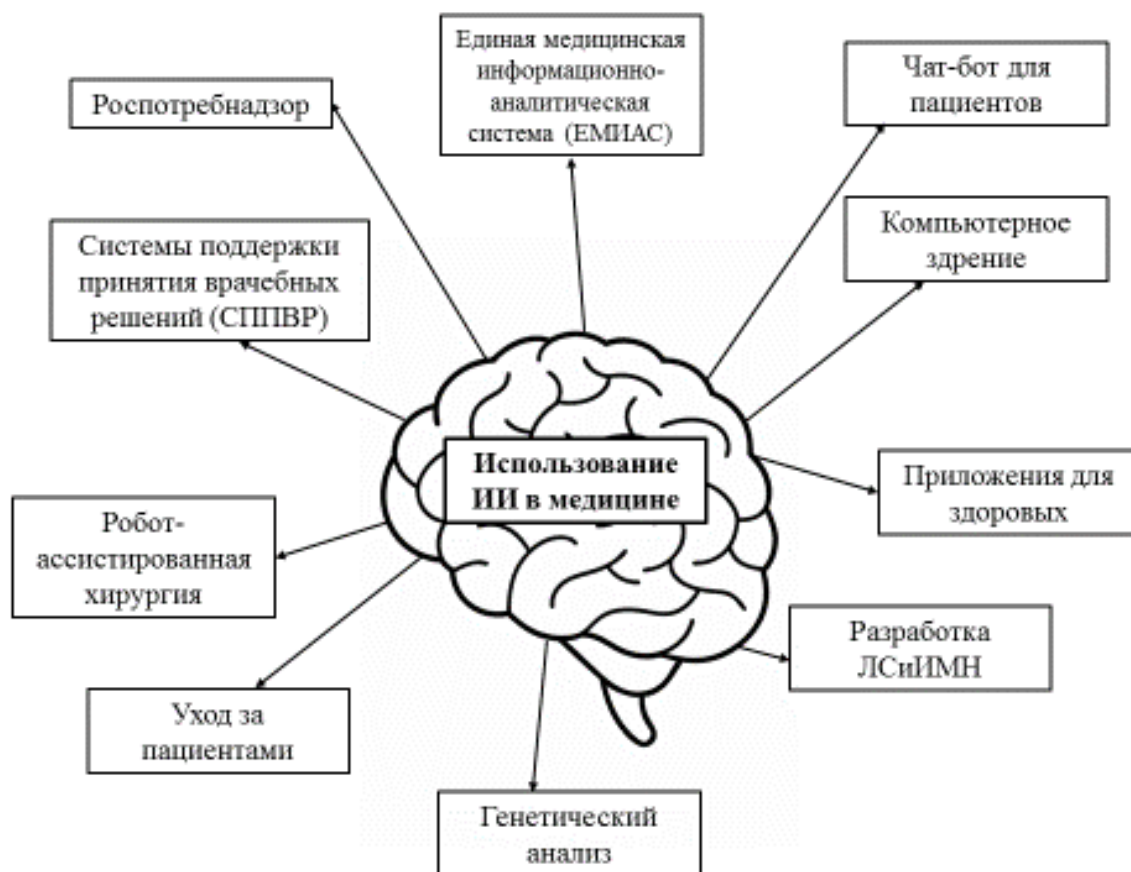


Рис. 3. Некоторые направления применения ИИ в медицине

Выводы

Искусственный интеллект (ИИ) прошел эволюцию от эвристического подхода до современных алгоритмов творческих технологий. В предложенной работе под ИИ понимаются нейросети, экспертные системы и прочие архитектуры как инструмент формализации рассуждений, позволяющий создавать модели и делать выводы на основе big data, логических правил и статистических методов. ИИ делится на два основных типа — Narrow AI и General AI. ИИ работает этапно: сбор данных, их обработка, обучение модели, её тестирование и финальный этап — практическое применение. Сравнительная характеристика биологического и искусственного интеллекта показала, что отличия носят как позитивный, так и отрицательный характер. Это означает, что полноценную замену человека искусственным интеллектом совершить невозможно. ИИ используется в различных сферах: в медицине, в

науке и образовании, в производстве, в государственном управлении, в банковской сфере и другое.

Литература/References:

1. Ахмедов, А. Р. у. Применение искусственного интеллекта в банковской сфере - это угроза рабочим местам или помощь в работе с клиентами / А. Р. у. Ахмедов // Особенности развития мировой экономики в современных условиях: реинтеграция и новый мировой порядок: Сборник научных статей Межвузовской научно-практической конференции, Ростов-на-Дону, 15 ноября 2023 года. – Ростов-на-Дону: Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, 2023. – С. 24-32.

2. Богданов, М. Н. Искусственный интеллект – это всего лишь сложение и умножение? / М. Н. Богданов // Наука молодых – будущее региона: сборник научных статей студентов средних профессиональных образовательных организаций вологодской области по итогам региональной студенческой научно-практической конференции, Вологда, 19–23 мая 2025 года. – Вологда: Вологодская областная универсальная научная библиотека, 2025. – С. 14-18.

3. Борисов В.А., Азарова В.Д., Ионов С.Н. Возможности искусственного интеллекта в лучевой диагностике заболеваний внутренних органов // Международный научный журнал «Вестник науки» №4 (73) Том 4. Апрель 2024 г. С. 874-881.

4. Вискребенцев, А. Искусственный интеллект в производственных процессах: когда это эффективно? / А. Вискребенцев // БИТ. Бизнес & Информационные технологии. – 2021. – № 4(107). – С. 18-19.

5. Глубокое обучение для рентгенологического выявления потери костной ткани пародонта. Йоахим Кройс, Томас Экерт, Леони Майнхольд,

Татьяна Голла. Режим доступа: URL:
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31186466/> (Дата обращения 12.12.2025).

6. Гусев, А. Л. Человек — это искусственный интеллект по отношению к Богу? / А. Л. Гусев // Символ науки: международный научный журнал. – 2019. – № 9. – С. 6-11.

7. Калинцева, М. А. Характеристика понятия "эмоциональная сфера" / М. А. Калинцева // Скиф. Вопросы студенческой науки. – 2022. – № 7(71). – С. 127-131.

8. Келлониemi А. Р. Искусственный интеллект и его роль в медицине // Вестник науки. 2023. №7 (64). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-i-ego-rol-v-meditisine> (дата обращения: 28.11.2025).

9. Классен, В. Наш медицинский искусственный интеллект допускает не более 8% ошибок - это квазиоптимальный результат / В. Классен // БИТ. Бизнес & Информационные технологии. – 2021. – № 9(112). – С. 44-47.

10. Крылова Ю. С., Захарова Ю. А. Применение искусственного интеллекта для проведения систематических обзоров в медицине // Социальные аспекты здоровья населения. 2023. Т. 69, № 3. С. 1-12. DOI: 10.21045/2071-5021-2023-69-3-1.

11. Машинное обучение и искусственный интеллект для диагностики инсульта // Электронный ресурс. Режим доступа: URL: <https://evercare.ru/MedyMatch> (дата обращения: 25.11.2025).

12. Мокрышев, В. Искусственный интеллект - это очень просто / В. Мокрышев, С. Мокрышев // Электроника: Наука, технология, бизнес. – 1998. – № 1(13). – С. 19-22.

13. Обеспечение технологического и производственного суверенитета государства и роль искусственного интеллекта в этом процессе / Н.

Бондаренко, Ю. Конаневич, Н. Мешкова, М. Бондаренко // Интеллектуальная собственность в Беларуси. – 2025. – № 5(114). – С. 8-19.

14. Федеральный закон «О персональных данных» от 27.07.2006 N 152-ФЗ (редакция от от 24.06.2025).

15. Фрейманис, И. Ф. Чат-бот, как инструмент психологической поддержки: обзор исследований / И. Ф. Фрейманис // Вестник Пермского университета. Философия. Психология. Социология. – 2024. – № 2. – С. 250-259. – DOI 10.17072/2078-7898/2024-2-250-259.

16. Шрайберг, Я. Л. Нейросети и искусственный интеллект в науке, образовании и библиотеках: действительно ли это нам нужно? / Я. Л. Шрайберг // Буква и цифра: библиотеки на пути к цифровизации: Сборник докладов Пятой научно-практической конференции «БиблиоПитер-2024», Санкт-Петербург, 09–11 апреля 2024 года. – Москва: Государственная публичная научно-техническая библиотека России, 2024. – С. 222-232. – DOI 10.33186/978-5-85638-275-3-222-232.

17. Exploring the utility of assistive artificial intelligence for ultrasound scanning in regional anesthesia / Ja. S. Bowness, K. El-Boghdadly, G. Woodworth [et al.] // Regional Anesthesia and Pain Medicine. – 2022. – Vol. 47, No. 6. – P. 375-379. – DOI 10.1136/rapm-2021-103368.

18. Wartman S. A., Combs C. D. Medical Education Must Move From the Information Age to the Age of Artificial Intelligence // Academic Medicine. 2021. Vol. 96, № 8. P. 1077-1080. DOI: 10.1097/ACM.0000000000004020.

ОТВЕТСТВЕННОСТЬ РАЗРАБОТЧИКОВ СЕРВИСОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ОБЛАСТИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

Еремина М. Р., Толмачева А. Е.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева*

*ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»
Минздрава России, Россия, г. Кемерово*

Аннотация.

Актуальность. Искусственный интеллект (ИИ) активно внедряется в сферу здравоохранения, предлагая новые возможности для диагностики заболеваний, мониторинга состояния пациентов и оптимизации медицинских процессов. Широкое использование технологий ИИ также поднимает важные этические и правовые вопросы. С ростом влияния ИИ на здоровье людей возникают важные вопросы ответственности за возможные ошибки, неправильные диагнозы, нежелательные последствия или утраты данных. Недостаточное регулирование и отсутствие четких юридических норм в этой сфере создают риск для пациентов, вызывая опасения относительно безопасности, прозрачности и этичности использования ИИ в медицине. Разработчики таких систем несут особую ответственность за безопасность, качество и этическую сторону своих продуктов. Их решения и действия могут иметь критические последствия для здоровья и жизни человека, что поднимает необходимость формирования понятных критериев ответственности, стандартов и правовых механизмов.

Определение ответственности поможет снизить риски, повысить доверие пользователей и обеспечить баланс между инновациями и безопасностью в сфере здравоохранения.

Ключевые слова: искусственный интеллект; этика; юридические нормы; ответственность; безопасность; критерии; законы; стандарты; правовые механизмы.

THE RESPONSIBILITY OF DEVELOPERS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SERVICES IN THE HEALTHCARE FIELD

Eremina M. R., Tolmacheva A. E.

Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A.D. Tkachev

FGBOU VO "Kemerovo State Medical University" of the Ministry of Health of
Russia, Russia, Kemerovo

Abstract.

Relevance. Artificial intelligence (AI) is being actively introduced into the healthcare sector, offering new opportunities for disease diagnosis, patient monitoring, and optimization of medical processes. The widespread use of AI technologies also raises important ethical and legal issues. With the increasing impact of AI on human health, important issues of responsibility for possible errors, incorrect diagnoses, undesirable consequences, or data loss arise. Insufficient regulation and lack of clear legal norms in this area pose a risk to patients, raising concerns about the safety, transparency and ethics of using AI in medicine. Developers of such systems have a special responsibility for the safety, quality, and ethics of their products. Their decisions and actions can have critical consequences for human health and life, which raises the need for clear criteria of responsibility, standards and legal mechanisms. Defining responsibility will help reduce risks, increase user trust, and ensure a balance between innovation and safety in the healthcare sector.

Keywords: artificial intelligence; ethics; legal norms; responsibility; safety; criteria; laws; standards; legal mechanisms.

Введение. Современные технологии искусственного интеллекта стремительно развиваются и находят применение в медицине. Эти системы помогают врачам быстрее диагностировать заболевания, выбирать оптимальные методы лечения и повышать качество и скорость медицинского обслуживания. Вместе с тем, повышение эффективности медицинских услуг сопровождается определенными рисками и неопределенностью относительно уровня ответственности разработчика за потенциальные негативные последствия.

При разработке и внедрении алгоритмов машинного обучения возникают проблемы, связанные с интерпретацией решений ИИ, защитой персональных данных пациента, соблюдением прав на конфиденциальность и обеспечение медицинской безопасности. Разработчики несут ответственность за создание надежных, безопасных и этических продуктов, однако четкое понимание границ ответственности остается открытым вопросом.

Цель исследования: выявление юридической ответственности разработчиков систем искусственного интеллекта в сфере здравоохранения и предложение подходов к регулированию и минимизации рисков.

Задачи:

1. Анализ стандартов и регламентов в сфере искусственного интеллекта.
2. Изучение основных проблем ответственности разработчиков.
3. Предложения по совершенствованию правовой среды.

Методы исследования: анализ научных публикаций, федеральных законов и подзаконных актов, национальных руководств, методических рекомендаций.

Результаты и их обсуждение

Международные организации, такие как Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ) и Европейская комиссия, разработали рекомендации по вопросам разработки и внедрения систем искусственного интеллекта в здравоохранении. ВОЗ выпустила руководство по этическим принципам, согласно которым разработчики обязаны учитывать принципы прозрачности, справедливости, конфиденциальности и ответственности при создании ИИ-решений. В частности, ВОЗ подчеркивает необходимость постоянного контроля качества используемых моделей и регулярной оценки возможных негативных последствий [3].

Европейские государства приняли ряд нормативных актов, направленных на регулирование технологий ИИ в медицинском секторе. Например, Регламент ЕС GDPR устанавливает строгие требования к обработке персональной информации, включая защиту чувствительных данных пациентов [4].

Стандарты ISO/IEC JTC 1/SC 42 определяют требования к обеспечению надежности и доверия к технологиям ИИ, способствуя повышению уровня защиты пользователей [5]. Многие международные инициативы остаются рекомендательными, и полноценное законодательное закрепление требований пока отсутствует. Ряд стран, включая Россию, предпринимают шаги по созданию национальной нормативно-правовой базы для регулирования сферы ИИ в медицине. Федеральный закон № 28-ФЗ («Об основах охраны здоровья граждан») предусматривает ответственность медицинских организаций и сотрудников за неправильное лечение, однако прямое урегулирование вопросов ответственности разработчиков ИИ отсутствует [1].

Основные проблемы ответственности разработчиков. Разработка и внедрение систем искусственного интеллекта порождают целый ряд юридических и этических проблем, среди которых наиболее значимы следующие:

1. Проблема предсказуемости результатов

некоторые ключевые направления реформирования:

1. Создание специальных органов надзора — специальные государственные структуры могли бы контролировать соблюдение норм и стандартов в процессе разработки и эксплуатации систем искусственного интеллекта.
2. Установление критериев сертификаций и лицензирования — обязательная процедура сертификации должна стать обязательным условием допуска новых разработок к клиническому применению.
3. Развитие методов объяснения выводов ИИ — разработка инструментов, позволяющих наглядно продемонстрировать процесс принятия решений искусственным интеллектом, снизив уровень неопределенности и увеличив степень доверия врачей и пациентов.
4. Расширение полномочий пациентов — право пациентов получать исчерпывающие разъяснения относительно работы используемых ими систем ИИ должно рассматриваться как приоритетное направление.
5. Кибербезопасность — наличие утвержденных стандартов обеспечит необходимую безопасность при передаче и хранении медицинских данных.

Заключение

Применение искусственного интеллекта в здравоохранении открывает огромные перспективы для повышения качества и доступности медицинских услуг. Одновременно оно требует особого внимания к вопросам юридического регулирования и ответственности разработчиков за возможное негативное воздействие технологий. Создание адекватной правовой инфраструктуры станет важным фактором устойчивого развития сектора искусственного интеллекта в медицине, обеспечивающим защиту интересов всех участников процесса. Будущие исследования должны быть сосредоточены на разработке детализированных рекомендаций по формированию международной нормативной базы, способствующей справедливому распределению

ответственности и максимальной защищённости потребителей медицинских услуг, а также медицинских работников.

Литература / References:

1. Об основах охраны здоровья граждан в Российской Федерации: Федеральный закон Российской Федерации от 21 ноября 2011 г. №1323-ФЗ: принят Государственной думой 21 ноября 2011 года, одобрен Советом Федерации 9 ноября 2011 года. Доступно по ссылке: <https://minzdrav.gov.ru/documents/7025>
2. Гаспарян Д. Э, Стырин Е. М. Прикладные проблемы внедрения этики искусственного интеллекта в России. – Москва: Издательский дом Высшей школы экономики, 2020. - С. 60-79. Доступно по ссылке: https://id.hse.ru/data/2020/12/29/1345668031/Гаспарян_Стырин_текст-site.pdf
3. Руководство по этическим и управленческим аспектам применения больших мультимодальных моделей искусственного интеллекта для здравоохранения. – ВОЗ, 2021. Доступно по ссылке: <https://cnxus.org/ru/resource/who-guidance-ethics-and-governance-of-artificial-intelligence-for-health/>
4. General Data Protection Regulation (GDPR): The European Union Regulation of 27 April 2016, adopted by the European Parliament, the Council of the European Union, and the European Commission on 27 April 2016, entered into force on 25 May 2018. Доступно по ссылке: https://rppa.pro/_media/world/gdpr.pdf
5. ISO/IEC JTC 1/SC 42 — Artificial Intelligence, 2023. Доступно по ссылке: <https://www.itu.int/en/ITU-T/focusgroups/ai4h/Documents/all/FGAI4H-H-025-A02.pdf>

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ COVID-19 С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Журавлева В.А, Кара-Сал А.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева*

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Данная работа посвящена, как искусственный интеллект может помочь предсказывать распространение коронавирусной инфекции COVID-19. Мы рассматриваем метод градиентного бустинга CatBoost, как он применяется, а также проводим сравнение с другими алгоритмами машинного оборудования, такие как Random Forest, XGBoost и нейронные сети. Представляем еще международное сравнение опыта применения искусственного интеллекта.

Ключевые слова: COVID-19, прогнозирование, искусственный интеллект, модель, CatBoost

COVID-19 PREDICTION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Zhuravleva V.A, Kara-Sal A.A.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A.D. Tkachev*

*FGBOU VO "Kemerovo State Medical University" of the Ministry of Health of
Russia, Russia, Kemerovo*

Abstract. This work focuses on how artificial intelligence can help predict the spread of the COVID-19 coronavirus. We explore the CatBoost gradient boosting method and its application, as well as comparing it to other machine

learning algorithms such as Random Forest, XGBoost, and neural networks. Additionally, we present an international comparison of AI application experiences.

Keywords: COVID-19, forecasting, artificial intelligence, model, CatBoost

Введение. COVID-19, или коронавирусная инфекция 2019 года, представляет собой потенциально опасное острое респираторное заболевание, спровоцированное вирусом SARS-CoV-2. Его течение может варьироваться от легкого до крайне тяжелого. Поэтому, есть острая потребность в создании действенных методик для прогнозирования и отслеживания хода пандемии COVID-19. Искусственный интеллект выступает ключевым помощником в этом процессе, позволяя обрабатывать огромные объемы данных, находить неочевидные связи и предсказывать дальнейшее развитие ситуации. Это, в свою очередь, дает возможность органам власти и медицинским учреждениям принимать более взвешенные и своевременные решения.

Цель исследования. Аналитический обзор.

Объекты и методы исследования. Сбор и анализ информации по методу градиентного бустинга CatBoost; сравнительный анализ других алгоритмов машинного обучения; оценка точности и надежности разработанных моделей; международное сравнение опыта применения искусственного интеллекта

Результаты и их обсуждение. CatBoost представляет собой современный метод градиентного бустинга, разработанный командой Yandex Research. Рассмотрим его ключевые особенности. Метод градиентного бустинга CatBoost представляет собой мощный ансамблевый алгоритм. Его суть заключается в последовательном построении и обучении ряда простых моделей, чаще всего деревьев решений. Каждая новая модель в этом ансамбле целенаправленно минимизирует остаточные ошибки, оставленные

предыдущими моделями, что в конечном итоге обеспечивает исключительную точность прогнозирования.

На первом этапе мы собираем все необходимые данные, охватывающие статистику по заболеваемости, смертности, госпитализациям, уровню вакцинации, демографическим показателям и предпринятым мерам в области здравоохранения. Далее следует этап очистки, стандартизации и преобразования собранных данных, включая обработку пропущенных значений и перевод текстовых категорий в числовой формат. Затем данные делятся на две части: одну для обучения модели, другую для проверки её эффективности. Для прогнозирования используется метод градиентного бустинга, который последовательно строит и улучшает модель, исправляя ошибки на каждом шаге. Качество работы модели проверяется на тестовом наборе данных с использованием стандартных метрик, таких как средняя абсолютная ошибка (MAE), корень из среднеквадратичной ошибки (RMSE) и коэффициент детерминации (R^2). В заключение мы анализируем полученные результаты, чтобы понять влияние различных факторов и оценить эффективность принятых мер.

Данная модель высока в точности прогнозирования, имеет возможность учитывать большое количество факторов, легко адаптируется к новым данным, но требует значительные вычислительные ресурсы, тщательной предварительной обработки данных, не учитывает индивидуальные различия в иммунном ответе организма и появления новых штаммов.

По результатам исследования 2021 года Гаврилова Д.В., Абрамова Р.В., Кирилкиной А.В., Ившина А.А., Новицкого Р.Э, разработана 14-дневная прогнозная модель по COVID-19 (случаи/смерти). MAPE варьируется от 2,3% до 24% по 85 регионам РФ. CatBoost превзошёл линейную регрессию по RMSE. Отмечена обратная зависимость ошибки от плотности населения. [1, с. 34-42]

Сравним CatBoost с другими широко применяемыми алгоритмами машинного обучения. (Таблица 1)

Таблица 1

Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения

Алгоритмы машинного обучения	Преимущества	Недостатки
Случайный лес (Random Forest)	Простота реализации, высокая интерпретируемость, хорошая производительность на небольших наборах данных.	Склонность к переобучению на зашумленных данных, меньшая точность по сравнению с продвинутыми методами бустинга.
XGBoost	Высокая гибкость настроек, поддержка распределенного обучения, отличная производительность на многих задачах.	Необходимость дополнительной обработки категориальных признаков, склонность к переобучению при неправильной настройке.
Нейронные сети	Универсальность, способность решать широкий спектр задач, высокая точность на больших массивах данных.	Сложность интерпретации результатов, высокие требования к объему данных и вычислительным ресурсам, длительное время обучения.

CatBoost показывает лучшие результаты в задачах классификации и регрессии с большим количеством категориальных признаков, обеспечивая баланс между точностью и устойчивостью к переобучению. Однако для задач с непрерывными признаками и большими объемами данных нейронные сети могут оказаться предпочтительнее. [4, с. 145-158]

Международное сравнение опыта применения ИИ:

Китай. Система Health Check, известная в Китае как система QR-кодов здоровья, представляла собой важное звено в стратегии противодействия пандемии COVID-19. Искусственный интеллект стал неотъемлемой частью функционирования Health Check, выполняя следующие важные функции: 1) сбор и агрегация больших объёмов данных из различных источников, включая медицинские записи, результаты анализов, географические координаты и самоотчёты пользователей; 2) автоматический анализ данных и присвоение соответствующего цветового статуса каждому пользователю, что позволяло минимизировать человеческий фактор и повысить точность оценки рисков; 3) непрерывный мониторинг активности пользователей и своевременное уведомление медицинских служб о потенциальных очагах заражения, а также контроль выполнения режима самоизоляции; 4) прогноз вероятных вспышек заболевания на основании исторических данных и текущих трендов миграции населения. Сегодня, в 2026 году, обязательная система Health Check в Китае упразднена, и для въезда в страну достаточно стандартной визы. Однако сама концепция QR-кодов здоровья оказалась весьма перспективной и рассматривается Китаем как основа для возможной международной системы контроля эпидемиологических ситуаций. Несмотря на снятие обязательных ограничений, QR-коды продолжают использоваться в ряде регионов Китая в сокращённом варианте, преимущественно для внутреннего контроля и предотвращения локальных вспышек заболеваний. [2, с. 105-114; 3, с. 109-114]

Сингапур. TraceTogether — это мобильное приложение, запущенное правительством Сингапура в марте 2020 года для цифрового отслеживания контактов в целях борьбы с распространением COVID-19. Приложение использует технологию Bluetooth для фиксации близкого нахождения пользователей друг с другом (в пределах примерно 2 метров в течение минимум 30 минут). Данные о контактах хранятся локально на устройствах пользователей и передаются государственным органам только в случае

положительного результата тестирования на коронавирус или подозрении на близкое взаимодействие с инфицированным лицом. Само приложение TraceTogether не включает в свою основную функциональность элементы искусственного интеллекта или машинного обучения. Его основной принцип работы построен на простых правилах обмена Bluetooth-данными и хранении записей на устройстве пользователя. Однако существует несколько направлений, где искусственный интеллект может быть тесно связан с работой TraceTogether:

1. Пост-анализ данных. Собранные приложением данные о контактах могут быть переданы в специализированные аналитические центры, где с помощью методов машинного обучения проводится глубокий анализ:

- Выявляются паттерны распространения инфекции.
- Строятся модели прогнозирования новых вспышек.
- Оценивается эффективность принимаемых профилактических мер.

Такие анализы позволяют оптимизировать стратегию борьбы с пандемией и улучшить качество последующих версий приложения.

2. Совместная работа с другими системами

Приложение TraceTogether зачастую используется в комплексе с другими цифровыми инструментами, такими как система SafeEntry, которая регистрирует посещения общественных мест. Объединённые данные обеих систем предоставляют обширную картину движения людей и могут быть использованы для более сложного анализа с привлечением искусственного интеллекта. [2, с. 105-114; 5]

Международный исследовательский центр искусственного интеллекта (IRCAI) в Словении под эгидой ЮНЕСКО. Центр запустил «умный» медиа-ресурс по коронавирусу под названием «Corona Virus Media Watch». Проект Corona Virus Media Watch представляет собой инновационную информационно-аналитическую платформу, предназначенную для

мониторинга и анализа мировых и национальных новостей, касающихся пандемии COVID-19. Платформа собирает и систематизирует открытую онлайн-информацию из различных источников, включая традиционные средства массовой информации, социальные сети и публичные форумы. Полученная информация предоставляется в удобном и структурированном виде, что облегчает её восприятие и анализ заинтересованными сторонами. Искусственный интеллект играет центральную роль в функционировании данного ресурса, осуществляя следующие ключевые операции: Автоматический сбор и обработка данных: 1) постоянный мониторинг огромного количества источников информации, извлечение и классификация данных по заданным параметрам (география, тематика, уровень опасности и т.п.); 2) анализ естественного языка (Natural Language Processing); 3) геолокационная привязка информации; 4) обнаружение ранних признаков эпидемического роста и предупреждение соответствующих инстанций о потенциальных угрозах. Хотя острая фаза пандемии COVID-19 постепенно уходит в прошлое, потребность в подобных инструментах сохраняется. Подобные платформы становятся неотъемлемым компонентом систем общественного здравоохранения, способствуя быстрому реагированию на новые вирусные угрозы и поддерживая стабильность в обществе. [2, с.105-114]

Общие недостатки для всех новых технологий: массовая обработка личной информации (включая геоданные и личные сообщения) поднимает серьёзные вопросы о конфиденциальности и праве на частную жизнь; риск неправильного использования собранных данных или манипулирования результатами анализа; некоторые группы населения (особенно пожилые люди или жители удалённых районов) могут испытывать трудности с доступом к платформе и пониманием предоставляемой информации.

Заключение. Работа посвящена исследованию возможностей искусственного интеллекта в прогнозировании распространения коронавирусной инфекции COVID-19. Основной фокус сделан на применении метода градиентного бустинга CatBoost, его сравнении с другими популярными методами машинного обучения и анализе международного опыта внедрения аналогичных решений. Основные выводы:

1. Эффективность CatBoost: Этот метод показал высокую точность прогнозирования, особенно при наличии большого количества категориальных признаков. Модель обладает способностью учитывать разнообразные факторы и адаптироваться к новым данным, однако требует значительных вычислительных ресурсов и качественной предварительной подготовки данных.

2. Другие алгоритмы:

- Случайный лес демонстрирует хорошую интерпретируемость и простоту реализации, но склонен к переобучению на зашумленных данных.

- XGBoost отличается гибкостью настройки и производительностью, но нуждается в дополнительной обработке категориальных признаков.

- Нейронные сети универсальны и обладают высоким потенциалом на больших массивах данных, хотя требуют высоких требований к вычислительной мощности и длительному обучению.

3. Международный опыт:

- Китайская система Health Check продемонстрировала успешное использование искусственного интеллекта для оценки эпидемиологической обстановки и минимизации риска инфицирования, несмотря на современные ограничения.

- Сингапурское приложение TraceTogether показало возможности цифровых инструментов в борьбе с пандемией, даже без встроенных элементов искусственного интеллекта.

- Международный исследовательский центр IRCAI создал информационно-аналитическую платформу Corona Virus Media Watch, демонстрирующую потенциал искусственного интеллекта в мониторинге и оценке мировых новостей о COVID-19.

4. Проблемы и риски:

- Общие проблемы включают массовые нарушения конфиденциальности личной информации, неправильное использование данных и сложность доступа к платформам для некоторых групп населения.

Литература / References:

1. Гаврилов Д.В., Абрамов Р.В., Кириллина А.В., Ившин А.А., Новицкий Р.Э. Разработка прогностической модели COVID-19 на основе метода градиентного бустинга CatBoost // Медицинские технологии. Приложение. — 2021. — № 4. — С. 34–42.

2. Кашкин С.Ю., Тищенко С.А., Алтухов А.В. Правовое регулирование применения искусственного интеллекта для борьбы с распространением COVID-19: проблемы и перспективы с учетом мирового опыта // Lex russica. - 2020. - Т.73. - №7. - С. 105-114.

3. Wang Y., Wang Y., Chen Y., Quinn J.W. Unique epidemiological and clinical features of coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in Wuhan, China // Lancet Infectious Diseases. — 2020. — Vol. 20. — No. 5. — P. e109–e114.

4. Smith T.E., Brown J.R., Jones M.P. Comparative Analysis of Machine Learning Models for COVID-19 Prediction // International Journal of Data Science and Analytics. — 2022. — Vol. 13. — No. 2. — P. 145–158.

5. Huang Z, Guo H, Lee YM, Ho EC, Ang H, Chow A. Performance of Digital Contact Tracing Tools for COVID-19 Response in Singapore: Cross-Sectional Study. JMIR Mhealth Uhealth. 2020 Oct 29.

ОТВЕТСТВЕННОСТЬ МЕДИЦИНСКИХ РАБОТНИКОВ ЗА ОШИБКИ, СВЯЗАННЫЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА

Иванова Е.А., Тененева Н.О.

Научный руководитель: ассистент Калинин Д.А.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. В статье разбираются спорные вопросы юридической и этической ответственности медицинских работников при использовании систем искусственного интеллекта. Авторы анализируют, как распределяется вина между доктором, разработчиком программы и больницей, когда рекомендация алгоритма навредила пациенту. Особое внимание уделяется принципу «человек в контуре», необходимости сохранения критического мышления у врача и пробелам в российском законодательстве. На примере специализированного ИИ-чата для врачей OpenEvidence показано, как новые технологии меняют повседневную практику и где проходит грань между помощью и риском.

Ключевые слова: искусственный интеллект в медицине, врачебная ошибка, юридическая ответственность, OpenEvidence, клинические рекомендации, медицинское право.

RESPONSIBILITY OF MEDICAL WORKERS FOR ERRORS ASSOCIATED WITH THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS

Ivanova E.A., Teneneva N.O., Kalinin D.A.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Health named after
Professor A.D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. The article examines controversial issues of legal and ethical responsibility of medical professionals when using artificial intelligence systems. The authors analyze how the blame is distributed between the doctor, the program developer and the hospital when the recommendation of the algorithm has harmed the patient. Special attention is paid to the "man in the loop" principle, the need to maintain critical thinking in a doctor, and gaps in Russian legislation. Using the example of a specialized AI chat for doctors, OpenEvidence, it is shown how new technologies are changing daily practice and where the line between help and risk lies.

Keywords: artificial intelligence in medicine, medical error, legal responsibility, OpenEvidence, clinical recommendations, medical law.

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) в здравоохранении - уже не футуризм, а рабочий инструмент. Сегодня нейросети помогают расшифровывать снимки МРТ, подбирать терапию и предсказывать осложнения. Но чем умнее становится машина, тем острее встает вопрос: если алгоритм ошибся, кто пойдет под суд - врач, программист или главврач?

В классической ситуации все просто: ошибся доктор - он и отвечает. Но когда решение подсказано «черным ящиком» нейросети, привычная схема ломается. Появляется эффект «многих рук»: свою лепту могли внести и создатели алгоритма (обучили модель на плохих данных), и врач (бездумно принял рекомендацию), и администрация клиники (внедрила сырую программу без проверки).

Цель исследования: разобраться, кто платит, когда ИИ ошибается, и как нынешние законы (или их отсутствие) регулируют новую реальность.

Методы исследования: исследование теоретических материалов и источников по теме.

Результат и их обсуждение:

А) Кто в ответе: сложный клубок «врач - ИИ - больница».

Раньше отношения были двухсторонними: доктор и пациент. С появлением ИИ схема стала минимум четырехугольной. Вот ее участники:

1.Врач. Формально именно он принимает окончательное решение. Но на деле на него давит «алгоритмический авторитет»: если умная машина что-то сказала, перечить ей психологически трудно. Исследования показывают: когда ИИ ошибается, а врач слепо следует его совету, количество неправильных диагнозов может вырасти на 15%. [1]

2.Разработчик. Тот, кто писал код и учил нейросеть. Если программа - зарегистрированное мед. изделие, спрос с производителя жестче. Но есть нюанс: из-за эффекта «черного ящика» даже создатели не всегда могут объяснить, почему алгоритм выдал тот или иной результат. Доказать «брак товара» в суде становится сложно.

3.Медицинская организация. Именно больница решает, покупать и внедрять ту или иную систему. Если купили «кота в мешке» без валидации, не обучили персонал - вопросы к руководству.

4.Государство в лице регуляторов. Выдало регистрационное удостоверение непроверенной системе? Гипотетически претензии могут быть предъявлены и к регуляторам, выдавшим разрешение, на практике такие случаи пока не встречаются.

Б) Новый помощник врача: OpenEvidence и ему подобные.

Посмотрим на конкретный сервис - OpenEvidence. Это ИИ-платформа, созданная специально для медиков. Доступ к ней получают только

дипломированные врачи после подтверждения статуса (через загрузку диплома или данные из реестра). По сути, это «умный поисковик» по медицине. Врач может задать вопрос клиническом языке (например, «какие препараты первой линии при HER2-отрицательном раке молочной железы у пожилой пациентки с почечной недостаточностью?»), и ИИ за секунды выдает выжимку из актуальных исследований, рекомендаций и статей.

Чем это удобно?

Время-главный ресурс. Обычно, чтобы найти ответ в клинических рекомендациях или базе PubMed, у врача уходит от 15 до 30 минут (открыть документ, найти раздел, пробежать глазами, сверить даты). OpenEvidence делает это за 1-2 минуты, причем сразу со ссылками на источники.

В чем подвох?

Скорость оборачивается риском. ИИ может:

Сослаться на исследование с низкой доказательностью, не предупредив об этом.

Неправильно интерпретировать нюансы состояния конкретного больного.

Дать устаревшую информацию, если базы обновляются с задержкой.

В) Клинические рекомендации vs ИИ: время, точность и ответственность

Сравним две ситуации.

Ситуация А. Врач лечит по клиническим рекомендациям.

Время: Долго (надо найти документ, открыть, прочитать).

Точность: Высокая (рекомендации написаны экспертами, одобрены Минздравом, прошли апробацию).

Ответственность: Если следовал рекомендациям - почти всегда защищен (действовал по стандарту).

Риски: Рекомендации могут устареть (пока их утверждают, наука уходит вперед).

Ситуация Б. Врач спросил OpenEvidence.

Время: Быстро (пара минут).

Точность: Средняя или высокая (зависит от качества обучения модели и свежести базы).

Ответственность: Серая зона. Формально врач сам принимает решение, и сослаться в суде на «мне так сказал ИИ» нельзя.

Риски: Ложное чувство уверенности. ИИ дает красивый, связный ответ, которому хочется верить. Критичность притупляется.

Г) Что говорит закон и чего в нем не хватает

В России уже есть Кодекс этики применения ИИ в здравоохранении (версия 2.1 от 2025 года). [2] Документ хороший, но рекомендательный. Прямо он говорит: финальное решение за врачом, ИИ - только подсказка.

Однако законов, которые четко делят вину между человеком и машиной, пока нет. Основные проблемы:

Статус ИИ. Это медицинское изделие или просто программа?

Если изделие - отвечает производитель за брак. Если нет - спрос только с врача и больницы.

Стандарты оказания помощи. Нет клинических рекомендаций, в которых было бы прописано: «в такой-то ситуации использовать ИИ обязательно или допустимо». Все на усмотрение доктора.

Страховка. Страховые компании пока не знают, как считать риски с участием алгоритмов. Если врач использовал ИИ, это повышает шанс ошибки или снижает? Данные противоречивы. [3]

Д) Как не попасть впросак: что делать врачу и больнице

Пока законодательство догоняет технологии, врачам и клиникам стоит придерживаться простых правил:

1. Помнить про «человека в петле». ИИ советует - доктор проверяет. Никаких автоматических решений без участия человека.

2. Спрашивать первоисточник. Если ИИ (тот же OpenEvidence) дает рекомендацию, нужно открыть ссылки, посмотреть, что за исследование, насколько оно свежее, кому принадлежит.

3. Учиться. Врачей должны обучать работе с ИИ не как с «черным ящиком», а как с инструментом. Понимать, где нейросеть сильна, а где может ошибаться. [4]

4. Страховаться. Больницам стоит включать в договоры с разработчиками пункты о распределении ответственности. Если программа дала сбой-пусть производитель отвечает рублем. [3]

Заключение

Искусственный интеллект в медицине - это мощный ускоритель. Он экономит время, подсказывает идеи, находит скрытые закономерности. Но он не отменяет главного: ответственность за пациента всегда лежит на человеке в белом халате. Сегодня законодательство оставляет врача один на один с этой ответственностью, даже если ошибка пошла от машины. Поэтому единственно верная стратегия - сохранять здоровый скептицизм, перепроверять данные ИИ и помнить: клинические рекомендации, опыт коллег и собственная голова пока никто не отменял. Пока суд да дело - лучший защитник для врача будет не ссылка на «умный алгоритм», а четкое обоснование: почему я принял именно такое решение, видя рекомендацию ИИ и видя реального пациента.

Литература/References:

1. Габидуллина Л.Ф., Котловский М.Ю. Этика применения LLM-моделей в медицине и науке [Электронный ресурс] // Медицинская этика. 2025. Т. 13, №3. URL: <https://medet.rsmu.press/archive/2025/3/6/content?lang=ru> (дата обращения: 21.02.2026).

2. Кодекс этики применения искусственного интеллекта в сфере охраны здоровья. Версия 2.1: [Электронный ресурс] утв. Минздравом России 14.02.2025 URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/411615533/> (дата обращения: 21.02.2026).

3. Коровина Д.А. Правовое регулирование искусственного интеллекта и робототехники в здравоохранении // Медицинское право. 2025. № 4. С. 27–29.

4. Сверхдюд М.Г. Нормативно-правовая регламентация новых высоких технологий в медицине. Правовые неопределенности, проблемные вопросы [Электронный ресурс]//Медицинское право. 2025. №2. С.40-45. URL: <https://lawinfo.ru/articles/10401/normativno-pravovaya-reglamentaciya-novykh-vysokix-tehnologii-v-medicine-pravovye-neopredelennosti-problemnye-voprosy> (дата обращения: 21.02.2026).

ОТВЕТСТВЕННОСТЬ ЗА ОШИБКИ ИИ: КТО НЕСЕТ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ, ЕСЛИ АЛГОРИТМ СТАВИТ НЕВЕРНЫЙ ДИАГНОЗ?

Левина С.А., Валиахметова В.Д.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Статья рассматривает проблемы внедрения искусственного интеллекта в медицину – от первых экспертных систем 1960-х годов (MYCIN, CADIAG-2) до современных нейросетей. Основной фокус сделан на правовых аспектах и распределении ответственности в системе «пациент-врач-разработчик». Произведён анализ ключевых препятствий: некачественные данные, непрозрачность алгоритмов, риск атрофии навыков у врачей и

сложность определения виновного при врачебных ошибках с участием ИИ. Приведён обзор российских и зарубежных нормативных актов (включая ГОСТы, EU AI Act), а также различных подходов к юридической ответственности. Сделан вывод о движении к риск-ориентированному регулированию при сохранении множества открытых вопросов.

Ключевые слова: искусственный интеллект в медицине; нейросети в здравоохранении; юридическая ответственность; врачебные ошибки; ошибки ИИ; ятрогения; экспертные системы; правовое регулирование ИИ.

RESPONSIBILITY FOR AI ERRORS: WHO IS RESPONSIBLE IF THE ALGORITHM MAKES AN INCORRECT DIAGNOSIS?

Levina S.A., Valiakhmetova V.D.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A. D. Tkachev
Kemerovo State Medical University of the Ministry of Health of the Russian
Federation, Kemerovo, Russia*

Annotation. The article examines the problems of introducing artificial intelligence into medicine, from the first expert systems of the 1960s (MYCIN, CADIAG-2) to modern neural networks. The main focus is on the legal aspects and the distribution of responsibilities in the patient-doctor-developer system. The analysis of key obstacles is carried out: poor-quality data, lack of transparency of algorithms, the risk of atrophy of skills among doctors and the difficulty of determining the culprit in medical errors involving AI. An overview of Russian and foreign regulations (including GOST standards, EU AI Act), as well as various approaches to legal liability is provided. It is concluded that there is a movement towards risk-based regulation while maintaining a multitude of open issues.

Keywords: artificial intelligence in medicine; neural networks in healthcare; legal responsibility; medical errors; AI errors; iatrogeny; expert systems; legal regulation of AI.

С развитием технологий происходит их постепенное внедрение во все сферы жизни, в том числе в систему здравоохранения. Поскольку медработники всё чаще опираются на нейросети при диагностике и подборе лечения, встаёт вопрос о правовой ответственности программ за ошибки в этих аспектах.

Цель исследования: определение ответчика, который берёт на себя обязательства при возникновении ошибок в результатах, выдаваемых ИИ.

Задачи исследования: проанализировать категории возникающих ошибок; сравнить существующие подходы к выявлению виновного; вычислить трудности при обозначении вины.

Материалы и методы исследования: анализ документации, анализ и обобщение полученных данных.

Результаты и их обсуждение:

Историческая справка.

Первые прототипы медицинских программ, способных автоматизировать некоторые конкретные врачебные задачи, возникли и были представлены в 1960х годах. Фундамент данного направления в здравоохранении заложили экспертные системы — программные алгоритмизированные комплексы, предназначенные для помощи докторам в постановке диагноза и выборе терапии. Яркий пример — система MYCIN 1970х, ориентированная на диагностику инфекций и подбора антибиотикотерапии. Её точность в испытаниях достигла 65%, что превышало средние показатели начинающих специалистов (30–45%). Тем не менее,

широкого внедрения в практику не вышло вследствие длительного времени взаимодействия (в районе получаса на пациента) и, что крайне важно, отсутствия юридической ответственности за принимаемые системой решения.

В 1980 году Венский университет представил систему CADIAG-2 для предварительной диагностики по 295 нозологиям. Спустя десятилетие клиника Мэйо (США) внедрила ИИ с целью анализа текстовых электронных медкарт (ЭМК) на основе обработки естественного языка (NLP).

Настоящий прорыв в технологиях произведён в начале XXI века: были разработаны сложные алгоритмы машинного обучения и нейронные сети, которые позволили обрабатывать гигантские массивы разрозненных медицинских данных с высокой степенью достоверности.

С 2018 года программное обеспечение выявляет ретинопатии в снимках глазного дна без участия офтальмолога.

В 2021 году выпустили мобильное приложение на базе искусственного интеллекта для цифрового лечения депрессии, эффективность которого сопоставима с терапией в виде сессий с психологом.

Перечислять современные достижения в области разработки искусственного интеллекта можно бесконечно, однако нельзя не учитывать, что в применении программ есть свои минусы.

Пример: в The Lancet Gastroenterology & Hepatology было опубликовано интересное исследование. В четырёх польских эндоскопических центрах в сентябре 2021 года внедрили ассистента на базе ИИ, где вплоть до марта 2022 года процедура проводилась и с ним, и без него. Затем оценили неутешительные результаты: частота выявления аденом при обычной колоноскопии снизилась с до 22,4%. При использовании ИИ во время процедуры показатель составил 25,3%. Исследователи пришли к выводу, что опора на алгоритмизированные программы ослабляет способность медработников к принятию самостоятельных решений.

Ключевые препятствия, сопутствующие внедрению ИИ в здравоохранении, можно сгруппировать в основные категории:

- Проблемы данных – информация, имеющая отношение к медицине, зачастую разрознена, неструктурирована, может содержать ошибки или недоступна вообще.
- Непрозрачность (проблема так называемого «чёрного ящика») – сложновыстроенные нейросети не всегда в состоянии объяснить логику своих решений, что порождает недоверие со стороны врачей.
- Риск заблуждений – незначительные погрешности в исходных данных (например, артефакты на снимке УЗИ) приводят к фатальным ошибкам искусственного интеллекта. Алгоритмы также могут оказаться предвзятыми, если обучались на несбалансированных данных (с игнорированием некоторых конкретных особенностей пациентов)
- Экономические издержки – внедрение требует колоссальных затрат на обслуживание, обновления, кибербезопасность, обучение специалистов.
- Юридические, этические дилеммы – при оплошности нейросети трудно определить, кто именно виновен. Пациенты, помимо прочего, опасаются дегуманизации медицины.

Вопрос правовой ответственности при внедрении нейросетевых ассистентов остаётся одним из самых острых в настоящее время. Если система приведёт к ятрогении, претензии необходимо кому-то предъявить. Круг лиц при этом вырисовывается широкий: врач, применяющий цифрового помощника, внедрившая его медорганизация, компания-разработчик, поставщики данных для обучения алгоритмов, одоббившие введение ИИ в эксплуатацию регуляторы и даже пациент, изначально предоставивший заведомо ошибочные данные о себе.

По сути возникает треугольник «пациент-врач-разработчик».

1. Врач несёт полную ответственность за лечение. Однако он неспособен полностью контролировать систему с кучей функций и программ; его навыки могут атрофироваться (как в вышеописанном исследовании про колоноскопию) и получается ловушка (применяет – теряет знания, не применяет – обвиняют в отсталости от современности).

2. Разработчик виноват в наличии багов. Однако современные алгоритмы настолько сложны, что даже создатели не в силах предсказать поведение моделей. Кроме того, ИИ дообучаются уже на местах, и программист не может проверить, какие данные «скормили» его продукту. Дополнительно они могут формально прикрыть себя, прописывая в инструкции, что «окончательное решение за специалистом».

3. Пациент – слабейшее звено. Он надеется на государственную защиту, пока государство (не всегда успешно) пытается регулировать рынок. Подписывая информированное добровольное согласие (ИДС), человек может не быть поставлен в известие о применении алгоритма. Если пациент намеренно соврал о себе (например, о наличии у него вредных привычек), диагноз будет неправильный даже без ИИ, а с ним – тем более. Пока чиновники сочиняют закон для одних технологий, появляются другие. Судебная «машина» «буксует» в попытке выявить виновного и определить компенсацию (пациент ждёт решения годами).

Существуют **различные подходы**:

- Строгая ответственность производителя продукта. В таком случае достаточно выявить дефект продукта, причинение вреда и причинно-следственную связь между ними.
- Неправильное обучение. Архитектор системы не применил все необходимые данные в процессе её тренировки, не сделал нейросеть универсальной.

- Концепция небрежности (нарушение т.н. стандарта разумной осторожности). Необходимо доказать, что врач/клиника/разработчик действовали не так, как должны были (надо было перепроверить за алгоритмом/проводить проверки работоспособности ИИ/предупредить о конкретных изъянах системы (соответственно), но это не сделано).
- Обязательство надзора врача над решениями нейросети. Ассистент – лишь советчик; окончательное решение – за профессионалом.

Таблица 1.

Преимущества и недостатки вышеописанных подходов (кратко)

Метод оценивания	Плюсы	Минусы
Обвинение разработчика	Максимальная защита пациента; всегда есть, с кого спросить	Опасения производителей, отказ от вывода продукта на рынок
Вина обучающего	Позволяет привлечь именно создателей «логики» ИИ	Требует сложнейшей экспертизы и проверки гигантского массива данных (которые компании всегда держат в секрете)
Небрежность	Более гибкая система, учитывающая контекст произошедшего	Трудно доказать вину каждого из подозреваемых
Недо-надзор	Всегда есть, с кого спросить	Несправедливо по отношению к врачу, который физически неспособен знать о всех нюансах ИИ с миллиардами параметров

Российские документы о правилах потребления алгоритмов-ассистентов:

- Федеральный закон от 24.04.2022 №123-ФЗ – экспериментальный правовой режим широкого внедрения нейросетевых систем в Москве в обход общих требований. Статус – работает, продлено 08.08.2024 (№ 233-ФЗ)
- Постановление Правительства РФ от 27.10.2021 №1839 – утверждает правила маркировки ИМН с ИИ. Если программа считается

медицделием (а большинство диагностических алгоритмов относятся сюда), то она должна пройти регистрацию в Росздравнадзоре по указанному плану.

- Всевозможные приказы Минздрава и Росздравнадзора, в т.ч. клинические рекомендации, содержащие указания на возможность использования ИИ.

- ГОСТ Р 59921.1-2022 – 59921.10-2022 – серия «Системы искусственного интеллекта в клинической медицине». Этот набор документов регламентирует порядок тестирования нейросетей, требования к данным для их обучения, к кибербезопасности, к инструктированию пользователей (врачей).

- ГОСТ Р 59920-2022 – отдельно определяет общие предписания по эксплуатации программ в здравоохранении.

- «Кодекс этики применения искусственного интеллекта в сфере охраны здоровья» 2025 года. Фиксирует принципы безопасности пациента, недопустимость делегирования конечного решения системе, прозрачности (максимального разъяснения разработчиком нюанса использования продукта), защиты персональных данных

Документы, принятые на территории других стран:

- EU AI Act (2024) – первый в мире всеобъемлющий закон об ИИ, разделяющий все системы на категории риска. Медицинские автоматически включены в высокую группу опасности, поэтому разработчик обязан предоставить ьтехническую документацию, обеспечить контроль деятельности и регистрацию своего продукта в единой базе ЕС.

- Модель «Total Product Life Cycle» (TPLC) (США) – регулятор нейросетей не только на входе на рынок, но и при дообучении (адаптации).

Резюме: кто виноват?

В итоге всё индивидуально и зависит от ситуации. Если ИИ глючит, виснет, выдаёт баги — это ответственность разработчика. В случае, когда статистика показывает, что программа «дискриминирует» пациентов по какому-либо признаку (например, неправильная оценка плотности ткани молочной железы у различных рас), то архитектор неправильно её обучил — претензии к нему. При условии, что система сработала более-менее корректно, а врач не проверил — его оплошность.

Официально во всех документах прописана ответственность врача и предписания разработчикам делать всё возможное для снижения количества ошибок продуктов. Впрочем, в современной юриспруденции пытаются уйти из подобных крайностей и привязывают строгость правил к уровню риска: чем выше угроза для жизни и здоровья пациента, тем больше обязательств у всех причастных к созданию и задействованию ИИ.

При более глубоком погружении в круг сходных тем возникают и другие вопросы:

- Как страховым компаниям теперь оценивать риски?
- Что делать, если ИИ мог бы спасти человека, но врач отказывается от его потребления?
- Может ли пациент отказаться от ИИ? Если в больнице его использование = стандарт, и человек против применения системы в его лечении, кто несёт ответственность (ведь без нейросети врач также может ошибиться)?
- Как теперь должно выглядеть информированное добровольное согласие?
- Если ИИ постоянно врёт, врач перестаёт на них реагировать. В какой момент ответственность за это переходит от программистов к медработникам?

- Кто и как должен контролировать нейросети?
- Кто платит за убытки? Например, если клинику обязали возместить ущерб, имеет ли она право подать в суд на производителя? И как это прописать в договорах поставки ПО?
- При взломе системы, приводящем к ятрогении, виноваты ли врач/клиника/разработчик или это исключительно необходимость наказать хакера?

Все эти вопросы остаются полностью открыты.

Источники и литература / Sources and references

1. REGULATION (EU) 2024/1689 OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA relevance)
2. Емкужева, А. В. Ии в медицине: проблемы правового статуса / А. В. Емкужева, А. С. Гуков // Юриспруденция 2.0 : новый взгляд на право : сборник материалов межвузовской научно-практической конференции с международным участием, Москва, 07 декабря 2019 года. – Москва: Российский университет дружбы народов (РУДН), 2019. – С. 468-474. – EDN JHCOMH.
3. Изуткин, Д. А. Врач в сфере искусственного интеллекта: действующий субъект или пассивный наблюдатель? / Д. А. Изуткин // Гуманитарный вектор. – 2023. – Т. 18, № 2. – С. 105-111. – DOI 10.21209/1996-7853-2023-18-2-105-111. – EDN FBSROD.
4. «Использование технологий искусственного интеллекта: что говорит суд» Журнал «Юридический справочник руководителя» № 10 / 2025

<https://delo-press.ru/journals/law/v-fokuse/70009-ispolzovanie-tekhnologiy-iskusstvennogo-intellekta-chto-govorit-sud/>

5. КОДЕКС ЭТИКИ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СФЕРЕ ОХРАНЫ ЗДОРОВЬЯ. Версия 2.1. Москва 2025 г.

6. КОНЦЕПЦИЯ ОТВЕТСТВЕННОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА – БУДУЩЕЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ. GERMANOV N.S. Российский национальный исследовательский медицинский университет имени Н.И. Пирогова, Москва <https://elibrary.ru/item.asp?id=54253303>

7. КЛЮЧЕВЫЕ ПРОБЛЕМЫ, РИСКИ И ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ ИИ В МЕДИЦИНЕ И ОБРАЗОВАНИИ. БРЫЗГАЛИНА Е.В.^{1,2}, ГУМАРОВА А.Н.¹, ШКОМОВА Е.М.¹. 1 Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, г. Москва, Россия. 2 Балтийский федеральный университет им. Иммануила Канта, г. Калининград, Россия <https://elibrary.ru/item.asp?id=50114674>

8. «Организационно-правовые и финансовые аспекты цифровизации и внедрения технологий искусственного интеллекта в области здравоохранения», М. А. Лапина, Финансовый университет, Москва, Россия

9. ПРЕОДОЛЕНИЕ ВЫЗОВОВ ВНЕДРЕНИЯ ИИ-АГЕНТОВ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ СРЕДЕ: ФОКУС НА ЭТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ И РИСКИ. BERMAN N.D. Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск, Россия <https://elibrary.ru/item.asp?id=83229295>

10. ПРОБЛЕМЫ РЕАЛИЗАЦИИ ПРАВА НА ОБРАЗОВАНИЕ В УСЛОВИЯХ ИНФОРМАЦИОННО-ЦИФРОВОЙ РЕАЛЬНОСТИ И РАЗВИТИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА. БАЛАШОВА Т.Н. Государственный университет управления, Москва, Россия <https://elibrary.ru/item.asp?id=47836242>

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МЕДИЦИНСКОМ ОБРАЗОВАНИИ: ВОЗМОЖНОСТИ, ДОКАЗАТЕЛЬНОСТЬ И УСЛОВИЯ БЕЗОПАСНОГО ВНЕДРЕНИЯ

¹Пивовар О. И., Селин И. И.

¹Доцент, к.м.н., доцент

Кафедра эпидемиологии и инфекционных болезней

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Искусственный интеллект (ИИ) в медицинском образовании рассматривается как совокупность технологий, влияющих на обучение, симуляцию, оценивание и организацию образовательного процесса. В обзоре обобщены ключевые сценарии применения ИИ и показано, что выраженность эффектов зависит от педагогического дизайна, качества данных и валидности метрик. Особое внимание уделено генеративным моделям и рискам их использования, включая ошибки, смещения, угрозы конфиденциальности и влияние на академическую добросовестность. Сформулированы условия безопасной интеграции ИИ на уровне кафедры и образовательной организации.

Ключевые слова: искусственный интеллект, медицинское образование, генеративные модели, симуляция, учебная аналитика, валидность.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MEDICAL EDUCATION: OPPORTUNITIES, EVIDENCE AND CONDITIONS FOR SAFE IMPLEMENTATION

¹Pivovarov O. I., Selin I. I.

Department of Epidemiology and Infectious Diseases

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. Artificial intelligence (AI) in medical education is considered as a set of technologies that affect learning, simulation, assessment and organization of the educational process. The review summarizes key AI application scenarios and shows that the severity of the effects depends on pedagogical design, data quality, and the validity of metrics. Special attention is paid to generative models and the risks of their use, including errors, biases, threats to confidentiality and the impact on academic integrity. The conditions for the safe integration of AI at the level of the department and the educational organization are formulated.

Keywords: artificial intelligence, medical education, generative models, simulation, educational analytics, validity.

Введение

ИИ в медицинском образовании чаще всего обсуждают как универсальный «ускоритель» обучения, однако в действительности под одним термином скрываются разные классы решений: аналитические модели для прогнозирования и рекомендаций, системы учебной аналитики и генеративные инструменты, создающие текст и имитирующие диалог. Поэтому методологически корректное рассмотрение начинается с разведения технологий по образовательным задачам и ожидаемым исходам [13, с.446-447].

Это разведение критично, потому что цели обучения и цели оценивания не совпадают: в обучении допустимы инструменты, стимулирующие понимание и практику, тогда как в оценивании (особенно «высокой ставки») требования к прозрачности, воспроизводимости и справедливости существенно выше. Отсюда следует, что «эффективность ИИ» нельзя оценивать в целом — она должна оцениваться по конкретным сценариям и метрикам [33, с. 6].

Ещё один важный контекстный момент – смещение фокуса с «технологии» на «педагогический цикл»: даже сильная модель не даёт устойчивого результата, если не встроены постановка задачи, тренировочная практика, обратная связь и проверка переноса навыка. В медицинском образовании это особенно заметно, поскольку конечные цели связаны с клиническим мышлением, коммуникацией и безопасностью решений [7, с. 557, 562].

Генеративный ИИ в медицинском образовании не является педагогически нейтральным инструментом: он может поддерживать обучение (включая генерацию учебного контента, имитацию клинических кейсов и формирующую обратную связь), но при этом несёт риск подрыва когнитивной автономии и критического мышления при некритичном использовании. Поэтому акцент следует переносить с «мощности технологии» на намеренную учебную интеграцию: задания должны требовать критической проверки ответов, выявления смещений, верификации источников и рефлексии, а использование – сопровождаться преподавательским и институциональным надзором, чтобы предотвратить зависимость, пассивность и закрепление ошибочной информации [16, с. 1-2, 5].

В настоящее время перед организациями высшего профессионального образования возникла необходимость подготовки квалифицированных кадров с внедрением цифровых технологий и искусственного интеллекта в медицинское образование. В этой связи становится актуальным анализ основных трендов использования ИИ в здравоохранении, его возможности, перспективы развития и безопасное внедрение на практике.

Цель исследования – провести анализ научных публикаций о применении искусственного интеллекта в медицинском образовании и оценить образовательные эффекты по ключевым сценариям, риски и

ограничения, условия безопасного внедрения на уровне образовательной организации.

Объекты и методы исследования

Обзор подготовлен путем поиска и сбора научных публикаций в PubMed/MEDLINE и Google Scholar, а также ручного поиска по спискам литературы включённых обзоров и ключевых статей. Период поиска: 2019-2026 гг. Язык: русский и английский. Ключевые термины включали комбинации “artificial intelligence/machine learning/large language models/generative AI” и “medical education/assessment/simulation/virtual patient”.

Критерии включения: включены исследования и обзоры, описывающие применение ИИ в медицинском/медико-санитарном образовании (обучение, симуляция, оценивание, учебная аналитика, поддержка преподавателя) и содержащие данные об исходах (учебные результаты, метрики оценивания, процессные показатели) и/или анализ рисков (валидность, смещения, конфиденциальность, академическая честность).

Отбор исследований. Скрининг выполнялся в два этапа (название/аннотация → полный текст).

Извлечение данных. Для каждой публикации извлекались: дизайн, контекст и уровень обучения, тип ИИ-инструмента, образовательный сценарий, сравнение (если было), исходы/метрики, основные результаты, ограничения и отмеченные риски/меры безопасности.

Проведён нарративный синтез с группировкой результатов по сценариям (персонализация, симуляция, поддержка преподавателя, оценивание/аналитика) и по доменам рисков (валидность/справедливость, приватность, академическая добросовестность, управление качеством). Метаанализ не выполнялся из-за неоднородности дизайнов и исходов.

Результаты и их обсуждение

Основные сценарии применения: персонализация, симуляция, поддержка преподавателя

Персонализация обучения обычно строится вокруг диагностики «пробелов», выбора следующего шага (контент/кейс/сложность) и формирующей обратной связи. В исследованиях подчёркивается, что преимущество персонализации проявляется тогда, когда рекомендации ИИ не подменяют самостоятельную работу, а направляют обучающегося к отработке конкретного дефицита с последующей проверкой результата [34, с. 8].

Логическим продолжением персонализации становится диалоговая поддержка: генеративные модели могут объяснять, предлагать примеры и задавать уточняющие вопросы, что потенциально повышает доступность «тьюторства». Однако, образовательная ценность такого тьютора зависит от того, заставляет ли он обучающегося аргументировать выводы и сверять ответы, а не просто принимать готовое решение [18, с. 5, 12-13].

Чтобы избежать подмены рассуждения, в научной литературе предлагаются дидактические ограничения для генеративных помощников: требование пошагового обоснования, запрос альтернативных гипотез, акцент на проверке источников и фиксации неопределённости. Такие механизмы превращают генеративный инструмент из «ответчика» в средство структурирования мышления, что ближе к задачам медицинской подготовки [29, с. 11-12].

Переход к практическим навыкам закономерен: даже качественная персонализация и объяснения не заменяют клинической практики, а медицинское образование нуждается в безопасной среде, где допускаются ошибки с последующей разборкой. Это приводит к сфере виртуальных пациентов и симуляции, где ИИ выступает не только как подсказчик, но и как компонент среды обучения [22, с. 2, 5, 9].

Виртуальные пациенты применяются для тренировки сбора анамнеза, клинического рассуждения и коммуникации. Ключевым условием эффективности в работах называется необходимость артикулировать ход рассуждения: система должна провоцировать обучающегося объяснять, почему выбран тот или иной шаг, а преподаватель – оценивать не только «правильность», но и качество аргументации [26, с. 1, 6].

Симуляция, в отличие от простых кейсов, позволяет моделировать динамику ситуации и последствия решений, что важно для формирования клинической ответственности. Однако, доказательность эффектов зависит от дизайна исследования и наличия сравнения с традиционными форматами обучения; без контрольного сравнения технологическая новизна не равна образовательной эффективности [27, с. 3, 1-12].

Вопрос «что именно должен уметь выпускник» требует формализации компетенций, а не перечисления технологий. В делфи-исследовании южнокорейских медицинских школ предложена рамка компетенций по медицинскому ИИ, включающая домены понимания цифрового здравоохранения и изменений под влиянием ИИ, базовых знаний и навыков, этико-правовых аспектов, применения ИИ в клинической практике, работы с медицинскими данными и исследовательско-разработческих компетенций [20, с. 1]. Это переводит дискуссию от «инструментов» к образовательным результатам и облегчает программную интеграцию ИИ в учебный план.

Практическая реализация компетентного подхода опирается на развитие ИИ-грамотности обучающихся и преподавателей. Описан опыт компактного курса ИИ-грамотности (18 часов) с сочетанием вводной теории, групповой практической разработки/апробации моделей и финальной дискуссии-рефлексии; при этом, этические и социальные аспекты (конфиденциальность, смещения, безопасность данных, автономия пациента) интегрируются в практические задания [15, с. 1]. Такой формат позволяет

встроить обучение ИИ в плотный учебный график и одновременно сформировать навыки критической оценки ИИ-инструментов.

По мере расширения использования ИИ-инструментов в обучении закономерно возрастает потребность не только «применять», но и критически оценивать такие решения: обсуждать принципы их работы, ограничения, вопросы объяснимости и возможные алгоритмические смещения. Это смещает акцент к задачам оценивания образовательных вмешательств и формированию у обучающихся компетенций, позволяющих интерпретировать результаты и риски применения ИИ [8, с. 3].

Параллельно с обучающими сценариями цифровые инструменты используются и для организационно-методической поддержки образовательного процесса. При этом, ключевым условием остаётся человекоцентричный подход: экспертное суждение необходимо для выбора уместных задач, проверки корректности результата и предотвращения закрепления неверных формулировок. Практически это требует подготовки преподавателей, понятных правил использования и последующего мониторинга качества применения [6, с. 1].

Оценивание и учебная аналитика: валидность, справедливость, академическая честность

ИИ в оценивании используется для автоматизации проверок, анализа действий в симуляторах и построения моделей компетентности на основе данных обучения. Центральный методологический вопрос – измеряет ли алгоритм компетенцию как образовательную конструкцию или лишь косвенные признаки (скорость, стиль, частоту действий), что может исказить выводы [4, с. 1].

Для корректного внедрения в оценивание необходимы доказательства валидности: содержательной (соответствие содержанию компетенции), конструктивной (соответствие теоретической модели навыка) и

критериальной (связь с внешними критериями). Без этих доказательств автоматизация даёт иллюзию точности, но не обеспечивает качество измерения [24, с. 4, 10].

Ещё один обязательный компонент внедрения ИИ в оценивание – обеспечение сопоставимости и устойчивости результатов: процедуры должны давать последовательные, сравнимые оценки при различии групп обучающихся, условий проведения и площадок. Это особенно критично в медицинском образовании, где результаты оценивания связаны с допуском к клинической деятельности, общественным доверием и безопасностью пациента; поэтому любые алгоритмические решения должны поддерживать стандарты надёжности и справедливости и применяться с прозрачными правилами и возможностью экспертного пересмотра [30, с. 5-6].

Справедливость оценивания (fairness) и смещения (bias) становятся критическими при использовании ИИ: алгоритм может систематически ошибаться в определённых группах, если обучался на неравномерных данных или использует признаки, связанные с социальными и языковыми различиями. Поэтому в рекомендациях подчёркивается необходимость аудита смещений и наличия процедур пересмотра результатов [21, с. 5-6, 10-11].

В клиническом оценивании отдельное место занимает объективный структурированный клинический экзамен (ОСКЭ; OSCE, objective structured clinical examination). ИИ-инструменты могут расширять наблюдение (например, фиксировать дополнительные поведенческие маркеры), но не заменяют стандартизации станций и экспертной оценки; рациональная роль ИИ здесь – поддержка, а не автономное решение [19, с. 5-6].

Переход к генеративным моделям в симуляции и обучении приводит к тому, что встает вопрос – как корректно оценивать образовательный эффект таких вмешательств: результаты могут отражать не «улучшение/ухудшение», а изменение сложности и клинической реалистичности учебной задачи. В

исследовании с GAI-виртуальными симулированными пациентами отмечен парадокс академической успеваемости (ниже средние оценки на практических занятиях при несколько более высоких итоговых оценках), который авторы интерпретируют, как следствие более требовательного и динамичного формата, ближе к реальному клиническому интервью и формулировке гипотез. При этом подчеркивается, что для надежных выводов необходимы более строгие дизайны, поскольку наблюдательное поперечное исследование и квазиэкспериментальное сравнение разных учебных годов без рандомизации ограничивают причинные интерпретации и допускают влияние смешивающих факторов [12, с. 12-13].

Использование ИИ в оценивании требует не столько попыток «отлавливать» отдельные нарушения, сколько выстраивания понятных стандартов и регламентов применения: они должны задавать требования к этичности, точности и адаптивности алгоритмов, обеспечивать справедливость и надёжность оценок, а также включать постоянный мониторинг и процедуры реагирования на выявленные проблемы [3, с. 16].

Таким образом, обсуждение оценивания выводит к управленческому выводу: без заранее заданных институциональных порогов качества, процедур экспертной верификации, аудита ошибок и плановой переоценки инструмента в месте применения невозможно обеспечить ни безопасность, ни сопоставимость результатов. Это логично переводит обзор к рискам и условиям внедрения на уровне образовательной организации [5, с. 7-8]

Риски и условия внедрения: данные, безопасность, компетенции, управление

Риски использования генеративных моделей в обучающих и клинически-ориентированных сценариях связаны прежде всего с вероятностью вводящих в заблуждение ответов и “уверенных” ошибок, способных нарушать ход клинического рассуждения; дополнительной

проблемой является отсутствие у модели прозрачных ссылок на источники и клинические рекомендации, что усложняет верификацию [25, с. 8].

Конфиденциальность в ИИ-системах, работающих с клиническими наборами данных, требует мер, позволяющих обмениваться данными и обучать модели без раскрытия персональной информации пациента. В обзоре обсуждается использование синтетических данных, как подхода, который может поддерживать обмен данными и одновременно защищать приватность пациентов [10, с. 6].

Безопасность контента при использовании генеративных инструментов в образовательных сценариях критична, поскольку возможны научные и фактические неточности, а также риски некорректных заимствований. Поэтому практическая ценность возникает только при обязательной экспертной проверке материалов и наличии организационных правил использования и подготовки пользователей [23, с. 11-12].

Прозрачность и подотчётность в образовательном применении ИИ требуют, чтобы организация обеспечивала объяснимость использования инструмента и соблюдение этических условий работы с данными, включая вопросы приватности/безопасности и информированного согласия. В научной литературе подчёркивается необходимость проактивной институциональной реакции на эти вызовы [17, с. 3].

Практика внедрения ИИ в образовательные процессы упирается в управляемость качества: в обзорах отмечаются дефицит описанных мер защиты данных и нехватка единых стандартов для оценки эффективности образовательных стратегий, включая оценку риска смещений. Отдельно подчёркивается распространённость методологических ограничений (малые выборки, одноцентровые дизайны), которые снижают надёжность выводов. Поэтому при интеграции ИИ важно опираться на измеряемые исходы и инструменты мониторинга прогрессии обучения, но сопровождать это

прозрачным описанием мер приватности и процедур оценки риска смещений [11, с. 4, 16].

Отдельно обсуждается подготовка пользователей: ИИ-грамотность включает понимание принципов работы алгоритмов (роль данных и моделей), распознавание ограничений и смещений, а также навыки критической проверки результатов и этическую ответственность при применении инструментов. Для преподавателя это означает умение проектировать задания и оценивание так, чтобы обучающийся не подменял рассуждение готовым ответом, а осваивал проверяемое клиническое мышление. Важным компонентом считается практическая работа с инструментами и рефлексия их преимуществ и ограничений [31, с. 2-3, 5].

Следует отметить, что компетентностный подход к работе с LLM не сводится к техническим навыкам: он включает понимание этических и регуляторных ограничений и практику управляемого использования моделей. Отдельный практический компонент – умение формулировать клинически корректные вопросы/запросы и ограничения, поскольку именно они определяют, какие знания будут извлечены и как будет синтезирован ответ (например, в retrieval-augmented сценариях) [14, с. 15-16].

Наконец, внедрение ИИ требует организационной интеграции: помимо выбора инструмента должны быть предусмотрены подготовка пользователей и управленческие процедуры оценки и сопровождения применения, включая impact-assessment и последующее измерение/мониторинг эффектов и рисков. Такой контур делает использование ИИ частью системы обеспечения качества, а не разрозненным «пилотом» [32, с. 87-88].

Следует подчеркнуть, что практическая ценность ИИ в образовательной среде определяется не «мощностью модели», а тем, насколько решение встроено в контур управления рисками и проверяемых критериев качества: важны пороги приемлемости риска, оценка валидности и надёжности,

объяснимость и возможность аудита/мониторинга, а также непрерывное управление рисками на протяжении жизненного цикла системы [2, с. 13, 19, 21, 24-25].

В качестве практического вывода для образовательной организации оправдан поэтапный подход к внедрению: до применения задаются критерии приемки и проводится валидация; далее обеспечиваются планы постоянного мониторинга качества, прозрачная фиксация успешных результатов, сбоев и управляемость изменений при обновлениях инструмента в месте использования [28, с. 3-4].

Перспективы дальнейшей работы целесообразно связывать со стандартизацией показателей и процедур доказательности: от деклараций о пользе к сопоставимым метрикам эффективности, прозрачной отчётности и обязательной внешней проверке на независимых данных. Это делает выводы воспроизводимыми и снижает риск «непроверяемых» эффектов [9, с. 4, 6-8, 13].

Итоговая позиция может быть сформулирована так: цифровые технологии в медицинском образовании не вытесняют преподавателя и не заменяют его роли; они работают как средство поддержки обучения при сохранении ведущего педагогического контроля и ответственности за содержание и результат [1, с. 199-200].

Заключение. Интеграция искусственного интеллекта в образовательную среду медицинского вуза становится необратимым и необходимым процессом, способствующим повышению качества медицинского образования. Представленный обзор позволяет сформировать представление о возможностях, перспективах и безопасности использования искусственного интеллекта в учебном процессе подготовки будущих врачей в современных условиях.

Литература/References:

1. Виртуальная реальность и искусственный интеллект в медицинском образовании // М. Д. Горшков. – Москва: РОСМЕД, 2023. – 252 с.
2. AI N. Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0) // URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ai/nist.ai>. – 2023. – P. 100-1.
3. Alizadeh M., Sameri M. J. Intelligent Assessment Systems in Medical Education: A Systematic Review // Journal of Advances in Medical Education & Professionalism. – 2025. – Т. 13. – №. 3. – p. 173.
4. Artificial Intelligence and Academic Medicine. – Текст: электронный // aamc.org: [сайт]. – URL: <https://www.aamc.org/about-us/mission-areas/medical-education/artificial-intelligence-and-academic-medicine> (дата обращения: 17.02.2026).
5. Artsi Y. et al. AI-generated videos in medical education: systematic review // BMJ Open Quality. – 2025. – Т. 14. – №. 4.
6. Association of American Medical Colleges. Principles for the responsible use of artificial intelligence in and for medical education. – 2024.
7. Aster A. et al. ChatGPT and other large language models in medical education-scoping literature review // Medical Science Educator. – 2025. – Т. 35. – №. 1. – P. 555-567.
8. Blease C. et al. Machine learning in medical education: a survey of the experiences and opinions of medical students in Ireland // BMJ health & care informatics. – 2022. – Т. 29. – №. 1. – P. e100480.
9. Collins G. S. et al. TRIPOD+ AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods // bmj. – 2024. – Т. 385.

10. Du Y. et al. Machine learning-based clinical decision support systems for pregnancy care: a systematic review //International Journal of Medical Informatics. – 2023. – T. 173. – P. 105040.
11. Feigerlova E., Hani H., Hothersall-Davies E. A systematic review of the impact of artificial intelligence on educational outcomes in health professions education //BMC Medical Education. – 2025. – T. 25. – №. 1. – P. 129.
12. García-Torres D. et al. Using AI-Based Virtual Simulated Patients for Training in Psychopathological Interviewing: Cross-Sectional Observational Study // JMIR Medical Education. – 2025. – T. 11. – P. e78857.
13. Gordon M. et al. A scoping review of artificial intelligence in medical education: BEME Guide No. 84 //Medical teacher. – 2024. – T. 46. – №. 4. – P. 446-470.
14. Guidance W. H. O. Ethics and governance of artificial intelligence for health // World Health Organization. – 2021. – P. 1-165.
15. Huang M. Y. Empowering medical students with AI literacy: A curriculum development journey //Medical Education. – 2025. – T. 59. – №. 5. – P. 550-551.
16. Izquierdo-Condoy J. S. et al. Generative Artificial Intelligence in Medical Education: Enhancing Critical Thinking or Undermining Cognitive Autonomy? //Journal of Medical Internet Research. – 2025. – T. 27. – P. e76340.
17. Jong M. Transforming medical education in the AI era: Balancing technological expertise with humanistic care in tomorrow's doctors //Ann Acad Med Singap. – 2024. – T. 53. – №. 12. – P. 754-757.
18. Khakpaki A. Advancements in artificial intelligence transforming medical education: a comprehensive overview // Medical education online. – 2025. – T. 30. – №. 1. – P. 2542807.
19. Kononowicz A. A. et al. Virtual patient simulations in health professions education: systematic review and meta-analysis by the digital health education

collaboration // Journal of medical Internet research. – 2019. – Т. 21. – №. 7. – P. e14676.

20. Lee Y. M. et al. Defining medical AI competencies for medical school graduates: outcomes of a Delphi survey and medical student/educator questionnaire of South Korean medical schools //Academic Medicine. – 2024. – Т. 99. – №. 5. – P. 524-533.

21. Masters K. et al. Artificial intelligence in health professions education assessment: AMEE guide no. 178 // Medical Teacher. – 2025. – Т. 47. – №. 9. – P. 1410-1424.

22. Mateusz M. et al. Artificial intelligence in medical education: A narrative review //AI. – 2025. – Т. 6. – №. 12. – P. 322.

23. Matos T. et al. A systematic review of artificial intelligence applications in education: Emerging trends and challenges //Decision Analytics Journal. – 2025. – Т. 15. – P. 100571.

24. Miao, Fengchun Руководство по использованию генеративного искусственного интеллекта в образовании и научных исследованиях / Fengchun Miao, Wayne Holmes. – Paris: UNESCO, 2024. – 56 с. – Текст: непосредственный.

25. Montagna M. et al. Impact of clinical decision support systems on medical students' case-solving performance: comparison study with a focus group //JMIR medical education. – 2025. – Т. 11. – P. e55709.

26. Shaban S., Magzoub M. E. Artificial Intelligence in Medical Education and Assessment: The next step in the IT Revolution // F1000Research. – 2025. – Т. 14. – P. 1360.

27. Shaban S., Magzoub M. E. Artificial Intelligence in Medical Education and Assessment: The next step in the IT Revolution // F1000Research. – 2025. – Т. 14. – P. 1360.

28. Shick A. A. et al. Transparency of artificial intelligence/machine learning-enabled medical devices //NPJ Digital Medicine. – 2024. – T. 7. – №. 1. – P. 21.
29. Simoni J. et al. Artificial intelligence in undergraduate medical education: an updated scoping review // BMC Medical Education. – 2025. – T. 25. – №. 1. – P. 1609.
30. Tomlinson E., Schoch M., McDonall J. A curriculum framework for embedding artificial intelligence literacies in pre-registration nursing education // Nurse Education Today. – 2025. – P. 106928.
31. Vrdoljak J. et al. A review of large language models in medical education, clinical decision support, and healthcare administration // Healthcare. – MDPI, 2025. – T. 13. – №. 6. – P. 603.
32. World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health: large multi-modal models. WHO guidance. – World Health Organization, 2024.
33. Xu X., Chen Y., Miao J. Opportunities, challenges, and future directions of large language models, including ChatGPT in medical education: a systematic scoping review //Journal of educational evaluation for health professions. – 2024. – T. 21.
34. Zhang Y., Xie X., Xu Q. ChatGPT in Medical Education: Bibliometric and Visual Analysis // JMIR Medical Education. – 2025. – T. 11. – P. e72356.

СНИЖЕНИЕ КОЛИЧЕСТВА ВРАЧЕБНЫХ ОШИБОК С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Санина О.А., Щербинина К.С., Талашкина А.А.

Научный руководитель: Кудряшова И.А.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация: Настоящая статья посвящена анализу положительных эффектов интеграции искусственного интеллекта в деятельность медицинских работников, авторами систематизированы основные факторы снижения количества диагностических ошибок при использовании искусственного интеллекта в медицине: совершенствование процессов лечения, углубление дифференциальной диагностики, рост точности и оперативности клинических решений, а также снижение частоты диагностических ошибок. Выявлены основные параметры повышения качества медицинской помощи, а также риски и опасные последствия при внедрении ИИ, которые следует учитывать и минимизировать для повышения эффективности оказания медицинской помощи.

Ключевые слова: искусственный интеллект, врачебная ошибка, лечение, медицинские работники, совершенствование лечения, повышение качества.

REDUCING MEDICAL ERRORS: HOW AI HELPS PREVENT MEDICAL MISTAKES

Shcherbinina K.S., Talashkina A.A., Sanina O.A.

Scientific supervisor: Kudryashova I.A.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Health Care named
after Professor A. Tkacheva
Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo*

Abstract: This article analyzes the positive effects of integrating artificial intelligence into the work of healthcare professionals. The authors systematize the main factors that reduce the number of diagnostic errors when using artificial intelligence in medicine: improving treatment processes, deepening differential diagnostics, increasing the accuracy and efficiency of clinical decisions, and reducing the frequency of diagnostic errors. The article identifies the main parameters for improving the quality of medical care, as well as the risks and dangerous consequences of implementing AI, which should be considered and minimized to enhance the effectiveness of medical care.

Keywords: artificial intelligence, medical error, treatment, medical professionals, improvement of treatment, and quality improvement.

Введение: В настоящее время в обществе принято считать, что врач не имеет право на ошибку, так как ему доверяют самый значимый ресурс, который может иметь человек - здоровье. Но так ли это в действительности? Стоит помнить, что вся деятельность медицинских работников сопряжена с высокими рисками и требует постоянного усовершенствования профессиональных навыков, непрерывного обучения и особой внимательности. Важным фактом в рассмотрении данного вопроса является

то, что врач-это тоже человек и именно человеческий фактор может привести к совершению ошибки в его профессиональной деятельности. С целью минимизации возникновения подобных ситуаций в процесс оказания медицинской помощи был внедрен искусственный интеллект.

Актуальность: главной целью системы здравоохранения было и остается- повышение качества оказания медицинской помощи. Значимый вклад для её достижения вносит внедрение искусственного интеллекта в практическую деятельность врача, что позволяет повысить качество диагностики и лечения, а так же управлять медицинскими процессами.

Цель исследования: определить роль ИИ в предотвращении врачебных ошибок и, как следствие, в качестве оказания медицинской помощи.

Материалы и методы исследования: в работе методом аналитического обзора рассмотрено участие искусственного интеллекта в деятельности врача и избежании врачебных ошибок.

Результаты и их обсуждения:

Роль ИИ в предотвращении врачебных ошибок

Классическая медицина основывается на знаниях и опыте врача, но человеческие факторы такие как (усталость, недостаток данных) остается главной причиной ошибок. ИИ играет роль мощного инструмента поддержки принятия врачебных решений, который работает в трех ключевых направлениях: лечение, диагностика и сопровождение.

1. Снижение количества диагностических ошибок.

Диагностические ошибки — самые распространенные и опасные. ИИ помогает их предотвратить благодаря:

- изучению медицинских изображений: нейросети, прошедшие обучение на тысячах снимков, способны выявить заболевания на том этапе, когда они ещё не различимы для человеческого глаза на рентгеновских изображениях, компьютерной томографии, магнитно-резонансной

томографии и гистологических препаратах. Они могут заметить малейшие изменения (например, очаги затемнения диаметром менее миллиметра или специфическую структуру тканей), которые человеческий глаз может пропустить из-за усталости или недостаточного разрешения зрения. Результатом является снижение ложноотрицательных результатов, то есть пропущенных заболеваний.

- поиску неочевидных закономерностей: ИИ способен анализировать электронные медицинские карты, объединяя изолированные данные, которые зачастую находятся в разных базах (анализы, жалобы, хронические болезни, генетическую предрасположенность), находит связи, которые врач может не заметить в связи с коротким временем на амбулаторный прием пациента (в среднем 12-15 минут).

- дифференциальной диагностике: существуют системы, которые предоставляют врачу список диагнозов на основе введенных симптомов, включая редкие заболевания, о которых доктор мог не подумать. В повседневной практике врач может просто не столкнуться с какой-то редкой патологией и не подумать о ней, а алгоритм, обученный на мировой медицинской литературе, своевременно подскажет это направление для дополнительной проверки. [1, с.77].

2. Повышение эффективности лечения.

Персонализированные протоколы лечения: ИИ анализирует огромные массивы данных (медицинскую литературу, клинические рекомендации, истории болезней похожих пациентов) и предлагает оптимальную стратегию лечения, адаптированную под данного пациента с учетом его уникальных особенностей.

Предотвращение ошибок на этапе назначения медикаментов: это сильная сторона ИИ, системы проверки совместимости лекарств, работающие

на базе ИИ, способны в реальном времени предупреждать врача о следующих проблемах:

1- несовместимости назначаемых лекарственных препаратов или наличие противопоказаний, связанных с сопутствующими заболеваниями пациента. Это позволяет избежать тяжелых осложнений и лекарственного поражения внутренних органов;

2- аллергии пациента на лекарства (на основе данных его анамнеза и компонентов лекарственного средства), что помогает избежать опасных аллергических состояний;

3 - необходимости коррекции дозы при почечной или печеночной недостаточности за счет автоматического учета, что критически значимо для предотвращения токсического поражения органов. [2, с.94].

3. Снижение организационных и административных ошибок.

Исследования показывают, что врачи тратят до 50% рабочего времени на заполнение документации. Усталость от бумажной работы ведет к появлению погрешностей в выполняемой работе и снижает качество взаимодействия с пациентом.

Голосовой ввод и интеллектуальное заполнение документов: ИИ-ассистенты слушают разговор врача с пациентом в реальном времени и автоматически заполняют регламентированную историю болезни в ЭМК. Это освобождает время врача для приема пациента и снижает риск опечаток и пропуска важных деталей из-за недостатка времени.

ИИ способен определить, к какому именно специалисту направить пациента. Это позволяет избежать ситуаций, когда пациент с хирургической патологией попадает к терапевту, теряя драгоценное время.

Внедрение ИИ приводит к повышению качества медицинской помощи по следующим параметрам:

1. Повышение точности и скорости: быстрая постановка верного диагноза играет важную роль в реализации успешного лечения.

2. Стандартизация медицины: ИИ помогает молодым специалистам в оказании медицинской помощи пациентам на уровне опытных экспертов, предоставляя им необходимые рекомендации. Это сглаживает разницу в качестве помощи между столичными клиниками и районными больницами.

3. Снижение нагрузки на врача: автоматизация рутины помогает предотвратить профессиональное выгорание. [3, с.127–128].

Наряду с положительными эффектами применения в медицине ИИ следует отметить наличие значительного числа ограничений для диагностики и лечения пациентов.

Важно отметить, что внедрение ИИ сопряжено с рисками, которые нужно учитывать:

- предвзятость алгоритмов: недостаточная репрезентативность выборок может приводить к системным ошибкам при обследовании отдельных групп населения.

- проблема интерпретации: решение нейросетей требует обязательной проверки перед применением в практике.

- гипердиагностика: повышенная чувствительность алгоритмов, выявляет клинически незначительные нарушения и отклонения, что ведет к необоснованному лечению пациента. [4, с. 51–52].

Заключение:

Искусственный интеллект, в котором аккумулируется огромный опыт большого количества профессионалов, позволит клиникам в будущем избегать диагностических ошибок за счет автоматического анализа снимков и данных пациента. Проверка всех протоколов лечения с использованием ИИ, тщательная оценка возможных рисков и негативных

последствий позволит избежать врачебных ошибок и повысить качество работы медицинских работников.

Литература/References:

1.Черных Е. Е. Основные направления стратегий развития искусственного интеллекта в медицине: гонка за первенство и правовые риски // Вестник Уральского юридического института МВД России. — 2020. — № 4. — С. 77.

2.Толмачев И. В., Каверина И. С., Плешков М. О. и др. Искусственный интеллект в медицине и здравоохранении: аналитический доклад. — Томск: Изд-во СибГМУ, 2022. — 94 с.

3.Фершт В. М. Современные подходы к использованию искусственного интеллекта в медицине // Территория новых возможностей. Вестник ВГУЭС. — 2020. — С. 127–128.

4.Шадеркин И. А. Слабые стороны искусственного интеллекта в медицине // Журнал телемедицины и электронного здравоохранения. — 2021. — С. 51–52.

5. Соколовский М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан// Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века: Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

ЭТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ

Светчикова А.К., Чульдун Ш.Р.

Научный руководитель – старший преподаватель кафедры, к.м.н., Т.Н.

Корбанова

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация. Искусственный интеллект (ИИ) стремительно меняет сферу медицины, совершенствуя диагностику, прогнозирование, лечение и управление здравоохранением. Однако такое быстрое внедрение вызывает серьезные этические проблемы, которые требуют тщательного рассмотрения и регулирования. В этой статье мы рассмотрим ключевые этические вопросы, связанные с искусственным интеллектом в медицине, в том числе, кто несет ответственность за ошибки («черный ящик»), как обеспечить конфиденциальность и безопасность данных, избежать алгоритмической предвзятости и неравенства в доступе к медицинской помощи, а также как сохранить автономию пациентов и человечность в медицине. Исследования показывают, что этические риски реальны и могут оказывать непосредственное влияние на качество и безопасность медицинского лечения. Поэтому необходимы комплексные, междисциплинарные подходы к этической оценке систем искусственного интеллекта, основанные на принципах «ответственного искусственного интеллекта» и вовлечении всех сторон: разработчиков, регулирующих органов, врачей и пациентов.

Ключевые слова: искусственный интеллект, этика в медицине, алгоритмическая предвзятость, приватность данных, объяснимый ИИ, ответственность, человеко-ориентированная медицина, биоэтика.

ETHICAL ASPECTS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MEDICINE

Svetchikova A.K., Chuldum Sh.R.

Supervisor – Senior Lecturer of the Department, PhD T.N. Korbanova
*Department of Public Health, Healthcare Organization, and Economics
named after Professor A.D. Tkachev
Kemerovo State Medical University, Ministry of Health of the Russian
Federation, Kemerovo, Russia*

Abstract. Artificial intelligence (AI) is rapidly changing the field of medicine, improving diagnostics, prognosis, treatment, and healthcare management. However, this rapid adoption raises serious ethical concerns that require careful consideration and regulation. In this article, we examine key ethical issues related to artificial intelligence in medicine, including who is responsible for errors ("black box"), how to ensure data privacy and security, avoid algorithmic bias and inequalities in access to care, and how to preserve patient autonomy and the human nature of medicine. Research shows that ethical risks are real and can have a direct impact on the quality and safety of medical treatment. Therefore, comprehensive, interdisciplinary approaches to the ethical assessment of artificial intelligence systems are needed, based on the principles of "responsible artificial intelligence" and the involvement of all stakeholders: developers, regulators, physicians, and patients.

Keywords: artificial intelligence, ethics in medicine, algorithmic bias, data privacy, explainable AI, responsibility, human-centered medicine, bioethics.

Введение

Искусственный интеллект (ИИ), в частности машинное обучение и глубокие нейронные сети, активно интегрируется в повседневную медицинскую практику, в том числе в России, где его развитие в здравоохранении поддерживается государственной стратегией «Искусственный интеллект» [1]. ИИ уже доказал свою эффективность в анализе медицинских изображений [2], прогнозировании заболеваний [3], создании индивидуальных планов лечения и управлении ресурсами. Ожидается, что это значительно улучшит диагностику, снизит нагрузку на врачей, оптимизирует затраты и в конечном итоге приведет к улучшению результатов лечения пациентов. Однако наряду с технологическим прогрессом возникают серьезные этические вопросы. Важным шагом в систематизации подходов к их решению в России стало принятие Кодекса этики применения искусственного интеллекта в сфере охраны здоровья (утвержден 14 февраля 2025 г.) [4], который устанавливает рамочные принципы для всех участников рынка.

Цель данной статьи - систематизировать ключевые этические вопросы, связанные с использованием ИИ в медицине на основе современных исследований, и предложить решения для безопасного, справедливого и эффективного внедрения этих инноваций.

Отсутствие прозрачности в принятии решений сложными моделями ИИ, особенно основанными на глубоком обучении, является одной из наиболее актуальных этических проблем. Для обеспечения доверия и клинической валидации крайне важно, чтобы медицинские работники и пациенты понимали данные и характеристики, лежащие в основе выводов ИИ. Необъяснимые ИИ-системы, функционирующие по принципу «черного ящика», снижают доверие и усложняют проверку.

Кодекс этики ИИ 2025 года прямо требует, чтобы решения ИИ были «объяснимыми и интерпретируемыми», позволяя медицинским работникам понимать логику их работы и принимать обоснованные окончательные решения [4, п. 2.2]. Это требование соответствует принципу «человеческого контроля», закреплённому в Кодексе [4, п. 2.8]. Следовательно, этический императив разработки объяснимого ИИ (ХАИ) получает нормативную поддержку, что должно способствовать интенсификации соответствующих отечественных научных исследований [5].

Создание высокоэффективных моделей ИИ в здравоохранении требует доступа к обширным массивам высококачественных персональных медицинских данных, что представляет значительные риски для конфиденциальности пациентов. Кодекс этики ИИ (2025) основан на основополагающем принципе «непричинения вреда и безопасности», который применительно к данным интерпретируется как обязанность обеспечивать их конфиденциальность, целостность и защиту от несанкционированного доступа. Особое внимание уделяется необходимости применения методов анонимизации и минимизации объема используемых персональных данных [4, п. 2.3].

Эти положения соответствуют требованиям Федерального закона № 152-ФЗ, но подчеркивают специфику работы с данными в контексте ИИ, включая важность информированного согласия, которое, по возможности, должно разъяснять цели и методы использования данных алгоритмами [4, п. 2.6].

Обучение систем ИИ на исторических данных, которые часто отражают существующие предвзятости и неравенство в обществе и медицине, требует особого внимания. Кодекс этики ИИ (2025) устанавливает ключевой принцип «справедливости и недискриминации» [4, п. 2.4]. В соответствии с этим принципом разработчики и операторы ИИ обязаны выявлять, оценивать и минимизировать потенциальные предвзятости в алгоритмах и данных,

которые могут привести к дискриминации в отношении определенных групп пациентов по любым критериям. Кодекс также требует стремиться к репрезентативности наборов данных, используемых для обучения и тестирования моделей. Это ясно указывает на необходимость обязательного аудита алгоритмов на предмет предвзятости до их внедрения в клиническую практику, что имеет критически важное значение для России, многонациональной и географически разнообразной страны.

Внедрение ИИ размывает традиционные границы ответственности. Кодекс этики ИИ (2025) предоставляет четкие указания, закрепляя принцип «ответственности и подотчетности» [4, п. 2.1]. В нем говорится, что, несмотря на использование ИИ, медицинские работники несут профессиональную и этическую ответственность за принятое медицинское решение и его последствия для пациента. В то же время разработчики и поставщики систем ИИ несут ответственность за надежность, безопасность и соответствие своей продукции заявленным характеристикам. Такое распределение ответственности устраняет ключевую неопределенность и защищает автономию врача как лица, принимающего окончательное решение. Кодекс также поддерживает принцип «человеческого контроля», исключая полную передачу решений алгоритму [4, п. 2.8].

В основе медицинской этики лежит принцип уважения права пациента на самостоятельное принятие решений. Внедрение искусственного интеллекта (ИИ) не должно приводить к тому, что пациенты будут восприниматься исключительно как объекты для обработки информации. То есть пациенты должны быть полностью информированы о том, используется ли ИИ в их лечении, как он функционирует и какие другие варианты лечения доступны. Существует реальная опасность дегуманизации медицины, если традиционное общение «врач-пациент» будет заменено взаимодействием «пациент-интерфейс». Технология должна служить укреплению, а не замене

эмпатической и доверительной связи между врачом и пациентом, которая остается ядром лечебного процесса [6].

Российское медицинское сообщество также выражает обеспокоенность по поводу необходимости сохранения «человеческого лица» медицины в эпоху цифровизации [7].

Заключение

Этические вопросы, связанные с использованием искусственного интеллекта в медицине, являются не второстепенным следствием прогресса в этой области, а фундаментальной проблемой. Для их решения необходимы своевременные и комплексные действия как на международном, так и на государственном уровнях. Интеграция ИИ в российскую систему здравоохранения, обеспечение его эффективности и долгосрочной жизнеспособности, будет успешной только в том случае, если технологические достижения будут неразрывно связаны с этической надежностью. Для этого необходимо:

- 1) Активно разрабатывать и внедрять методы объяснимого ИИ (ХАИ), стимулируя соответствующие отечественные исследования.
- 2) Создать надежные правовые и технические рамки для защиты конфиденциальности и управления медицинскими данными в полном соответствии с российским законодательством и с учетом международного опыта.
- 3) Ввести обязательное тестирование алгоритмов на предвзятость и обеспечить репрезентативность обучающих данных, уделяя особое внимание разнообразию российского населения.
- 4) Усовершенствовать и модернизировать законодательную базу, регулирующую ответственность за решения, связанные с ИИ, в рамках развития цифрового права в Российской Федерации.

5) Разработать образовательные программы для врачей по цифровой грамотности и этике ИИ, интегрировав их в систему непрерывного медицинского образования.

6) Вовлекать пациентов и общественность в диалог о разработке и внедрении технологий, укрепляя доверие к цифровым инновациям.

Только междисциплинарное сотрудничество врачей, инженеров, специалистов по этике, юристов и социологов позволит создать среду, в которой искусственный интеллект станет не просто «умным источником дохода», а подлинным этическим партнером в достижении главной цели медицины — благополучия пациента, основанного на традиционных медицинских ценностях.

Литература/References:

1. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 г. № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». – URL: <http://kremlin.ru/acts/bank/44731> (дата обращения: 20.01.2026).

2. Esteva, A., Chou, K., Yeung, S., et al. (2021). Deep learning-enabled medical computer vision. NPJ Digital Medicine, 4(1), 5. – URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7794558/> (дата обращения: 20.01.2026).

3. Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science, 366(6464), 447-453. – URL: <https://escholarship.org/uc/item/6h92v832> (дата обращения: 20.01.2026)

4. Кодекс этики применения искусственного интеллекта в сфере охраны здоровья (одобрен Минздравом России, Минцифры России, Альянсом по искусственному интеллекту и профессиональным сообществом 14.02.2025).

5. Петровский А.Б., Клековкин А.А. Объяснимый искусственный интеллект в медицине: проблемы и перспективы // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2022. – № 1. – С. 65-78.
6. World Health Organization (WHO). (2021). Ethics and governance of artificial intelligence for health. Geneva.
7. Сандриков В.А., Хайруллин Р.Н., Тарасов В.В. Этические и правовые аспекты применения искусственного интеллекта в здравоохранении // Бюллетень Национального научно-исследовательского института общественного здоровья имени Н.А. Семашко. – 2021. – № 4. – С. 112-119.

РОЛЬ И ЗНАЧЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРЕПОДАВАНИИ ЭКОНОМИКИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

Харинский А.Д., Эльберт А.П.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

Кемеровского государственного медицинского университета, г. Кемерово

Научный руководитель – к.э.н., доцент М. В. Соколовский

Аннотация. В статье рассматривается роль и значение искусственного интеллекта в преподавании экономики здравоохранения: анализируются возможности ИИ-технологий для оптимизации образовательного процесса, включая персонализацию обучения, автоматизацию рутинных задач (проверка заданий, формирование отчётов), генерацию учебных материалов и кейсов, моделирование экономических процессов в здравоохранении, а также развитие аналитических навыков студентов через работу с большими данными и предиктивной аналитикой. Показано, что внедрение искусственного интеллекта способствует повышению доступности и качества образования,

позволяет актуализировать содержание курсов с учётом динамично меняющейся отрасли и формирует у обучающихся компетенции, востребованные в цифровой экономике здравоохранения.

Ключевые слова. Цифровая трансформация, искусственный интеллект, производительность труда, система здравоохранения, медицина.

ELBERT A.P., KHARINSKY A.D.

THE ROLE AND SIGNIFICANCE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN TEACHING HEALTHCARE ECONOMICS

*Department of public health, healthcare organization, and economics named after
professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Kemerovo

Supervisor: Ph.D. (Economics), Associate Professor Sokolovsky M.V.

Abstract. The article examines the role and importance of artificial intelligence in teaching healthcare economics: it analyzes the possibilities of AI technologies to optimize the educational process, including personalization of learning, automation of routine tasks (checking assignments, generating reports), generation of educational materials and cases, modeling economic processes in healthcare, as well as the development of students' analytical skills through working with big data. and predictive analytics. It is shown that the introduction of artificial intelligence contributes to improving the accessibility and quality of education, allows updating the content of courses, taking into account the dynamically changing industry, and forms students' competencies that are in demand in the digital healthcare economy.

Keywords. Digitalization, digital technologies and tools, digital transformation of healthcare.

Введение

Цифровая трансформация, пронизывающая все сферы общественной жизни, оказывает существенное воздействие на здравоохранение, преобразуя не только клиническую практику, но и его экономические основы. Искусственный интеллект (ИИ) становится ключевым драйвером этих изменений, создавая новые реалии для управления ресурсами, оптимизации затрат и оценки эффективности медицинской помощи. Это, в свою очередь, требует кардинального пересмотра подходов к подготовке будущих управленцев и экономистов в сфере здравоохранения. Актуальность темы обусловлена стремительным внедрением ИИ-технологий, формирующим запрос на специалистов, способных работать в новой цифровой среде. Цель исследования – проанализировать, как искусственный интеллект влияет на содержание и методы преподавания экономики здравоохранения, рассмотрев исторические предпосылки, изученность проблемы, отраслевую специфику и прикладные аспекты [1].

Материалы и методы исследования

В ходе исследования использовались следующие методы: анализ, обобщение и описание информации, полученной из статей, научных исследований, находящихся в PubMed, Elibrary, Cyberleninka, посвященных изучению роли ИИ в экономике здравоохранения.

Результаты

Эволюция искусственного интеллекта в здравоохранении прошла путь от теоретических разработок до интеграции в практическое здравоохранение и, как следствие, в образовательные программы.

От экспертных систем к нейросетям. Изначально ИИ в медицине существовал в форме экспертных систем первого поколения, основанных на логических правилах. С 2010-х годов, с развитием машинного обучения и нейронных сетей, начался переход к системам второго поколения, способным

анализировать большие данные (например, медицинские изображения). Это позволило решать задачи, ранее недоступные для формализации, такие как прогнозирование заболеваний и персонализированный подбор терапии.

Формирование правового поля. Важным этапом стало оформление нормативно-правовой базы. В России принятие Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года и запуск федерального проекта «Искусственный интеллект» национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации» создали институциональные условия для развития технологии. Указы Президента РФ, направленные на цифровизацию здравоохранения, подчеркнули стратегическую важность темы [2].

Изначально фокус был на клинических применениях – диагностике и лечении. Однако с ростом объемов данных и сложности управления в здравоохранении стал формироваться запрос на экономический анализ эффективности внедрения ИИ. Исследования, подобные обзору Спиваковой и Сиротко, где анализируется эффективность финансирования ИИ-технологий, знаменуют собой новый этап, когда ИИ становится не просто медицинским инструментом, но и объектом экономического анализа [4].

Обсуждение

Проблема применения ИИ в здравоохранении активно изучается российским научным сообществом, что находит отражение в публикациях, индексируемых в РИНЦ. Можно выделить несколько ключевых направлений исследований: анализ экономической эффективности и рынка; исследование направлений и особенностей применения ИИ; изучение медико-экономических аспектов и цифровой трансформации; освещение регуляторных и этических вопросов.

Анализ экономической эффективности и рынка. Ряд работ посвящен оценке экономического потенциала и рыночной динамики ИИ в

здравоохранении. Например, в статье Мартынова А. приводится оценка мирового рынка ИИ в здравоохранении, который, по прогнозам, вырастет с 28,3 млрд. дол. в 2024 году до 180,8 млрд. дол. в 2032 году. В таких исследованиях подробно разбираются отдельные рынки (роботизированная хирургия, виртуальные помощники, администрирование), что является ценным материалом для подготовки учебных кейсов [8].

Исследование направлений и особенностей применения. В работе Мызровой К.А. и соавторов «Искусственный интеллект: особенности применения в медицине», а также Соколовского М.В. системно описаны перспективные направления использования ИИ, виды технологий и связанные с ними проблемы, включая этические и правовые риски. Эта публикация служит основой для формирования теоретического раздела учебного курса [6, 9, 10].

Изучение медико-экономических аспектов и цифровой трансформации. В обзоре Спиваковой Д.С. и Сиротко М.Л. исследуется зависимость между финансированием цифровизации и качеством медицинских услуг, проводится сравнительный анализ стратегий внедрения ИИ в России, США, Китае и Германии. Подобные компаративные исследования необходимы для понимания глобального контекста и преподавания основ стратегического управления [7].

Освещение регуляторных и этических вопросов. Публикации, посвященные правовому регулированию и этике, например, обсуждение Кодекса этики применения ИИ в здравоохранении, утвержденного Минздравом РФ в 2025 году, поднимают критические для экономистов вопросы распределения ответственности, риск-ориентированного регулирования и доверия к технологиям.

Таким образом, в научной литературе сложился крепкий задел для формирования учебной дисциплины, интегрирующей знания об ИИ в контекст экономики здравоохранения [5].

Экономика здравоохранения как отрасль знания имеет уникальные черты, и применение ИИ должно рассматриваться с учетом этой специфики. Цель – здоровье населения, а не прибыль. Ключевой исход – улучшение показателей общественного здоровья, что не всегда напрямую коррелирует с финансовой выгодой. Экономический анализ внедрения ИИ должен учитывать не только прямую окупаемость инвестиций (ROI), но и социальный эффект, например, сокращение сроков лечения или повышение выявляемости заболеваний на ранних стадиях. Платформы удаленного мониторинга, такие как Huma, демонстрируют, как ИИ способен снижать повторные госпитализации на 30%, что является значимым медико-экономическим показателем [1].

Для системы охраны здоровья населения характерна высокая доля административных расходов. Около 30% рабочего времени врачей тратится на административные задачи. ИИ-решения, автоматизирующие документооборот (например, Dragon Medical One от Microsoft или инструменты Google для кодирования и выставления счетов), напрямую влияют на экономическую эффективность, сокращая непроизводительные затраты и высвобождая время медицинского персонала для работы с пациентами. Это снижает уровень эмоционального выгорания и когнитивной нагрузки среди врачей.

Борьба с мошенничеством и оптимизация финансовых потоков. Медицинское мошенничество наносит ущерб в сотни миллиардов долларов ежегодно. Алгоритмы ИИ способны анализировать потоки финансовых данных и выявлять аномальные схемы, увеличивая количество обнаруженных

случаев мошенничества в 2-3 раза. Это яркий пример того, как технология решает сугубо отраслевую экономическую проблему.

Переход к ценностно-ориентированной и 4П-медицине. Современное здравоохранение движется в сторону модели 4П (персонализированной, предиктивной, превентивной и партисипативной). ИИ является технологическим ядром этого перехода, позволяя анализировать большие данные для прогнозирования рисков заболеваний (как в примере с Mayo Clinic, где ИИ предсказывает рак поджелудочной железы за 16 месяцев до диагноза) и создания персонализированных планов лечения. Экономика в этой модели фокусируется на стоимости жизненного цикла пациента, а не на оплате отдельных услуг [4].

Интеграция знаний об ИИ в преподавание экономики здравоохранения требует применения инновационных образовательных методик и изменения содержания курсов.

Использование симуляторов и практикумов. Для отработки навыков принятия управленческих решений эффективно внедрение образовательных симуляторов. Студенты могли бы работать с программным обеспечением, имитирующим управление клиникой, где необходимо анализировать данные, генерируемые ИИ (о загрузке отделений, потоке пациентов, финансовых показателях) и принимать решения на их основе [2].

В представленной ниже таблице определены основные направления интеграции ИИ в учебные курсы по экономике здравоохранения.

Междисциплинарный подход. Подготовка современного экономиста в здравоохранении невозможна без междисциплинарного подхода. Курсы должны сочетать основы экономики, менеджмента, основ клинической медицины, медицинской информатики и права, связанного с ИИ. Это позволит выпускникам говорить на одном языке с технологами, врачами и юристами.

**Направления интеграции ИИ в учебные курсы по экономике
здравоохранения**

Направление интеграции	Конкретные примеры и кейсы для преподавания	Формируемые компетенции
Анализ эффективности и ROI	Кейс: виртуальные медпомощники, демонстрирующие ROI 370% и отвечающие на 23% запросов в нерабочее время.	Умение оценивать экономическую целесообразность внедрения цифровых решений.
Управление ресурсами и оптимизация процессов	Кейс: ИИ-платформы для управления больницами, сокращающие время размещения пациентов на 83% и конфликты расписания на 20%.	Навыки моделирования и оптимизации бизнес-процессов в ЛПУ с использованием данных.
Цифровая трансформация и стратегия	Анализ национальных стратегий (РФ, Китай, ЕС) по внедрению ИИ и обсуждение регуляторики (49 зарегистрированных медицинских изделий с ИИ в РФ).	Способность разрабатывать и критически оценивать стратегии цифрового развития в здравоохранении.
Работа с данными и предиктивная аналитика	Разбор примеров использования ИИ для прогнозирования эпидемий, спроса на медпомощь, рисков хронических заболеваний.	Освоение основ работы с большими данными и методами прогнозного моделирования [3].

Фокус на этике и регулировании. В учебные программы необходимо включать разделы, посвященные этическим дилеммам (конфиденциальность данных, алгоритмическая предвзятость) и правовым аспектам, включая вопросы ответственности за решения, принятые с участием ИИ [5].

Заключение

Искусственный интеллект перестал быть технологической экзотикой и превратился в ключевой фактор, определяющий развитие экономики здравоохранения. Его влияние простирается от операционной эффективности и борьбы с мошенничеством до фундаментального перехода к персонализированной медицине. В этой связи преподавание экономики

здравоохранения требует скорейшей и глубокой трансформации. Интеграция знаний о возможностях, ограничениях и экономических эффектах ИИ в учебные курсы – это не просто дань моде, а насущная необходимость для подготовки конкурентоспособных и эффективных специалистов, способных управлять ресурсами здравоохранения в условиях цифровой реальности. Дальнейшая работа должна быть направлена на разработку конкретных учебно-методических комплексов, усиление практической составляющей и укрепление междисциплинарных связей в образовательном процессе [1].

Литература / References:

1. ИИ в медицине и здравоохранении // URL: <https://inviai.com/ru/ii-v-medicine-i-zdravookhraneni> (дата обращения: 25.11.2025).
2. ИИ в медицине и здравоохранении // Журнал информационное общество // URL: <http://infosoc.iis.ru/article/view/211> (дата обращения: 25.11.2025).
3. Искусственный интеллект в медицине: мнения экспертов и перспективы развития // Техносouverен URL: <https://technosuveren.ru/iskusstvennyj-intellekt-v-mediczine-mneniya-ekspertov-i-perspektivy-razvitiya/> (дата обращения: 25.11.2025).
4. Экономика искусственного интеллекта в здравоохранении. Оценка мирового рынка в 2024 г. с прогнозом до 2032 г. // Comnews URL: <https://www.comnews.ru/content/235837/2024-10-23/2024-w43/1019/ekonomika-iskusstvennogo-intellekta-zdravookhraneni-ocenka-mirovogo-rynka-2024-g-prognozm-do-2032-g> (дата обращения: 25.11.2025).
5. Щербакова С.А., Швец Е.А. Искусственный интеллект и система здравоохранения в российской федерации: достижения, вызовы и возможности // Экономика и управление: теория и практика. - 2023. - №3. - С. 35-48.

6. Мызрова К.А., Туганова Э. А., Хисматуллин М. М., Низамутдинова Г. М. Искусственный интеллект: особенности применения в медицине // КЭ. 2024. №8. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-osobennosti-primeneniya-v-meditsine> (дата обращения: 25.11.2025).

7. Спивакова Д.С., Сиротко М.Л. Медико-экономические аспекты развития технологий искусственного интеллекта в России и мире (обзор литературы). Терапевт. 2023;8.

8. Экономика искусственного интеллекта в здравоохранении. Оценка мирового рынка в 2024 г. с прогнозом до 2032 г. // TenChat URL: <https://tenchat.ru/media/2727845-ekonomika-ii-v-zdravookhranении-otsenka-mirovogo-rynka-2024--2032-gg> (дата обращения: 25.11.2025).

9. Соколовский, М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан / М. В. Соколовский // Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века : Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

10. Соколовский, М. В. Цифровая трансформация здравоохранения в России / М. В. Соколовский // Прокузбасс 2023 : Материалы межрегионального форума с международным участием, Кемерово, 04–06 июля 2023 года. – Кемерово: ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» Минздрава России, 2023. – С. 71-77.

11. Соколовский, М. В. Перспективы развития финансового рынка России в условиях дестабилизации мировой экономики / М. В. Соколовский // Вестник общественных и гуманитарных наук. – 2021. – Т. 2, № 3. – С. 75-79.

ПРОБЛЕМЫ ВНЕДРЕНИЯ ПРОДУКТОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗДРАВООХРАНЕНИЕ РЕГИОНА

Харлампенков Е.И.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения им. проф. А.Д. Ткачева*

Карабчуков К.Б.

Кафедра фтизиатрии

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, г. Кемерово

Аннотация. Минздрав России в конце 2025 года заявил о регистрации 48 программ искусственного интеллекта, используемые в медицинской практике, что подтверждает активную реализацию федерального проекта «Искусственный интеллект». Однако, при внедрении разработок в области искусственного интеллекта в сферу здравоохранения имеется ряд проблем, к которым можно отнести социальные, включающие кадровые, этические и юридические, и технические. В статье рассмотрено влияние этих проблем на внедрение искусственного интеллекта, отношение врачебного сообщества к этим программным продуктам, основные направления их решения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, кадровые проблемы, юридические аспекты внедрения искусственного интеллекта, технические требования к компьютерному оборудованию, финансовое обеспечение внедрения искусственного интеллекта, экономический эффект.

PROBLEMS OF INTRODUCING ARTIFICIAL INTELLIGENCE PRODUCTS INTO PRACTICAL HEALTHCARE IN THE REGION

Kharlampenkov E.I.

*Department of Public Health, Healthcare Organization and Economics
named after Prof. A.D. Tkachev
Karabchukov K.B.
Department of Phthysiology
Kemerovo State Medical University of the Russian Ministry of Health,
Kemerovo*

Abstract. At the end of 2025, the Russian Ministry of Health announced the registration of 48 artificial intelligence programs used in medical practice, which confirms the active implementation of the federal project "Artificial Intelligence." However, there are several challenges associated with the implementation of artificial intelligence in the healthcare sector, including social, personnel, ethical, legal, and technical issues. This article explores the impact of these challenges on the adoption of artificial intelligence, the perception of these software products by the medical community, and the main approaches to addressing them.

Keywords: artificial intelligence, personnel issues, legal aspects of artificial intelligence implementation, technical requirements for computer equipment, financial support for artificial intelligence implementation, and economic benefits.

Введение. Внедрение программных продуктов искусственного интеллекта в отечественной медицине реализуется в рамках национального проекта «Здравоохранение» и федерального проекта «Искусственный интеллект». В рамках последнего в 2025 году на реализацию проекта выделено 7,7 миллиарда рублей. В рамках проекта «Здравоохранение» в 2025 году начал реализовываться федеральный проект «Цифровые сервисы здравоохранения», который по сути является частью проекта «Создание единого цифрового контура в здравоохранении на основе ЕГИСЗ» с бюджетом в 113,8 млрд рублей в 2019–2024 годах [1]. Основными направлениями реализации

искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранении можно выделить следующие направления: разработка сервисов с использованием технологии ИИ, направленные на решение организационных проблем и взаимодействия с пациентами, а также медицинские изделия на основе искусственного и генеративного интеллекта для врачей, которые непосредственно применяются для оказания медицинской помощи [2]. В данном направлении проведена достаточно большая работа, в частности, разработан отраслевой «Кодекс этики применения искусственного интеллекта в сфере охраны здоровья», предназначенный для регулирования этических аспектов разработки, внедрения и использования технологий ИИ в сфере охраны здоровья. За период с 2021 по 2024 годы зарегистрировано 21 национальный стандарт в сфере систем ИИ в области здравоохранения, на начало 2025 года зарегистрировано 39 изделий медицинского назначения с ИИ [3]. Стоит отметить, что за последнее время среди медицинского персонала изменилось отношение к ИИ в положительную сторону, так по данным Минздрава России за 2024 год 53% руководителей медицинских учреждений и 44% врачей готовы использовать продукты ИИ в своей профессиональной деятельности. Двумя годами раньше эти цифры были скромнее. Необходимо отметить, чторосло число последователей, выражающих желание использовать данные продукты в своей профессиональной деятельности до 36 и 41% соответственно.

Объекты и методы исследования. Практически все регионы России в медицинской сфере используют продукты ИИ, правда достаточно неравномерно. 84 субъекта РФ внедряют суммарно 412 зарегистрированных медицинских изделий с искусственным интеллектом отечественного производства, при этом 83% внедрённых медицинских изделий с ИИ предназначены для анализа изображений, 16% — для анализа электронных медицинских карт [4]. В 2023 году статистика использования продуктов ИИ в

медицине была представлена 23 проектами, в основном в области СППВР, в частности для анализа изображений, в основном лидерами были Москва и Татарстан, в Кемеровской области на тот момент использовался на стадии внедрения СППВР семейства xGen [5]. Сейчас количество зарегистрированных продуктов возросло до 48. В настоящий момент в медицине Кузбасса реализовываются порядка шести продуктов ИИ как в сфере СППВР, так и в области диагностики изображений [6]. Тем не менее проблемы внедрения ИИ в практическую медицину остаются достаточно сложными. Существует необходимость анализа проблем внедрения искусственного интеллекта в практическое здравоохранение на основе анализа ситуации в регионе с использованием методов системного подхода, индукции и дедукции.

Результаты и их обсуждение. Как показывает практика по внедрению продуктов искусственного интеллекта можно выделить три основные проблемы по снижению интенсивности его применения: социальные, включающие кадровые, юридические и этические, технические и экономические. На наш взгляд одними из важнейших причин, тормозящих внедрение продуктов ИИ в медицинскую практику, являются кадровые причины, которые обусловлены рядом факторов. Во-первых, это психологическое сопротивление медицинского персонала. Врачи и медсестры, получившие образование и опыт работы в эпоху доцифровых технологий, испытывают дискомфорт при необходимости доверять клиническим решениям алгоритмов ИИ, не понимающим удобства и сокращение времени на диагностику от их внедрения в практику. Стоит отметить, что работа по получению знаний в области ИИ, методов машинного обучения, сфер применения для врачебного и среднего медицинского персонал была начата Минздравом России на портале непрерывного медицинского образования еще в 2023 году. Практически весь врачебный персонал области прошел данное

обучение. Но в практической деятельности врачи сталкиваются с определенными трудностями, связанными с отсутствием интегрированных систем. Например, в Кемеровской области имеется центральный архив медицинских изображений Digirax, куда автоматически с серверов больниц и поликлиник вносятся рентгеновские снимки, в данной программе имеется система искусственного интеллекта, обрабатывающая рентгенограммы. Но при этом у врача-рентгенолога должен быть на АРМ отдельный компьютер с подключенным Digirax. Внося данные, врач пишет заключение в радиологической информационной системе, или РИС (она уже встроена в Digirax), а затем с другого компьютера вносит данные в систему «Ариадна», используемую для формирования медицинской карты пациента. Такой подход усложняет работу врача, заставляя его выполнять двойную работу, увеличивая время по внесению данных [7]. При этом продукт, использующий ИИ, по мнению врачей в системах лучевой диагностики позволил сократить время подготовки заключения с 27,5 часов всего до одного часа. Решение данной проблемы возможно за счет использования интегральной системы, например, совмещающей Digirax и «Ариадну». Второй кадровой причиной исследователи отмечают нехватку квалифицированных специалистов, способных внедрять и эксплуатировать технологии ИИ. В этом случае обслуживать оборудование должен специалист в области медицинской кибернетики [8].

Важной проблемой негативного или предвзятого отношения к использованию ИИ являются этические проблемы, которые выражаются в рисках при использовании самообучающихся программ ИИ, которые способны модифицировать свою деятельность в результате новых данных, в том числе полученных в процессе эксплуатации, а также трудностями в интерпретации решений, принятых ИИ, проблемах кибербезопасности,

связанных с возможностью «утечки» данных конкретного пациента и ряда других.

Внедрение новых технологий, методов диагностирования несомненно потребует и юридического обеспечения. Во-первых, в России на 2025 год отсутствует специализированное законодательство, регулирующее использование ИИ в медицине. Стоит отметить, что противоречивость правовых норм в области медицинского права даже в области взаимоотношений врача и пациента провоцирует их неоднозначное толкование, приводит к сложностям правоприменения в части обеспечения и защиты прав и интересов субъектов анализируемых правоотношений как пациентов, так и врачебного персонала [9]. Основной задачей ИИ является постановка диагноза на основе исследования клинических данных, и в этом плане с юридической точки зрения существует неопределённость в вопросах ответственности за ошибки, вызванных ИИ и ответственности за ошибки, связанные с работой ИИ, которые можно возложить как на разработчиков, медицинские учреждения или самих врачей. Стоит отметить, что в продуктах ИИ, зарегистрированных в Федеральной службе по надзору в сфере здравоохранения, имеется запись, что диагноз, поставленный ИИ, является предварительным диагнозом, окончательный диагноз является преференцией врача. Окончательно решить данный вопрос позволит разрабатываемый федеральный закон «О регулировании систем ИИ», который предусматривает требование об обязательной маркировке систем ИИ и результатов их использования [10].

Искусственный интеллект – это прежде всего технология и техническое оснащение рабочих мест медицинского персонала. Следовательно, к компьютерному оборудованию предъявляются достаточно высокие требования, так как процессор должен выполнять задачи, связанные с глубоким обучением и обработкой больших объёмов данных. В соответствии

с этим процессор должен иметь минимум 8 физических ядер и 16 потоков для работы с мощными GPU, тактовую частоту от 4,2 ГГц, обеспечивающую быструю обработку однопоточных задач, важных для процесса машинного обучения. Необходимо, для обработки больших объемов информации объём кэш-памяти от 32 МБ и оперативную память DDR5-5200. Высокие требования предъявляются разработчиками продуктов к графическим процессорам, особенно к объему видеопамяти, необходимой для обработки данных, а также к оперативной памяти, необходимой для хранения моделей и данных во время обработки, которая должна составлять от 8 до 16 ГБ для решения базовых задач и 32 – 64 ГБ для более сложных [11]. Необходимо отметить, что большинство медицинских учреждений в настоящий момент используют компьютерное оборудование имеющее более низкие характеристики, позволяющие использовать МИС типа «Ариадны», что, конечно сдерживает процессы внедрения искусственного интеллекта в практическую деятельность. В плане оснащения медицинских учреждений основной проблемой является недооснащенность вычислительной техникой и ее состояние. Эта проблема объясняется трудностью финансирования со стороны государства для государственных учреждений, при этом потребность учреждения в компьютерной технике велика в количественном плане, а для её закупки, с учетом системы торгов и ограничения финансов приходится экономить на ее качестве [12]. Реальной проблемой является обеспечение кадрами программистов отделов информационных технологий медицинских учреждений, особенно областного и городского уровней, способных оперативно решать задачи в области использования продуктов искусственного интеллекта. Необходимо отметить и быструю устареваемость компьютерного оборудования, несвоевременность его обновления, высокие финансовые затраты по внедрению программных продуктов и оценки эффективности их работы. При этом эффект от внедрения данных программных продуктов

прежде всего будет определяться сокращением времени диагностирования, разработки методов лечения с учетом персонифицированной медицины и сокращением времени лечения. Данные проблемы ведут к тому, что руководители медицинских учреждений скептически относятся к внедрению продуктов искусственного интеллекта, не видят от него экономической отдачи, полагаясь в медицинской деятельности на опыт и знания своих сотрудников.

Заключение. Как показывает практика, искусственный интеллект в области медицины является уже реальностью, о чем свидетельствует регистрация в 2025 году 48 программ по данным Минздрава России [13]. Тем не менее в практическом здравоохранении придется решить ряд задач в данной области, связанных как с внедрением современной компьютерной техники в учреждения здравоохранения, подготовкой программистов, обслуживающих данное программное обеспечение, изменение психологии и обучение практических врачей, работающих с этими продуктами, правового обеспечения их использования.

Литература/References:

1. Правительство запустит новый федпроект для развития ИИ в здравоохранении. // [Электронный ресурс] URL.: <https://vademec.ru/news/2023/11/22/pravitelstvo-zapustit-novyy-fedproekt-dlya-razvitiya-ii-v-zdravookhranenii/?ysclid=mkevlvxmon918025209>
2. Технологии искусственного интеллекта в здравоохранении: проблемы и пути решения. // [Электронный ресурс] URL.: <http://council.gov.ru/activity/activities/roundtables/166866/>
3. Мурашко М.А., Ваньков В.В., Панин А.И., Артемова О.Р., Матвиенко А.В., Гусев А.В., Васильев Ю.А., Владимирский А.В. Внедрение технологий искусственного интеллекта в здравоохранении России: итоги 2024

г. Национальное здравоохранение. 2025; 6 (3): 6–19. // [Электронный ресурс]
<https://doi.org/10.47093/2713-069X.2025.6.3.6-19>

4. Карта «Искусственный интеллект в здравоохранении России». // [Электронный ресурс] URL.: <https://webiomed.ru/blog/karta-iskusstvennyi-intellekt-v-zdravookhranении-rossii/>

5. На 50% дольше. Почему ИИ не облегчает работу врачей и пациентов в Кузбассе // [Электронный ресурс] URL.: <https://kuzbass.aif.ru/health/na-50-dolshe-pochemu-ii-ne-oblegchaet-rabotu-vrachey-i-pacientov-v-kuzbasse>

6. На 50% дольше. Почему ИИ не облегчает работу врачей и пациентов в Кузбассе. // [Электронный ресурс] URL.: <https://kuzbass.aif.ru/health/na-50-dolshe-pochemu-ii-ne-oblegchaet-rabotu-vrachey-i-pacientov-v-kuzbasse>

7. Искусственный интеллект в медицине: проблемы внедрения и риски. // [Электронный ресурс] URL.: <https://sky.pro/wiki/profession/kritika-i-ogranicheniya-ii-v-medicine/>

8. Абдрашитова, И. З. Современные проблемы правового регулирования медицинской деятельности в России / И. З. Абдрашитова. — Текст: непосредственный // Молодой ученый. — 2024. — № 42 (541). — С. 67-69. — [Электронный ресурс] URL: <https://moluch.ru/archive/541/118450>.

9. Кому принадлежат права на произведения, созданные искусственным интеллектом? // [Электронный ресурс] URL.: <https://habr.com/ru/companies/sberbank/articles/932044/>

10. Какой объём оперативной памяти рекомендуется для машинного обучения? // [Электронный ресурс] URL.: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/how-much-ram-is-recommended-for-machine-learning/>

11. Малова А.В. Проблемы внедрения и использования медицинских информационных систем. // [Электронный ресурс] URL.: <https://scienceforum.ru/2016/article/2016019653>

12. В России зарегистрировали 48 медицинских программ с искусственным интеллектом. // [Электронный ресурс] // URL.: <https://www.kommersant.ru/doc/8193048>

Секция 8

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРАКТИЧЕСКОЙ МЕДИЦИНЕ ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ПРОЦЕССЕ УПРАВЛЕНИЯ МЕДИЦИНСКОЙ ОРГАНИЗАЦИЕЙ

Друшляк И.А., Моднов И.Д.

*Государственное автономное учреждение здравоохранения «Кемеровская
городская клиническая поликлиника им. Л.И. Темерхановой»,
Россия, г. Кемерово*

Аннотация: В статье рассматриваются возможности использования современных информационных технологий для повышения качества медицинской помощи в условиях первичного звена здравоохранения. На примере ГАУЗ «Городская клиническая поликлиника №5 им. Л.И. Темерхановой» проанализированы два ключевых направления цифровой трансформации, непосредственно влияющих на качество оказания медицинской помощи: проактивное выявление пациентов групп риска на основе данных электронной медицинской карты (далее - ЭМК) и оптимизация лекарственного обеспечения и контроль фармакотерапии на базе анализа электронных рецептов. Подробно описаны алгоритмы действий, источники данных в рамках существующей инфраструктуры (ЕМИАС, система электронных рецептов с QR-кодами) и ожидаемые эффекты для управления качеством. Делается вывод о том, что внедрение данных подходов позволяет

перейти от выборочного контроля качества к сплошному мониторингу организационных процессов, минимизировать риски врачебных ошибок.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, качество медицинской помощи, управление качеством, оптимизация лекарственного обеспечения, цифровая инфраструктура, управление рисками, скоринг пациентов, текстовый анализ, первичное звено здравоохранения.

POSSIBILITIES OF USING INFORMATION TECHNOLOGY IN THE MANAGEMENT OF A MEDICAL ORGANIZATION

Drushliak I.A., Modnov I.D.

*State Autonomous Healthcare Institution "Kemerovo City Clinical Polyclinic
named after L.I. Temerkhanova", Russia, Kemerovo*

Abstract: The article discusses the possibilities of using modern information technologies to improve the quality of medical care in primary healthcare facilities. Using the example of the City Clinical Polyclinic No. 5 named after L.I. Temerkhanova, the article analyzes two key areas of digital transformation that directly affect the quality of medical care: proactive identification of patients at risk (based on EMR data) and optimization of drug provision and pharmacotherapy control (based on the analysis of electronic prescriptions). Algorithms of actions, data sources within the existing infrastructure (EMIAS, the system of electronic prescriptions with QR-codes) and expected effects for quality management are described in detail. It is concluded that the implementation of these approaches allows to move from selective quality control to continuous monitoring of clinical and organizational processes, to minimize the risks of medical errors and to increase patient safety.

Keywords: Artificial intelligence, quality of medical care, quality management, optimization of drug provision, digital infrastructure, risk

management, patient scoring, text analysis, primary healthcare.

Введение: ГАУЗ КГКП №5 является многопрофильной поликлиникой с прикрепленным населением более 94,5 тыс. человек, в структуре которой работают более 170 врачей. В учреждении внедрена ЕМИАС, действует система электронных рецептов с QR-кодами. Несмотря на наличие цифровой инфраструктуры, накопленные данные используются преимущественно в учётных целях, а не для управления. Традиционная модель управления, основанная на реактивном анализе выполненных планов, демонстрирует свою недостаточность. По результатам анализа литературных данных, в которых представлены исследования существующих форм автоматизированного контроля, выделены те, внедрение которых не несет существенных ресурсных расходов и при этом влияет на удовлетворенность пациентов медицинской помощью. Наиболее оптимальными из них являются формирование групп пациентов, состоящих на диспансерном учёте с хроническими неспецифическими инфекционными заболеваниями (далее - ХНИЗ), а также контроль фармакотерапии, проводимой пациентам, имеющим право на льготное лекарственное обеспечение.

Цель настоящей статьи - проанализировать и оценить эффективность деятельности медицинской организации вследствие внедрения и совершенствования информационных технологий в системе внутреннего контроля качества оказания медицинской помощи. Показать, как на основе уже существующей в ГАУЗ КГКП №5 инфраструктуры и доступных методов анализа данных можно вывести управленческие процессы на качественно новый уровень, перейдя от реактивной модели к предиктивному управлению.

1. Проактивное управление: формирование групп риска на основе данных ЭМК

В настоящий момент формирование групп диспансерного наблюдения осуществляется преимущественно на основании формальных критериев: возрастные группы, установленные диагнозы, данные паспортов врачебных участков. Участковые терапевты работают со списками пациентов, подлежащих диспансеризации, однако выявление пациентов с высоким риском развития осложнений происходит либо при их обращении с уже манифестировавшими симптомами, либо в ходе плановых осмотров, что часто запаздывает. Паспорт врачебного участка, хотя и содержит ценную информацию о возрасте, поле, и заболеваниях пациентов, но не позволяет в динамике отслеживать лабораторные тренды и комбинации факторов риска у конкретного пациента. Для ГАУЗ КГКП №5 пилотным направлением может стать мониторинг риска хронической болезни почек (далее - ХБП) у пациентов с сахарным диабетом и гипертонической болезнью. На диспансерном учете в ГАУЗ КГКП №5, согласно данным утвержденной формы федерального статистического наблюдения № 12, за 2025 год состоят 4 015 пациентов с сахарным диабетом и 12 961 пациент с гипертонической болезнью. С учётом известных эпидемиологических данных о высокой коморбидности этих заболеваний, оценочное число пациентов с сочетанием обоих диагнозов составляет около 3 000 человек, что формирует группу наивысшего риска развития хронической болезни почек и сердечно-сосудистых осложнений.

Постановка проблемы: Существующая система, основанная на статичных паспортах участков и реактивном обращении, приводит к неэффективному расходованию ресурсов: врач работает со сплошным списком пациентов, не выделяя тех, кто находится в группе высокого риска.

Предлагаемое решение (Практическая модель): Внедрение правилowego и статистического анализа структурированных полей ЭМК для скоринга пациентов (patient risk scoring).

Источники данных: Диагнозы по МКБ-10, данные анамнеза, результаты лабораторных и инструментальных исследований, частота обращений.

Алгоритм действий:

1. **Определение целевой патологии.** Выбирается заболевание с высоким социально-экономическим значением, где важна ранняя диагностика (например, хроническая болезнь почек (ХБП) у пациентов с диабетом и гипертонией).

2. **Формирование правил.** На основе клинических рекомендаций создаются логические цепочки. Пример правила для риска ХБП: (Диагноз E10-E14 [Сахарный диабет] ИЛИ I10-I13 [Гипертония]) И (Возраст > 50) И (Уровень креатинина в крови > [пороговое значение] ИЛИ наличие протеинурии в анамнезе) → Высокий риск.

3. **Автоматизированный скрининг.** Настроенный скрипт еженедельно проверяет обезличенную выгрузку из ЕМИАС по этим правилам.

4. **Формирование рабочих листов.** Система генерирует для участкового врача список пациентов с указанием вероятного риска и «красных флагов» (например: «Пациент Н., 58 л. СД 2 типа. Креатинин 150 мкмоль/л. Последний анализ - 01.2023. Рекомендовано: контроль креатинина, СКФ, консультация нефролога»).

Внедрение автоматического скрининга позволит не только формировать «красные флаги» по конкретным пациентам, но и **использовать паспорт врачебного участка как основу для построения динамической картины текущих рисков**, что превращает статическую отчётную форму в инструмент оперативного управления.

Ожидаемый эффект:

Управленческий: Точечное планирование нагрузок узких специалистов, приоритизация диспансерных осмотров, обоснованное планирование закупки расходных материалов для лабораторных исследований.

Клинический: Раннее выявление доклинических стадий заболеваний, персонализация диспансерного наблюдения.

KPI: Увеличение доли пациентов с целевыми патологиями, выявленными на ранней стадии.

3. Оптимизация лекарственного обеспечения и контроль фармакотерапии

В поликлинике внедрена система электронных рецептов, что существенно упростило документооборот для врачей и пациентов. За декабрь 2025 года в ГАУЗ КГКП №5 было выдано 15 223 рецепта, из них 10 276 (67,5%) - электронные. Каждый рецепт содержит QR-код, позволяющий аптечным учреждениям оперативно подтверждать назначение без дополнительных печатей и подписей. В пересчёте на годовой объём это составляет около 180 тысяч электронных рецептов, формирующих структурированный массив данных о назначениях 130 врачей поликлиники. Также функционирует мобильное приложение, через которое пациенты могут отслеживать свои назначения и получать информацию о льготном лекарственном обеспечении.

Предлагаемое решение (Практическая модель): Внедрение системы автоматизированного мониторинга фармакотерапевтических паттернов и выявления статистических аномалий на основе данных электронных рецептов и клинических диагнозов.

Источники данных: Структурированные данные выписанных рецептов (МНН, дозировка, режим приема), диагнозы по МКБ-10 из ЭМК, данные о пациенте (**Алгоритм действий:**

1. Определение целевых терапевтических областей. Выбор групп заболеваний с высокими затратами на ЛО (например, сахарный диабет 2 типа, бронхиальная астма, сердечно-сосудистые заболевания).

2. Анализ ассоциативных правил (Association Rule Mining). Алгоритм анализирует массовые данные для выявления наиболее частых и клинически обоснованных комбинаций ЛС при конкретном диагнозе. Пример вывода: «В 85% случаев диагнозу I10 (Гипертензия) сопутствует назначение ингибитора АПФ, в 60% - в комбинации с диуретиком».

3. Выявление статистических выбросов (Anomaly Detection). Система помечает назначения, отклоняющиеся от сформированных паттернов, для экспертной оценки. Пример аномалии: «Врач Иванова в 40% случаев при ГБ назначает препарат X, в то время как среднее по поликлинике - 5%. Стоимость курса препарата X на 300% выше средней».

4. Контроль безопасности. Настройка правил для автоматической проверки новых назначений на потенциально опасные дубли (назначение двух разных МНН из одной группы) и межлекарственные взаимодействия.

Для ГАУЗ КГКП №5, уже имеющей техническую базу, следующим логичным шагом является надстройка аналитического модуля. Данные из системы льготного лекарственного обеспечения могут быть интегрированы с данными ЭМК для построения фармакоэпидемиологических профилей и выявления нерациональных назначений.

Ожидаемый эффект:

Управленческий: Формирование обоснованной позиции по включению/исключению препаратов в локальный формуляр, снижение нецелевых расходов на ЛО, объективная база для образовательных мероприятий с врачами.

Клинический: Снижение рисков неблагоприятных лекарственных реакций за счет выявления нерациональных комбинаций.

КРІ: Снижение вариативности в назначении препаратов первой линии при ключевых хронических заболеваниях; снижение затрат на ЛО без ущерба для качества.

Выводы: Анализ рисков на основе данных ЭМК позволяет осуществлять активный поиск пациентов, нуждающихся во вмешательстве, увеличивая клиническую и экономическую отдачу от профилактики. Для ГАУЗ КГКП №5 это означает превращение статичного паспорта участка в динамический инструмент управления.

3. Оптимизация лекарственного обеспечения позволяет минимизировать затраты на ЛО и избежать нежелательных событий, связанных с назначением фармакотерапии. Наличие электронных рецептов с QR-кодами в ГАУЗ КГКП №5 создаёт идеальную базу для надстройки аналитического модуля.

Внедрение данных решений не требует «революции» в ИТ-инфраструктуре, а является логичным следующим шагом в цифровой трансформации управленческой деятельности поликлиники, максимально приближая ее к парадигме data-управления.

Дальнейшим развитием описанных подходов может стать создание единой внутренней аналитической платформы, объединяющей все модули и предоставляющей руководству поликлиники интерактивные дашборды для мониторинга ключевых рисков и показателей качества в режиме, близком к реальному времени.

Заключение: представленные модели не являются теоретическими. Для ГАУЗ КГКП №5 предлагаемые решения опираются на данные, уже существующие в ЕМИАС и системе электронных рецептов. Проактивное выявление рисков, контроль фармакотерапии базируются на анализе уже накопленных массивов информации. Их реализация возможна силами аналитика или ИТ-специалиста средней квалификации с использованием

открытого ПО и облачных сервисов. Ключевые условия успеха - наличие доступа к структурированным выгрузкам из ЕМИАС и, что наиболее важно, четкое формулирование медицинскими работниками ГАУЗ КГКП №5 правил и критериев для анализа. Именно врач-методист, знающий клинические рекомендации и внутренние регламенты, должен стать «переводчиком» между медицинской реальностью и языком данных, определяя, какие отклонения искать, какие риски считать критическими и какие управленческие решения принимать на основе полученных данных.

Литература/References:

1. Овчинников, Е.Н. Анализ удовлетворенности пациентов качеством оказанных услуг как эффективный механизм менеджмента в медицинской организации / Е.Н. Овчинников, А.В. Губин, И.А. Голобокова, М.В. Стогов // Гений ортопедии. – 2021. – Т. 27, № 3. – С. 345-350.
2. Cui, J. National Patient Satisfaction Survey as a Predictor for Quality of Care and Quality Improvement – Experience and Practice / J. Cui, J. Du, N. Zhang, Z. Liang // Journal of Healthcare Management. – 2025. – Vol. 70, No. 2. – P. 112-125.
3. Ибрагимов, Ш.М. Большие данные и искусственный интеллект как драйверы трансформации здравоохранения в эпоху цифровизации / Ш.М. Ибрагимов // Международный научно-исследовательский журнал. – 2023. – № 2 (128). – DOI: 10.23670/IRJ.2023.128.88.
4. Сагитова, Г.Р. Оценка удовлетворенности медицинской помощью пациентов первичного звена здравоохранения (по данным социологического опроса) / Г.Р. Сагитова, А.А. Антонова, В.М. Середа [и др.] // Общественное здоровье и здравоохранение. – 2023. – № 4. – С. 45-52.
5. Федулева, Д.А. Оценка удовлетворенности пациентов как инструмент управления качеством в организации здравоохранения / Д.А.

Федулева // III Научно-практическая конференция «Стандартизация: траектория науки», приуроченная ко Всемирному дню стандартов, Москва, 15 октября 2025 г. : сборник материалов / Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. – 2025. – № 6 (87). – С. 289-295.

6. Перепелова, О.В. Пациент-центрированность при оказании населению медицинских услуг как ценность и принцип деятельности / О.В. Перепелова, И.А. Петрова // Социология здравоохранения. – 2025. – № 3. – С. 108-116. – DOI: 10.21045/1811-0185-2025-3-108-116.

7. Барсегова, К.А. Переход к человекоцентричной модели функционирования медицинской организации / К.А. Барсегова, В.Ю. Петрова, И.Н. Сядук, Д.Н. Проценко // Информатизация здравоохранения. – 2025. – № 4. – С. 65-75. – DOI: 10.21045/1811-0185-2023-4-65-75.

8. Ли, М.В. Применение информационных технологий в оценке качества оказания медицинской помощи / М.В. Ли, А.В. Потылицын, А.В. Мартынова // Информатизация здравоохранения. – 2023. – № 4. – С. 65-75. – DOI: 10.21045/1811-0185-2023-4-65-75.

9. Оскерко, В.С. OLAP-технология в экономике и управлении / В.С. Оскерко, З.В. Пунчик // Дискуссионный блок «Информационные технологии в экономике и управлении». – Минск : Белорусский государственный экономический университет, 2023. – С. 313-318.

10. Nair, M. A comprehensive overview of barriers and strategies for AI implementation in healthcare: Mixed-method design / M. Nair, P. Svedberg, I. Larsson, J.M. Nygren // Journal of Medical Systems. – 2024. – Vol. 48, No. 3. – P. 25-38.

11. He, J. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine / J. He, S.L. Baxter, J. Xu [et al.] // Nature Medicine. – 2019. – Vol. 25, No. 1. – P. 30-36. – DOI: 10.1038/s41591-018-0307-0.

12. Bhuyan, S.S. Generative Artificial Intelligence Use in Healthcare: Opportunities for Clinical Excellence and Administrative Efficiency / S.S. Bhuyan, V. Sateesh, N. Mukul [et al.] // Journal of Medical Systems. – 2025. – Vol. 49, No. 10. – DOI: 10.1007/s10916-024-02136-1.
13. Reddy, S. Generative AI in healthcare: an implementation science informed translational path on application, integration and governance / S. Reddy // Implementation Science. – 2024. – Vol. 19. – P. 27. – DOI: 10.1186/s13012-024-01357-9.
14. Ciecierski-Holmes, T. Artificial intelligence for strengthening healthcare systems in low- and middle-income countries: a systematic scoping review / T. Ciecierski-Holmes, R. Singh, M. Axt [et al.] // npj Digital Medicine. – 2026. – Vol. 9. – P. 15. – DOI: 10.1038/s41746-026-00567-9.
15. Heumann, R.A. Diverging trajectories of trust in healthcare and on-line information seeking: what's next with LLMs / R.A. Heumann, S.R. Steinhubl // npj Digital Medicine. – 2026. – Vol. 9. – P. 22. – DOI: 10.1038/s41746-026-00572-y.

МЕДИКО-СОЦИАЛЬНЫЕ АСПЕКТЫ ПРОФИЛАКТИЧЕСКОГО ПОВЕДЕНИЯ В ОТНОШЕНИИ МЕЛАНОМЫ СРЕДИ ОБЛУЧАЮЩИХСЯ

Кислова Милена Сергеевна, Галанина Полина Юрьевна

Научный руководитель: Корбанова Татьяна Николаевна к.м.н.,
старший преподаватель кафедры общественного здоровья, организации и
экономики здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева

*Кафедра общественного здоровья, организации и
экономики здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева*

ФГБОУ ВО “Кемеровский государственный медицинский университет” Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация: в рамках данного исследования были выявлены медико-социальные аспекты профилактического поведения в отношении меланомы среди обучающихся педиатрического факультета ФГБОУ ВО «КемГМУ» Минздрава России. Выявлен значительный разрыв между высоким потенциальным риском развития меланомы среди опрошенных студентов и недостаточным уровнем их профилактического поведения. Пробелы в знаниях о самодиагностике, низкая частота самообследований и практически полное отсутствие профессионального скрининга создают опасную ситуацию для обучающихся.

Ключевые слова: меланома, студенты, профилактика, медицина, медико-социальные аспекты, диагностика.

MEDICAL AND SOCIAL ASPECTS OF PREVENTIVE BEHAVIOR IN RELATION TO MELANOMA AMONG STUDENTS

Kislova Milena Sergeevna, Galanina Polina Yurievna

Scientific adviser: Korbanova Tatiana Nikolaevna

A.D. Tkachev Department of Public

Health, Healthcare Organization, and Economics

Kemerovo State Medical University, Kemerovo, Russia

Abstract: within the framework of this study, the medical and social aspects of preventive behavior in relation to melanoma among the students were identified. A survey of 52 students of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "KemSMU" of the Ministry of Health of the Russian Federation

was conducted. A significant gap was found between the high potential risk of developing melanoma among the students surveyed and the insufficient level of their preventive behavior. Gaps in knowledge about self-diagnosis, the low frequency of self-examinations and the almost complete absence of professional screening create a dangerous situation for students.

Key words: melanoma, students, prevention, medicine, medical and social aspects, diagnosis.

Актуальность темы: Необходимо обратить внимание на заметное «омоложение» и тревожный рост заболеваемости меланомой во всем мире. Студенты представляют собой ключевую группу риска, поскольку в этом возрасте формируются устойчивые поведенческие модели, включая пренебрежение защитой от ультрафиолетовых лучей и использование солярия. Меланома — один из потенциально предотвратимых видов рака, что делает критически важной эффективную профилактику среди молодежи. Изучение медико-социальных аспектов поведения студентов в отношении профилактики меланомы необходимо для более раннего выявления заболевания.

Введение: Меланома кожи — злокачественная опухоль нейроэктодермального происхождения, развивающаяся из меланоцитов (пигментных клеток) кожи. Этот вид является наиболее агрессивным и опасным среди опухолей, который способен быстро проникать в лимфатическую систему, и тем самым метастазировать в другие органы.

Несмотря на прогресс в изучении и терапии меланомы, по данным Минздрава РФ в последние десятилетия отмечается устойчивая тенденция к «омоложению» заболеваемости меланомой, что делает молодежь новой целевой группой для профилактических вмешательств [7, с. 13].

Поэтому целью данного исследования является анализ медико-социальных аспектов профилактического поведения в отношении меланомы кожи среди студентов путем выявления уровня информированности, сложившихся поведенческих практик и социально-психологических факторов, обуславливающих отношение к солнцезащите и ранней диагностике.

Материал и методы: Исследование проводилось методом поперечного среза с помощью анонимного анкетирования 52 студентов педиатрического факультета ФГБОУ ВО «КемГМУ» Минздрава России. Анкета включала блоки: социо-демографические данные, оценка знаний о меланоме и отношение к профилактическим мерам. Также использовались научные публикации по теме исследования, статистические данные по заболеваемости и методические рекомендации по профилактике меланомы.

Эпидемиологические и медико-социальные аспекты меланомы кожи

Согласно статистике, в 2022 году в России было выявлено 91 047 новых случаев злокачественных новообразований кожи. Из этого числа 11 923 случая (14,8%) составила меланома, а 79 124 (85,2%) – другие формы рака кожи. При этом за период с 2012 по 2022 гг. заболеваемость меланомой в стране демонстрирует резкий рост, увеличившись на 45,1% [8].

Меланома чаще всего встречается у людей старшего возраста, но при этом она входит в число самых распространенных видов рака и среди молодежи.

Риск появления меланомы примерно одинаковый у мужчин и женщин, за 2023 год среднегодовой темп прироста грубого показателя заболеваемости за 10 лет составил 3,28% у мужчин и 2,61% у женщин, но есть разница в том, где именно появляется опухоль [1]. У мужчин она чаще всего возникает на спине. У женщин же меланома в большинстве случаев локализуется на ногах.

Рост заболеваемости меланомой напрямую связан с образом жизни и социальными установками населения.

Наибольшую угрозу представляет собой эпизодическое, но интенсивное пребывание на солнце. Когда люди во время кратковременного отпуска подвергают кожу ударным дозам ультрафиолета, это значительно повышает риск развития меланомы. Особенно опасно, когда такой загар приводит к солнечным ожогам. Люди со светлой кожей (I–II фототип) более подвержены возникновению меланомы, это связано с тем, что в светлой коже содержится более низкий уровень меланина, который защищает от ультрафиолетового излучения. Солнечные ожоги в детском и подростковом возрасте увеличивают вероятность заболевания в будущем. Искусственный загар в соляриях признан ВОЗ одним из самых опасных канцерогенных факторов. Несмотря на это, процедура остается особенно популярной среди молодежи. Искусственный загар в солярии напрямую связан с высокими показателями заболеваемости меланомой в данной возрастной группе.

Авторы статьи американского онкологического общества «Факты и цифры о раке в 2023 году» заметили необычную закономерность: люди с высоким доходом и образованием болеют меланомой чаще. Это связано с особенностью отдыха, т.к. благодаря финансовым возможностям группа населения регулярно отдыхает в солнечных странах. Такой отдых предполагает кратковременное, но очень интенсивное воздействие ультрафиолета на кожу, что увеличивает риск появления заболевания.

Основной проблемой в профилактике меланомы остается несоответствие между теоретическими знаниями о рисках и их практическим применением в повседневной жизни. Например, правило ABCDE для самодиагностики остается малоизвестным среди населения, или же пренебрежение защитой от солнца — многие понимают риск ультрафиолета, но не используют солнцезащитные средства и не избегают солнца в пиковые часы.

Семейный анамнез играет важную роль в развитии меланомы, так как указывает на генетическую предрасположенность к заболеванию.

Так практически 3-15% случаев всех злокачественных меланом являются семейными случаями, также у части людей отмечается зародышевая мутация в гене, предрасполагающем к меланоме [11].

Так как основным фактором риска при меланоме является воздействие ультрафиолетового излучения, первичная профилактика будет направлена на его минимизацию.

Для этого следует придерживаться таким рекомендациям как:

- Ношение закрытой одежды и использование защитных аксессуаров (шляпы с широкими полями, солнцезащитные очки);
- Использование солнцезащитного средства широкого спектра действия, такие средства обеспечивают защиту от двух типов ультрафиолетовых лучей (UVA и UVB);
- Нанесение солнцезащитных средств с фактором защиты 30(SPF) и выше за 30 минут до выхода на улицу. Средством нужно пользоваться не только в солнечную погоду, но и в пасмурные дни и зимнее время года;
- По возможности не находится на солнце с 10 утра до 4 вечера, так как в это время солнечные лучи наиболее активны;
- Отказ от солярия.

Придерживаясь данным рекомендациям, можно значительно снизить риск возникновения меланомы [4].

Вторичная профилактика направлена на раннее выявление меланомы.

Первые признаки меланомы можно выявить самостоятельно, для этого раз в месяц следует проводить самостоятельный осмотр кожи на наличие новых или изменившихся пятен или родинок, при осмотре следует изучить все тело, в том числе уши, кожу головы, шею, спину и ягодицы, также нужно уделить

внимание осмотру ладоней, груди и подмышек, подошвы ног и межпальцевых промежутков [2].

Для того чтобы человек понимал, какие признаки ему нужно искать была разработана система ABCDE, которая помогает отличить обычную родинку (невус) от меланомы.

Система ABCDE включает в себя 5 признаков:

1.A (asymmetry) - асимметрия родинки, когда одна половинка не соответствует другой.

2.B (border irregularity) - неровность края, когда границы родинки неровные, зазубренные, нечеткие.

3.C (color) - изменение цвета, когда разные части родинки имеют неодинаковый цвет, особенно опасно присутствие темных оттенков.

4.D (diameter) - изменение диаметра, когда диаметр родинки более 6 мм.

5.E (elevation and/or evolution) - возвышение над уровнем кожи и/или любое изменение родинки, произошедшее за последнее время (минимум на протяжении 2 месяцев).

Если признаки совпадают, то следует обратиться к врачу-дерматологу для подтверждения или исключения заболевания [6].

Современная молодежь привыкла искать решения своих проблем, в том числе медицинских, в интернете. На данный момент существуют мобильные приложения для оценки родинок, позволяющих проводить первичный анализ кожных новообразований. Выделяют следующие категории:

- Приложения для самообследования и ведения дневника кожи: они помогают пользователю отслеживать изменения родинок по фотографии (оценивают по системе ABCDE) и напоминают о регулярных проверках. Примеры приложений: Miiskin, UMSkinCheck.

- Приложения с функцией теледерматологии: например, платформа SkinVision не только предоставляет инструменты для анализа, но и позволяет отправить фотографию и данные врачу-дерматологу для получения профессиональной консультации в удаленном режиме [5].

Мобильные приложения для оценки родинок обладают значительным потенциалом для профилактики и формирования ответственного поведения среди студентов. Однако их роль должна быть четко определена: это инструмент для профилактики и самообразования, поэтому стоит не забывать проходить регулярный осмотр у дерматолога для изучения кожных образований с помощью дерматоскопии. Данный метод исследования помогает выявить признаки меланомы на ранней стадии, что гарантирует высочайший шанс на выздоровление [3, с. 472].

Студенческая молодежь в России представляет собой важную целевую группу для профилактики меланомы. Их уязвимость обусловлена специфическим сочетанием поведенческих, социально-экономических факторов.

Медико-биологические и социально-психологические особенности, объясняющие уязвимость студенческой молодежи:

- Накопление ультрафиолетовых повреждений из-за условий изменчивого климата: для регионов России характерна отложенная инсоляция, которая объясняется отсутствием привычки к постоянной защите от солнца в течение года, частое и бесконтрольное пребывание на солнце во время летнего сезона, что может приводить к высокому риску солнечных ожогов [9, с. 130].
- Фототип кожи: большая часть населения России имеет I и II фототипы кожи, которые более чувствительны к УФ-излучению и подверженные риску меланомы [10, с. 9].

- Пренебрежение профилактикой в условиях самостоятельности: после поступления многие студенты переезжают в другой город и забота о здоровье, ранее лежавшая на семье и системе школьной медицины, становится личной и чаще всего уходит на второй план.
- Бьюти-тренды и контент в интернете: происходит активная пропаганда загара, как признак успешной жизни, что сильно влияет на молодежь.

Основными причинами подверженности студентов являются климат, создающий нерегулярную, но интенсивную инсоляцию и культ загара в соцсетях. Эффективная профилактика должна быть направлена на решение данных проблем.

Результаты исследования:

Проведен анализ результатов опроса 52 респондентов, преимущественно женщин (88,5%) (рис. 1) молодого возраста 20-25 лет, был выявлен большой потенциальный риск развития меланомы в этой группе (рис. 2).

Ваш пол:
52 ответа

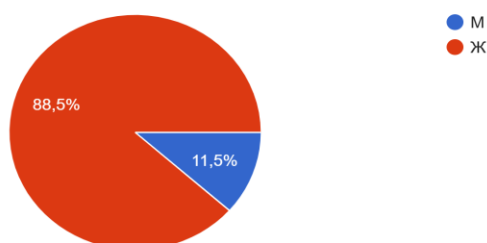


Рис. 1 – Распределение анкетированных по полу, (в %)

Ваш возраст
52 ответа

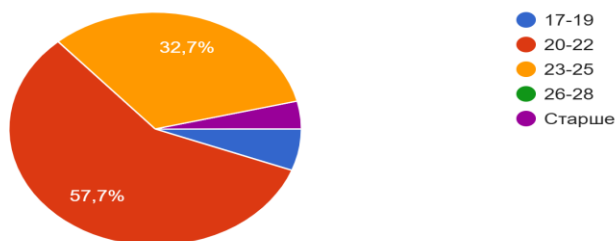


Рис. 2 – Распределение анкетированных по возрасту, (в %)

Большая часть опрошенных (73,1%) имеют повышенную чувствительность к солнцу (I-III фототипы) (рис. 3), а почти треть (30,8%) являются обладателями крупных и подозрительных родинок (рис. 4). Дополнительно было выяснено, что 5,8% опрошенных указали на семейный анамнез рака кожи, что в совокупности создает потенциальный риск для здоровья кожи (рис. 5).

Определите ваш фототип кожи (реакция на первое летнее солнце):
52 ответа

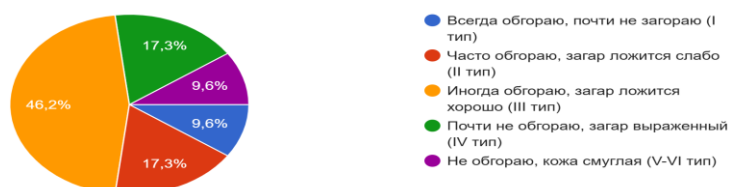


Рис. 3 – Распределение анкетированных по фототипу кожи, (в %)

Есть ли у вас крупные родинки (более 5 мм), родинки неправильной формы или разного цвета?
52 ответа

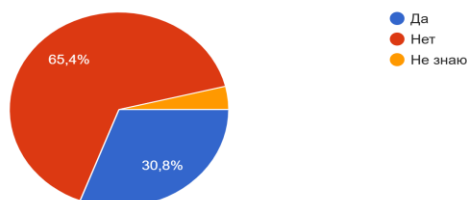


Рис. 4 – Распределение анкетированных по наличию видоизмененных родинок, (в %)

Был у вас или ваших ближайших родственников (родители, дети, братья/ сестры) рак кожи или меланома?
52 ответа

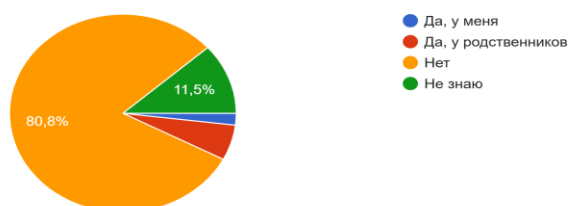


Рис. 5 – Распределение анкетированных по наличию в семейном анамнезе меланомы, (в %)

Несмотря на выявленные риски, уровень знаний о методах самодиагностики крайне низок: половина респондентов (50%) не знакомы с правилом ABCDE для оценки родинок, а 36,5% знают о нем лишь поверхностно (рис. 6).

Знакомо ли вам правило «ABCDE» для оценки родинок?
52 ответа

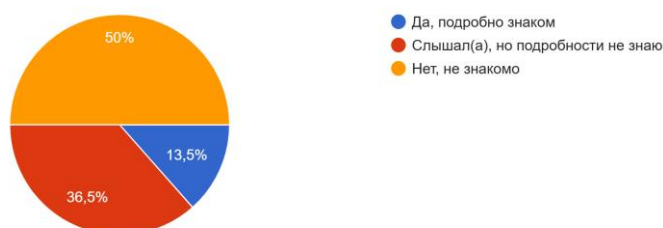


Рис. 6 – Распределение анкетированных по уровню информированности о правиле ABCDE, (в %)

Это незнание напрямую связано с недостаточной регулярностью самообследования: 11% опрошенных никогда не проводят осмотр своих родинок, а более половины делают это периодически или уже при заметных изменениях (рис. 7).

Как часто вы самостоятельно осматриваете свои родинки?
52 ответа

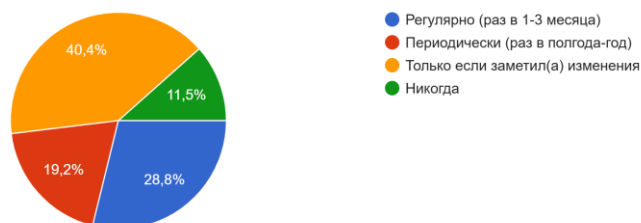


Рис. 7 – Распределение анкетированных по регулярности проведения самодиагностики, (в %)

Наиболее тревожным результатом оказался крайне низкий уровень профессиональных осмотров: большая часть респондентов (71,2%) никогда не обращались к дерматологу для профилактического осмотра родинок (рис. 8). Мотивацией к посещению специалиста становятся преимущественно рекомендация врача (76,9%) или бесплатные скрининговые акции (44,2%), в то время как собственная инициатива или регулярная профилактика практически полностью отсутствует (рис. 9). При этом, несмотря на общее использование солнцезащитных средств, по результатам опроса было выявлено, что почти 12% опрошенных полностью игнорируют защиту от солнца (рис. 10).

Когда вы последний раз обращались к дерматологу для осмотра родинок?
52 ответа

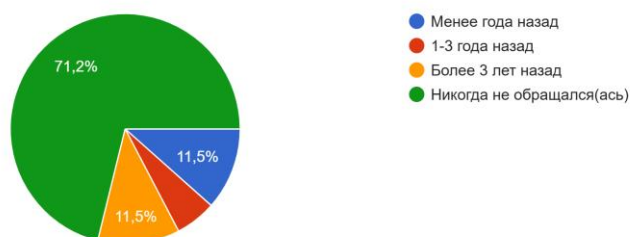


Рис. 8. – Распределение анкетированных по частоте обращения к дерматологу, (в %)

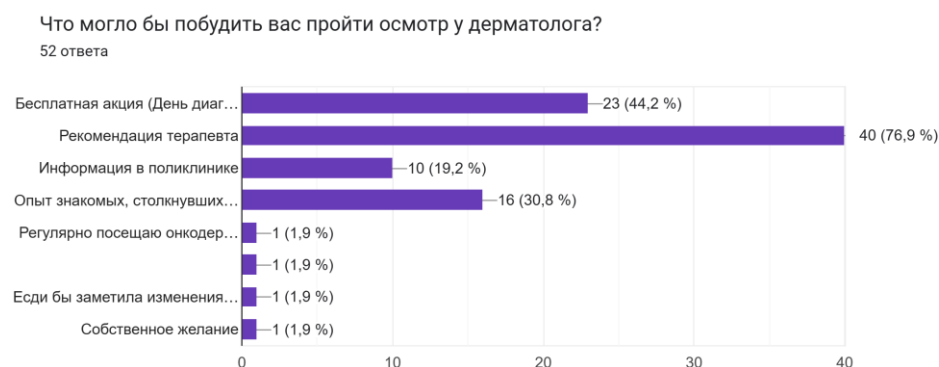


Рис. 9. – Распределение анкетированных по мотивации посещения дерматолога, (в %)

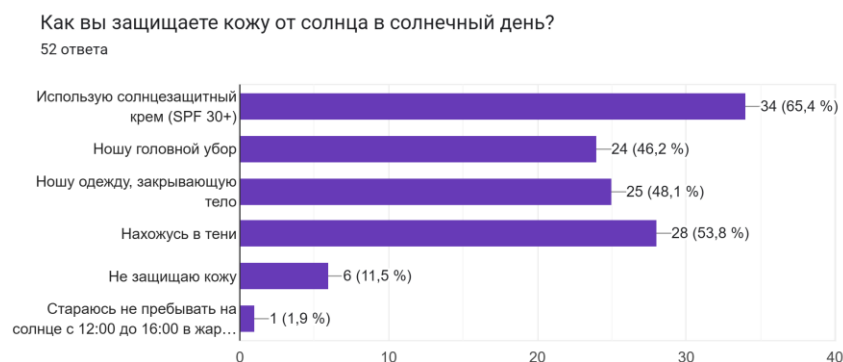


Рис. 10. – Распределение анкетированных по методам защиты кожи от солнца, (в %)

По результатам анкетирования был выявлен значительный разрыв между высоким потенциальным риском развития меланомы среди опрошенных студентов и недостаточным уровнем их профилактического поведения.

Пробелы в знаниях о самодиагностике, низкая частота самообследований и практически полное отсутствие профессионального скрининга создают опасную ситуацию для студентов.

Для решения этой ситуации нужно применять комплексные меры: активные образовательные программы, повышающие осведомленность о

рисках и методах самоконтроля, а также организация доступных и стимулирующих акций по профессиональному осмотру кожи.

Литература/References:

1. Ассоциация специалистов по проблемам меланомы, Ассоциация онкологов России, Российское общество детских онкологов и гематологов, Общероссийская общественная организация «Российское общество клинической онкологии» Меланома кожи и слизистых оболочек, 2025 г. (одобreno НПС МЗ РФ). [Электронный ресурс] // Официальный сайт algom.-2025.- URL: [https://algom.ru/post/nkr00921-Melanoma_kozhi_i_slizistih_obolochek__2025_g__\(odobreno_NPS_MZ_RF\)?lang=rus#section_7](https://algom.ru/post/nkr00921-Melanoma_kozhi_i_slizistih_obolochek__2025_g__(odobreno_NPS_MZ_RF)?lang=rus#section_7)
2. Find skin cancer: How to perform a skin self-exam. [Электронный ресурс] // Официальный сайт aad.-2025.-URL: <https://www.aad.org/public/diseases/skin-cancer/find/check-skin>
3. Jones O. T., Matin R. N., van der Schaar M. Artificial intelligence and machine learning algorithms for early detection of skin cancer in community and primary care settings: a systematic review // The Lancet Digital Health. - 2022. Том 4. - №6. - С. e472. - URL: [https://www.sci-hub.ru/10.1016/s2589-7500\(22\)00023-1](https://www.sci-hub.ru/10.1016/s2589-7500(22)00023-1)
4. Melanoma Risk Factors, Causes & Prevention. Электронный ресурс] // Официальный сайт mskcc.-2025.- URL: <https://www.mskcc.org/cancer-care/types/melanoma/risk-factors-prevention>
5. SkinVision: How It Works [Электронный ресурс] // Официальный сайт SkinVision. - 2024. - URL: <https://www.skinvision.com/how-it-works/>
6. Заболеваемость меланомой увеличивается среди молодых людей. Советы по профилактике меланомы | Госпиталь Сант Жоан де Деу Барселона.

[Электронный ресурс] // Официальный сайт sjdhospitalbarcelona.-2018.-URL: <https://www.sjdhospitalbarcelona.org/ru/news/zabolevaemost-melanomoy-uvlichivaetsya-sredi-molodykh-lyudey-sovety-po-profilaktike-melanomy>

7. Злокачественные новообразования в России в 2022 году (заболеваемость и смертность) / под ред. А. Д. Каприна, В. В. Старинского, А. О. Шахзадовой. – Москва : МНИОИ им. П. А. Герцена – филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России - 2023. - С. 13. - URL: https://oms66.ru/upload/iblock/52d/6u9uo6ajmjooxfl8m738lck2qzog7lza/zno_2022.pdf

8. Н.П. Малишевская, А.В. Соколова, В.В. Петкау, Л.В. Демидов, В.А. Игликов Современное состояние заболеваемости и диагностики меланомы и других злокачественных новообразований кожи в Российской Федерации и Уральском федеральном округе [Электронный ресурс] // Официальный сайт Umedp. - 2024. - URL: https://umedp.ru/articles/sovremennoe_sostoyanie_zabolevaemosti_i_dagnostiki_melanomy_i_drugikh_zlokachestvennykh_novoobrazov.html

9. Меланома кожи и слизистых оболочек. Клинические рекомендации / Российское общество клинической онкологии. - 2023. - С. 130. - URL: https://oncology-association.ru/wp-content/uploads/2023/11/melanoma_kozhi_i_slizistyh_obolochek_2023.pdf

10. Меланома кожи и слизистых оболочек. Клинические рекомендации / Российское общество клинической онкологии. - 2023. - С. 9 - URL: https://oncology-association.ru/wp-content/uploads/2023/11/melanoma_kozhi_i_slizistyh_obolochek_2023.pdf

11. Семейная меланома: наследственность, солнечный свет и многообразие генетических факторов. [Электронный ресурс] // Официальный сайт evogenlab.-2025.- URL: <https://evogenlab.ru/news/3549/>

ОПЫТ КУЗБАССА В УПРАВЛЕНИИ МЕДИЦИНСКОЙ ПОМОЩЬЮ: ОРГАНИЗАЦИЯ ВЫЯВЛЕНИЯ КОГНИТИВНЫХ НАРУШЕНИЙ У ЛИЦ СТАРШЕ 60 ЛЕТ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Царик Г.Н., Воронина Е.А., Корбанова Т.Н.

Царик Галина Николаевна – д.м.н., профессор, заведующая кафедрой

Воронина Елена Анатольевна – д.м.н., профессор

Корбанова Татьяна Николаевна – к.м.н., старший преподаватель кафедры

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А.Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация.

Современное здравоохранение переживает этап фундаментальной трансформации, обусловленной стремительным развитием цифровых технологий.

Правительством Российской Федерации уделяется значительное внимание повышению продолжительности жизни населения, которая должна сопровождаться повышением ее качества, в связи с чем в Кемеровской области – Кузбассе внедрен пилотный проект статистического сбора информации о пациентах с когнитивными расстройствами старше 60 лет и закреплён приказом Минздрава Кузбасса № 1246 от 19.08.2024. Информация фиксируется в электронной медицинской системе Кузбасса «Ариадна», формируется электронная база пациентов в ГАУЗ КОМИАЦ им. Р.М. Зельковича.

В целях удобства работы врачей в информационной медицинской системе Кузбасса «Ариадна» с 2024 года организован и внедрен автоматический расчет баллов для пациентов при проведении тестов Mini-Cog и MMSE специалистами, а также ведется учет пациентов Кузбасса с когнитивными расстройствами.

Проведено исследование 468 граждан Кузбасса в возрасте 60 лет и старше, нарушение когнитивных функций на первом этапе выявлено у 135 человек (3 балла и менее) и составило 27,3% от всего числа обследованных.

Ключевые слова: когнитивный дефицит, цифровизация здравоохранения, база данных пациентов с когнитивными расстройствами, тесты Mini-Cog, шкала MMSE

**KUZBASS EXPERIENCE IN MANAGING MEDICAL CARE:
ORGANIZING THE DETECTION OF COGNITIVE DISORDERS IN
PEOPLE OVER 60 USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND DIGITAL
TECHNOLOGIES**

Tsarik G.N., Voronina E.A., Korbanova T.N.

Tsarik Galina Nikolaevna – Head Department of Public Health, doctor of Medical Sciences, professor

Voronina Elena Anatolyevna – Doctor of Medical Sciences, professor

Korbanova Tatyana Nikolaevna – Senior Lecturer of the Department of Public Health, candidate of Medical Sciences

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A.D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. Modern healthcare is undergoing a fundamental transformation due to the rapid development of digital technologies.

The Government of the Russian Federation pays significant attention to increasing the life expectancy of the population, which should be accompanied by an increase in its quality. In this regard, the Kemerovo Region-Kuzbass has implemented a pilot project for collecting statistical information on patients with cognitive disorders over the age of 60, which was approved by Order No. 1246 of the Ministry of Health of the Kemerovo Region dated August 19, 2024. The information is recorded in the Ariadna electronic medical system of the Kuzbass region, and an electronic database of patients is created at the R.M. Zelkovich Kuzbass Regional Medical Center.

In order to make it easier for doctors to work in the Ariadna medical information system in Kuzbass, an automatic calculation of scores for patients has been organized and implemented since 2024, and patients with cognitive disorders in Kuzbass are being recorded. A study was conducted on 468 citizens of Kuzbass aged 60 years and older, and cognitive impairment was detected in 135 people (3 points or less) at the first stage, accounting for 27.3% of the total number of participants.

Keywords: cognitive deficit, digitalization of healthcare, database of patients with cognitive disorders, Mini-Cog tests, MMSE scale

Введение

Цифровизация медицины направлена на повышение доступности, качества и эффективности медицинской помощи, оптимизацию управления ресурсами и персонализацию лечения.

Цифровая трансформация здравоохранения представляет собой процесс перестройки отрасли на основе интеграции цифровых технологий, формируя

модель «медицины 4.0», характеризующуюся предиктивностью, персонализацией и превентивностью [2].

В России этот процесс регламентирован государственными программами, такими как «Цифровая экономика» и федеральный проект «Создание единого цифрового контура в здравоохранении на основе ЕГИСЗ».

Правовую основу процесса цифровизации в России составляют несколько ключевых документов. Прежде всего, это Федеральный закон №323-ФЗ «Об основах охраны здоровья граждан», который определяет правовые основы использования телемедицинских технологий (ст. 36.2). Детализация этих норм содержится в приказах Минздрава России: № 965н «Об утверждении Порядка организации и оказания медицинской помощи с применением телемедицинских технологий» и № 971н, который регламентирует электронный документооборот в здравоохранении [5, 6].

На региональном уровне (включая Кузбасс) процесс регламентируется постановлениями Правительства области, приказами Министерства здравоохранения Кузбасса и региональными программами.

Кемеровская область – Кузбасс демонстрирует активную работу по интеграции цифровых решений в здравоохранение. Ключевым направлением стало внедрение Единой государственной информационной системы в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ) и электронных медицинских карт (далее – ЭМК). Все медицинские организации региона подключены к системе, что позволило упростить запись к врачу через портал «Госуслуги» и значительно снизить нагрузку на регистратуры [10].

Электронная медицинская карта является цифровым аналогом медицинской документации с новыми возможностями: централизация данных, поддержка принятия врачебных решений (CDSS) и аналитическая функция. В России технологическим ядром является Единая государственная информационная система в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ), обеспечивающая

интеграцию региональных сегментов в единое информационное пространство [6].

Большие данные и искусственный интеллект (ИИ) формируют основу для перехода к предиктивной медицине. Алгоритмы машинного обучения используются для прогнозирования заболеваний и подбора персонализированной терапии [7]. Сеть взаимосвязанных медицинских устройств (Интернет медицинских вещей (IoMT)) обеспечивает непрерывный мониторинг состояния пациентов с помощью умных сенсоров и индивидуальных устройств, а также способствует созданию «умной больницы» [9].

В России практически не ведется статистика пациентов с когнитивными заболеваниями, что обусловлено методологическими сложностями определения показателей заболеваемости пациентов с недементными когнитивными расстройствами пожилых и распространенности их в популяции, отсутствием статистических утвержденных форм сбора информации на федеральном уровне.

В настоящее время искусственный интеллект (ИИ) представляет собой мощный инструмент в медицинской диагностике, и его использование в области нейродегенеративных заболеваний стремительно расширяется. В диагностике мнестических нарушений и деменции ИИ может использоваться для анализа больших объемов данных, выявления паттернов и прогнозирования развития заболевания. Применение ИИ открывает и новые возможности для диагностики и мониторинга когнитивных нарушений, обеспечивая своевременную и довольно точную оценку когнитивных функций. ИИ способен обрабатывать огромное количество снимков, полученных с помощью МРТ-диагностики головного мозга, выявляя изменения в структуре и функциях, которые могут указывать на ранние признаки деменции. Например, алгоритмы глубокого обучения могут с

высокой точностью определять уменьшение объема гиппокампа (его атрофические изменения, а также атрофию субрегионов, миндалевидного комплекса, хвостатого ядра и др.) – один из ключевых маркеров болезни Альцгеймера [12].

На ранних стадиях пациенты могут получать более эффективную помощь, включая медикаментозную терапию и когнитивную реабилитацию, что способствует улучшению качества жизни и замедлению прогрессирования заболевания [12].

Своевременное выявление когнитивных нарушений на ранних стадиях имеет огромный потенциал для улучшения качества жизни пациентов с нарушениями когнитивных функций, открывая новые возможности в оказании им медицинских услуг, в том числе с использованием технологий медицинской реабилитации.

Цель исследования: Оптимизация своевременного выявления когнитивных расстройств у граждан Кемеровской области – Кузбасса с использованием цифровых технологий и формированием базы данных для своевременного назначения терапии и медицинской реабилитации.

Задачи исследования:

1. Сформировать методику выявления пациентов с когнитивным дефицитом в Кемеровской области – Кузбассе с созданием базы данных этих пациентов в информационной медицинской системе Кузбасса «Ариадна»;
2. Организовать своевременное выявление пациентов с когнитивными нарушениями с разработкой автоматического расчета баллов при проведении тестов Mini-Cog, MMSE и введении их в медицинскую карту пациента врачами медицинских организаций Кузбасса;
3. Внедрить автоматическое формирование направлений при критически низкой сумме баллов тестов Mini-Cog к неврологу или психологу для дальнейшей маршрутизации пациентов с когнитивными расстройствами

с целью своевременного лечения и проведения медицинской реабилитации в медицинских организациях.

Объект исследования: граждане Кемеровской области – Кузбасса в возрасте 60 лет и старше; информационная система Кузбасса для пациентов с когнитивными расстройствами

Материалы и методы:

Проведен анализ научной литературы, составлены базы данных 468 человек в возрасте 60 лет и старше с когнитивными нарушениями. Использовались методы: непосредственное наблюдение, аналитический, статистический, разработка и внедрение информационных технологий.

По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ) к 2030 году предполагается увеличение числа пациентов, страдающих деменцией, почти в два раза (до 82 млн.) и до 152 миллионов к 2050 году [1, 3, 11].

Предполагается, что число пациентов с недементными когнитивными расстройствами еще более велико, однако определение показателей заболеваемости и распространенности их в популяции пожилых сопряжено с методологическими сложностями. По данным литературы распространенность умеренного когнитивного расстройства (УКР) среди лиц в возрасте 60 лет и старше составляет от 10 до 36,7% [3, 13].

Особенности кодирования заболеваний или состояний по Международной статистической классификации болезней и проблем, связанных со здоровьем заключаются в том, что они могут осуществляться по классам VI «Болезни нервной системы» (G), V «Психические расстройства и расстройства поведения» (F) и IX «Болезни системы кровообращения» [1]. Установление кода определяется ведущим заболеванием с указанием сопутствующей патологии [3].

Классификация когнитивных расстройств обычно осуществляется по нозологическому принципу. В клинической практике устоялось разделение КР

по тяжести на синдром умеренных когнитивных расстройств (УКР) и деменцию, хотя в последние годы значительное внимание в исследовательской работе уделяется так называемым предумышленным КР – субъективному и легкому когнитивному снижению [3].

В МКБ-10 в рубрике психических заболеваний УКР шифруются как Легкое когнитивное расстройство F06.7. В МКБ-11 [3, 4, 11] планируется помимо деменции выделять «умеренное нейрокогнитивное расстройство» (англ. «mild cognitive impairment») [13].

В диагностических критериях ВОЗ перечисляются 7 основных признаков, необходимых для постановки диагноза УКР:

1. Наличие незначительных нарушений в одной или нескольких когнитивных сферах, таких как внимание, управляющие функции, речь, память, перцептивно-моторные способности (гнозис, праксис), социальное познание, с учетом ожидаемых возрастных изменений и общего исходного уровня нейрокогнитивного функционирования.

2. Нарушение представляет собой снижение в сравнении с исходным уровнем когнитивного функционирования.

3. Нейрокогнитивные нарушения не оказывают существенного влияния на общее функционирование человека.

4. Имеются объективные доказательства когнитивного снижения (по сведениям от других лиц, по результатам нейропсихологического тестирования или клинической оценки).

5. Нейрокогнитивные нарушения не связаны с обычным процессом старения.

6. Этиология может быть различной или неопределенной (заболевания нервной системы, другие заболевания, оказывающие влияние на мозг, травмы, инфекции, дефицит питательных веществ и т.п.).

7. Симптомы не должны в большей мере объясняться другим нейрокогнитивным расстройством, состоянием интоксикации или отмены ПАВ или психическим расстройством из других разделов (напр., Шизофрения и другие первичные психотические расстройства, Аффективные расстройства, Диссоциативные расстройства, Посттравматическое стрессовое расстройство, Синдром дефицита внимания с гиперактивностью) [3].

В Москве в рамках очередной Междисциплинарной Конференции «Вейновские Чтения» ведущие эксперты обсудили актуальные вопросы неврологии и психиатрии: представили данные последних клинических исследований, открытия и инновационные разработки в области диагностики и терапии, был представлен антидементный план.

Антидементный план включает рассмотрение таких вопросов, как включение когнитивного здоровья и профилактики деменции в список национальных приоритетов здравоохранения, формирование нормативно-правовой базы для создания условий реализации программы, валидация скрининговых шкал для оценки когнитивных функций и внедрение их в практику, разработка маршрутизации и порядка оказания медицинской помощи пациентам с когнитивными расстройствами; создание регистра больных с когнитивными нарушениями, разработка IT решений для формирования единого информационного пространства вокруг пути пациента и интеграция в единый цифровой контур в здравоохранении, проведение научных исследований по вопросам эпидемиологии, профилактики, ранней диагностики и лечения недементных когнитивных расстройств и деменции, проведение научных исследований, включая клинические, экспериментальные (*in vivo*, *in vitro*) и трансляционные исследования [1].

ИИ может применяться и для анализа результатов когнитивных тестов. Скрининговые шкалы, такие как MMSE (Mini-Mental State Examination) MoCA (Montreal Cognitive Assessment), Mini-Cog (Mini-Cognitive test), могут быть

усовершенствованы алгоритмами и моделями ИИ, которые способны более точно оценивать результаты и предсказывать дальнейшее развитие когнитивных нарушений. Кроме того, существуют и цифровые платформы, которые позволяют проводить тестирование на дому, автоматически обрабатывая и анализируя полученные данные.

ИИ способен анализировать «речевые паттерны» пациентов, выявляя возможные изменения, которые могут быть ранними признаками когнитивных нарушений. Например, изменение темпа речи, частота пауз или ошибки в построении предложений могут указывать на начальные стадии нарушений и изменений когнитивных функций. Используя множество данных из электронных медицинских карт, ИИ способен создавать алгоритмы и модели, прогнозирующие вероятность развития когнитивных нарушений у пациента. Такие модели учитывают множество факторов, включая возраст, генетическую предрасположенность, наличие сопутствующих заболеваний в анамнезе и другие параметры. Преимуществами использования ИИ в медицинской практике являются точность и скорость диагностики: ИИ может анализировать большие объемы данных за короткое время, предоставляя достаточно точные результаты и выявляя нарушения на ранних стадиях, персонализированный подход [12].

ИИ позволяет учитывать индивидуальные особенности пациента, что повышает точность диагностики и эффективность лечения, доступность диагностики: благодаря цифровым платформам и мобильным приложениям, доступным на базе ИИ, раннее выявление когнитивных нарушений становится возможным для пациентов, которые по различным причинам не могут регулярно посещать медицинские организации.

В ближайшем будущем ожидается расширение использования ИИ в диагностике когнитивных расстройств, включая разработку более сложных моделей и алгоритмов, которые смогут не только диагностировать, но и

предсказывать эффективность различных методов лечения. Это позволит сделать медицинскую помощь более персонализированной, улучшив качество жизни большинства пожилых людей.

Использование ИИ в раннем выявлении когнитивных нарушений у лиц пожилого и старческого возраста открывает новые возможности в медицине. Точные и своевременные диагностические инструменты на базе ИИ могут значительно улучшить качество жизни пациентов и дать им шанс на более долгое и активное долголетие. С учетом продолжающегося старения населения, развитие и внедрение таких технологий становится все более актуальным [12].

Внедрению цифровых технологий в сфере здравоохранения Кузбасса препятствует ряд особенностей. Одной из ключевых проблем выступает нехватка квалифицированных кадров – ощущается острый дефицит IT-специалистов, способных обслуживать сложные медицинские информационные системы. Также процессу препятствует внутреннее сопротивление переменам: часть медицинских работников проявляет консерватизм, что затрудняет внедрение новых технологий и требует постоянной работы по обучению персонала. сохраняются серьезные угрозы кибербезопасности, а значит, защита конфиденциальных данных пациентов продолжает оставаться критически важной и сложной задачей.

Изучив проблематику, связанную со сложностями выявления, организации помощи пациентам с когнитивным дефицитом, было принято решение об организации своевременного выявления и учета пациентов с когнитивными расстройствами, создание маршрутизации для данной группы населения, включая первичную сеть, специализированный осмотр неврологом и при необходимости проведение консультации психологом и психиатром в Кемеровской области – Кузбассе.

Результаты и их обсуждение:

В целях реализации Указа Президента РФ от 07.05.2024 №309 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года» по увеличению ожидаемой продолжительности жизни до 78 лет к 2030 году и до 81 года к 2036 году, в том числе опережающий рост показателей ожидаемой продолжительности здоровой жизни, в Кемеровской области – Кузбассе разработан пилотный проект по организации выявления и статистического учета лиц с когнитивными нарушениями старше 60 лет.

С целью статистического учета и дальнейшего наблюдения пациентов для оценки динамики состояния был разработан приказ Министерства здравоохранения Кузбасса № 1246 от 19.08.2024 «О реализации пилотного проекта «Организация своевременного выявления и учета когнитивных расстройств у лиц старше 60 лет» в медицинских организациях Кемеровской области – Кузбасса».

В соответствии с приказом Минздрава Кузбасса № 1246 от 19.08.2024 в информационной медицинской системе представлен функционал для автоматического расчета баллов по шкалам Mini-Cog, MMSE.

С целью повышения качества оказания медицинской помощи и качества жизни пациентов доработана медицинская информационная система «Ариадна» для удобства проведения тестов Mini-Cog и MMSE.

Приказом определены медицинские организации, участвующие в проекте (ГАУЗ «Кемеровская городская больница №4»; ГАУЗ «Кузбасский клинический госпиталь для ветеранов войн» (г. Топки); порядок проведения тестов Mini-Cog и MMSE и дальнейшая маршрутизация пациентов с консультированием при необходимости в областных центрах (консультативная поликлиника ГАУЗ «Кузбасская областная клиническая больница имени С.В. Беляева», поликлиника ГБУЗ «Кузбасская клиническая

психиатрическая больница») для уточнения диагноза и назначения своевременной терапии.

Также функционал внедрен в ГБУЗ «Кузбасский клинический кардиологический диспансер имени академика Л.С. Барбараша» г. Кемерово.

Для удобства работы фельдшеров, терапевтов и неврологов в МИС «Ариадна» доработана программа с автоматическим расчетом баллов при проведении тестов Mini-Cog и MMSE, представлено на рисунках 1 и 2.

The screenshot displays the 'Ариадна' medical information system interface. On the left is a sidebar with a tree view of medical tests, including 'Мини-Ког' (Mini-Cog) and 'Мини-Мем-Ког' (Mini-Mem-Cog). The main panel shows the 'Мини-Ког' test results for a patient aged 60 years. It includes fields for 'Воспроизведение слов' (Word recall) and 'Рисование часов' (Clock drawing). The right panel contains a 'Расчет' (Calculation) button and a 'Рекомендации' (Recommendations) section. The 'Рекомендации' section includes a 'Мини-Ког' test result and a 'Мини-Мем-Ког' test result, both with 'Расчет' buttons.

Рис.1 – функционал для автоматического расчета баллов по шкалам Mini-Cog в информационной медицинской системе Кузбасса «Ариадна»

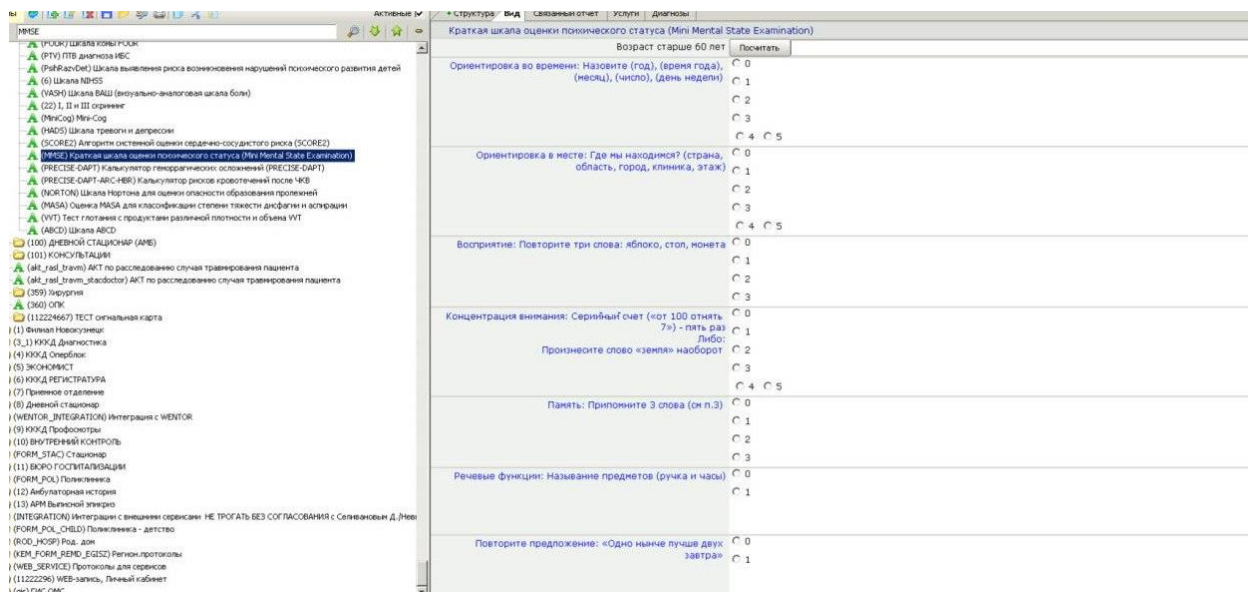


Рис.2 – функционал для автоматического расчета баллов по шкалам MMSE в информационной медицинской системе Кузбасса «Ариадна»

Разработана отчетная форма учета когнитивных расстройств у лиц старше 60 лет в медицинских организациях Кемеровской области – Кузбасса, ведется база данных пациентов с указанием ФИО, пола, возраста, основного и сопутствующего диагнозов и оценкой результатов шкалы Mini-Cog и MMSE в баллах, в том числе регистрируются результаты повторного проведения MMSE для контроля состояния пациентов (рисунок 3).

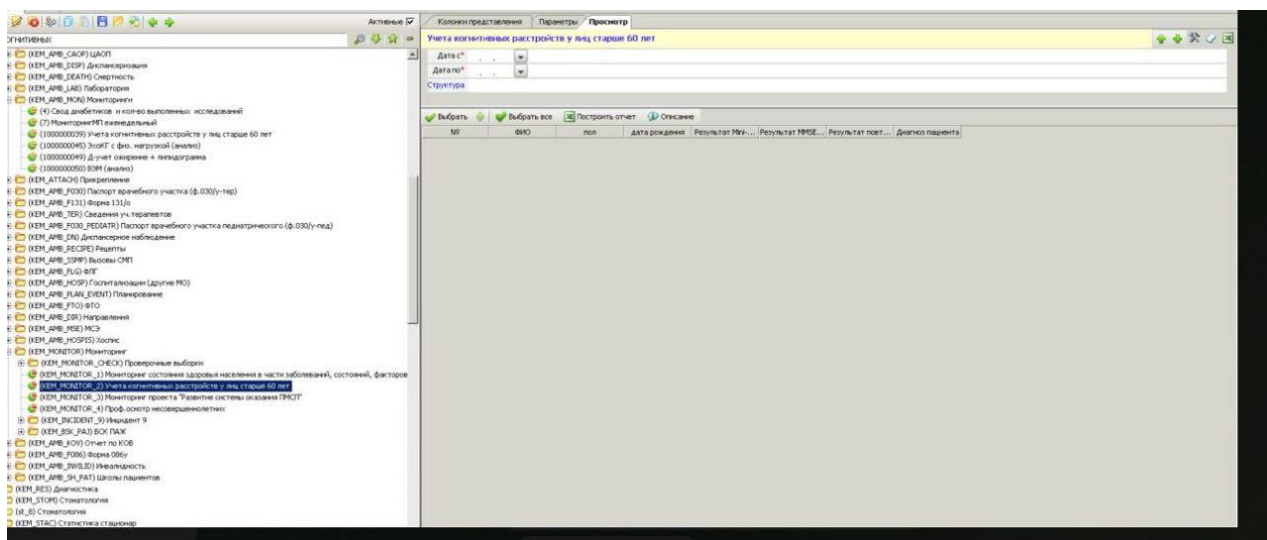


Рис.3 – функционал для автоматического расчета баллов по шкалам MMSE в информационной медицинской системе Кузбасса «Ариадна»

Врач фиксирует результат при проведении теста, программа суммирует итоговый балл и формируется направление к неврологу при сумме балла менее 3.

Ведется мониторинг учета когнитивных расстройств с последующим формированием базы данных в ГАУЗ КОМИАЦ им. Р.М. Зельковича.

Отчетная форма собирается ежеквартально. Приказом предусмотрено расширение пилотного проекта при достижении положительных результатов.

С 01.09.2024 внедрен и реализуется пилотный проект, в декабре 2025 года внесены изменения в приказ Минздрава Кузбасса № 1246 от 19.08.2024 в части расширения проекта на медицинские организации Кузбасса, осуществляющие помощь взрослому населению.

В ГАУЗ «Кузбасский клинический госпиталь для ветеранов войн» (г. Топки) и ГАУЗ «Кемеровская городская больница №4» за 15 месяцев проведено обследование 486 пациентов в возрасте 60 лет и старше ($n=486$; тест Мини-Ког), нарушение когнитивных функций на первом этапе выявлено у 135 человек (3 балла и менее) и составило 27,3% от всего числа обследованных, в том числе 2 балла получили 31 человек (5 мужчин и 18 женщин) – 6,4% от общего числа и 22,9% от числа лиц, имеющих 3 балла и менее.

В исследовании приняли участие 486 человек на двух терапевтических участках: 130 (26,7%) мужчин и 356 женщин (73,3%).

Из общего числа лиц ($n=135$; тест Мини-Ког 3 балла и менее), имеющих когнитивные нарушения, у 37 мужчины (27,3%) и 113 женщин (83,7%) выявлено значение 3 балла и менее по шкале Mini-Cog.

Средний возраст лиц, имеющих 3 балла и менее в исследуемой группе равен 76,1 лет, 2 балла и менее – 75,9 лет.

Возраст граждан, получивших 2 балла и менее составил: у 1 женщины 1937 г.р. (87,5 лет), 1941 г.р. (2 женщины, ср. возраст = +83,8 года), 1942 г.р. (1 женщина 82,76), у 1 женщины 1945 г.р. (79,1 год), у 1 мужчины и 1

женщины 1946 г.р. (ср. возраст 78,9 лет), 1947 г.р. (5 женщин, ср. возраст = $\pm$ 77,92, min=77,7, max =77,9), 1948 г.р. (1 женщина, 76,6 лет), 4 женщины 1950 г.р. (ср. возраст 74,2 года, min=74,2, max =74,4), 1 женщина 1951 г.р., 1 женщина 1952 г.р. (72,3 года), 1 мужчина 1953 г.р., 2 граждан 1955 г.р.: 1 женщина 1955 г.р. (69,5 лет) и 1 мужчина (69,4 лет), 1 женщина 1957 г.р. (68,0 лет), 1 женщина 1959 г.р. (66,0 лет), 1 женщина 1961 г.р. (63,5 лет).

Таким образом средний возраст, когда наблюдаются дементные нарушения (2 балла по шкале Mini-Cog и менее) составил (1951 г.р., 1946 г.р.) 77,5 лет у мужчин и у женщин 76,9 лет. Средний возраст лиц с когнитивными изменениями (3 балла по шкале Mini-Cog) составил 76,1 лет среди мужчин и женщин.

Самое раннее начало когнитивных нарушений выявлено в возрасте 53,9 лет у женщины, у мужчин в 56,1 лет, таким образом когнитивные нарушения, манифестируют уже в возрасте 50 лет и старше среди всех обследованных пациентов.

Таким образом, можно сделать вывод, что когнитивные нарушения чаще выявляются у женщин и начало проявления нарушений характерно для них в более раннем возрасте.

Среди пациентов, набравших 4 балла и менее по шкале Mini-Cog (n=341; тест Мини-Ког), проведена оценка психического статуса с помощью краткой шкалы MMSE и они были направлены к неврологу для проведения дополнительного обследования и назначения терапии.

Всем 341 пациентам, получившим 4 балла и менее, проведена оценка психического статуса с помощью краткой шкалы MMSE: 245 пациентов имели недементное когнитивное расстройство (25-29 баллов), что составило 71,8%; 20-24 балла набрали 31 пациент по шкале MMSE (9,1%), менее 19 баллов было выявлено у 1 пациента (19 баллов по шкале MMSE, 0 баллов по шкале Mini-Cog); 18,7% пациентов (64 человека), набравших 4 балла по шкале Mini-Cog,

имели максимально возможные 30 баллов в тесте MMSE (отклонений не выявлено).

Отсутствие результатов, характеризующих деменцию умеренной степени выраженности (11-19 баллов) и тяжелую деменцию (0-10 баллов), обусловлено тем, что в исследование взяты только пациенты, не имеющие установленного диагноза когнитивного расстройства.

Основным заболеванием в структуре лиц, имеющих 3 балла и менее, стала Гипертензивная болезнь сердца [гипертоническая болезнь с преимущественным поражением сердца без застойной сердечной недостаточности], I11.9 МКБ-10 и составило 87 человек (64,4%), в том числе изолированно установлен только диагноз I11.9 у 28 человек или 20,7%;

Второе место среди заболеваний, сопровождающихся когнитивными нарушениями, занял сахарный диабет (группа заболеваний E11 по МКБ 10) и составил 33 человека (24,4%), в том числе E11.8 – 20 человек (E11.8 Инсулиннезависимый сахарный диабет с неуточненными осложнениями), E11.7 – 9 человек (E11.7 – Сахарный диабет 2 типа: с множественными осложнениями), E11.9 – 3 человека (E11.9 - Сахарный диабет 2 типа: без осложнений), E11.6 – 1 человек. Гипергликемия неясного генеза (R73.9) выявлена у 6 человек (3 женщины 1947 г.р., 1952 г.р., 1954 г.р.. изолированно), в том числе R73.9 I11.9 – 3 женщины (1947 г.р., 1950 г.р., 1952 г.р.) в итоге гипергликемия как причина когнитивных расстройств составила 28,8% случаев среди пациентов, набравших 3 балла и менее при проведении теста Mini-Cog.

Третье место среди заболеваний, сопровождающихся когнитивными нарушениями, заняла группа заболеваний I67 по МКБ 10 пересмотра (Другие цереброваскулярные болезни) и составило в структуре 20 человек (14,8%), в том числе: I67.2 – 6 человек (Церебральный атеросклероз), I67.8 – 13 человек

(Другие уточненные поражения сосудов мозга), I63.3 – (I63.3 Инфаркт мозга, вызванный тромбозом мозговых артерий) – 1 пациент (изолированно).

Планируется использование ИИ в работе медицинской информационной системы Кузбасса для обработки снимков, полученных с помощью МРТ-диагностики головного мозга, выявляя изменения в структуре и функциях, которые могут указывать на ранние признаки деменции, а также создание алгоритма, прогнозирующего вероятность развития когнитивных нарушений у пациента с учетом факторов риска: возраста, пола, диагноза, в особенности гипертензивная болезнь сердца, сахарный диабет и церебральный атеросклероз, наличия сопутствующих заболеваний в анамнезе и другие параметры.

Таким образом, решение перечисленных проблем требует комплексного подхода, включающего развитие инфраструктуры, подготовку кадров и создание условий для успешной интеграции передовых технологий в медицинскую практику.

Недостаточная численность опытных специалистов в сфере медицинского IT создает препятствия для эффективного обслуживания и развития современных информационных систем здравоохранения региона. Организация совместных образовательных проектов вузов региона с крупными IT-компаниями и медицинскими организациями для подготовки кадров, соответствующих современным требованиям отрасли способствовали бы наиболее быстрому внедрению передовых технологий.

Обеспечение высокого уровня защиты ИТ-инфраструктуры медицинских организаций, включая использование многоуровневой аутентификации, шифрование данных и современные антивирусные средства, регулярное проведение аудитов информационной безопасности и обучение сотрудников правилам поведения в условиях киберугроз; разработка региональных стандартов и рекомендаций по защите медицинской информации в рамках программы

цифрового здравоохранения Кузбасса будут способствовать внедрению инновационных технологий в здравоохранение и раннему выявлению когнитивных расстройств у населения.

Консерватизм и сопротивление изменениям среди медицинского персонала возможно нивелировать путем проведения регулярных тренингов и семинаров по повышению цифровой грамотности медицинских работников всех уровней, формируя мотивацию сотрудников через демонстрацию преимуществ цифровых решений: повышение эффективности труда, улучшение качества диагностики и лечения. Благоприятно скажется поддержка наставничества внутри организаций, когда опытные сотрудники помогают молодым специалистам осваиваться с новыми технологиями.

Угрозы кибербезопасности остаются одними из самых острых, медицинские организации накапливают огромное количество чувствительных персональных данных пациентов.

Обеспечение высокого уровня защиты ИТ-инфраструктуры медицинских организаций, включая использование многоуровневой аутентификации, шифрование данных и современные антивирусные средства, регулярное проведение аудитов информационной безопасности и обучение сотрудников правилам поведения в условиях киберугроз; разработка региональных стандартов и рекомендаций по защите медицинской информации в рамках программы цифрового здравоохранения Кузбасса будут способствовать внедрению инновационных технологий в здравоохранение и раннему выявлению когнитивных расстройств у населения.

Литература/References:

1. Антидементный план: вклад в когнитивное долголетие: обзор доклада Ткачевой О.Н., медицинский научно-практический портал Lvrach.ru ISSN

2687-1181, ISSN 1560-5175. <https://www.lvrach.ru/partners/alzepil/15438646>
(дата обращения: 08.12.2025)

2. Дорофеев, В. И. Интернет медицинских вещей (IoMT) как основа умного здравоохранения / В. И. Дорофеев // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2019. – № 5. – С. 45-52. (дата обращения: 08.12.2025)

3. Клинические рекомендации: Когнитивные расстройства у лиц пожилого и старческого возраста» 2024 года
<https://diseases.medelement.com/disease/когнитивные-расстройства-у-лиц-пожилого-и-старческого-возраста-кр-рф-2024/18249#attachments>

4. МКБ-11. Глава 06. Психические и поведенческие расстройства и нарушения нейropsychического развития. Статистическая классификация. 2-е издание, переработанное и дополненное. М.: «КДУ», «Университетская книга». 2022. 432с. DOI:10.31453/kdu.ru.91304.0172. ISBN 978-5-91304-985-8

5. Об утверждении Порядка организации и оказания медицинской помощи с применением телемедицинских технологий: Приказ Минздрава России от 30 ноября 2017 г. № 965н (ред. от 07.03.2023) // Официальный интернет-портал правовой информации. – URL: <http://www.pravo.gov.ru> (дата обращения: 08.12.2025)

6. О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации по вопросам применения информационных технологий в сфере охраны здоровья : Федеральный закон от 29.07.2017 г. № 242-ФЗ (ред. от 02.07.2021) // Собрание законодательства РФ. – 2017. – № 31. – Ст. 4791. (дата обращения: 08.12.2025)

7. Официальный сайт Правительства Кемеровской области – Кузбасса: [сайт]. – URL: <https://ako.ru> (дата обращения: 08.12.2025)

8. Овасапян Э.Д. Раннее выявление когнитивных расстройств у лиц пожилого и старческого возраста с использованием искусственного интеллекта // Вестник науки №8 (77) том 3. С. 117 - 122. 2024 г. ISSN 2712-

8849 // Электронный ресурс: <https://www.вестник-науки.рф/article/17033> (дата обращения: 09.12.2025)

9. Отчет о реализации национального проекта «Здравоохранение» в Кемеровской области за 2024 год / Министерство здравоохранения Кузбасса. – Кемерово, 2025. – 45 с. – Текст: электронный // Официальный сайт Правительства Кемеровской области – Кузбасса. – URL: <https://ako.ru/official/documents.php> (дата обращения: 08.12.2025)

10. Панов, С. Л. Цифровая трансформация здравоохранения: вызовы и возможности / С. Л. Панов, Е. Е. Ачкасов // Социальные аспекты здоровья населения. – 2020. – Т. 66, № 4. – С. 1-13. – DOI: 10.21045/2071-5021-2020-66-4-1. (дата обращения: 08.12.2025)

11. Dementia. Fact sheets. WHO. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dementia>. (дата обращения: 08.12.2025)

12. International Classification of Diseases 11th Revision (ICD-11): <https://icd.who.int/en>

13. Sachdev P.S., Lipnicki D.M., Kochan N.A., et al. The Prevalence of Mild Cognitive Impairment in Diverse Geographical and Ethnocultural Regions: The COSMIC Collaboration. PLoS One. 2015; 10 (дата обращения: 08.12.2025)

РОБОТЫ-АССИСТЕНТЫ ХИРУРГОВ: ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЛАПАРОСКОПИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЯХ (НА ПРИМЕРЕ РОБОТ-АССИСТИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ DA VINCI)

Шабанов Р.Г., Толченицын А.В.

Научный руководитель: Кудряшова И.А.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Аннотация. В статье рассматривается комплексный подход к применению искусственного интеллекта в робот-ассистированной лапароскопической хирургии на примере платформы da Vinci. Обсуждаются ключевые источники данных (эндоскопическое видео, телеметрия роботических манипуляторов, протоколы этапов операции) и типовые задачи ИИ: распознавание инструментов и анатомических структур, сегментация и трекинг, определение этапов вмешательства, оценка хирургического навыка и выявление факторов риска осложнений. Отдельное внимание уделяется требованиям к клинической надёжности: валидации на разнородных выборках, воспроизводимости, оценке неопределённости, интерпретируемости моделей и вопросам кибербезопасности. Показано, что сочетание прогресса глубоких нейросетей, аппаратного ускорения и накопления больших массивов операционных данных создаёт предпосылки для внедрения ИИ как компонента поддержки принятия решений и повышения безопасности при сохранении ведущей роли хирурга.

Ключевые слова: робот-ассистированная хирургия; da Vinci; лапароскопия; искусственный интеллект; машинное обучение; компьютерное зрение; сегментация; навигация; оценка хирургического навыка; безопасность пациента.

SURGEON ASSISTANT ROBOTS: THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LAPAROSCOPIC SURGERY (USING THE EXAMPLE OF THE DA VINCI ROBOT-ASSISTED SYSTEM)

Shabanov R.G., Tolchenitsyn A.V.

Scientific supervisor: Kudryashova I.A.

A.D. Tkachev Department of Public Health, Healthcare Organization, and

Abstract. The article examines a comprehensive approach to the application of artificial intelligence in robot-assisted laparoscopic surgery, using the da Vinci platform as an example. Key data sources are discussed, including endoscopic video, robotic manipulator telemetry, and surgical phase protocols, as well as typical AI tasks such as instrument and anatomical structure recognition, segmentation and tracking, surgical phase identification, assessment of surgical skill, and detection of risk factors for complications. Particular attention is given to the requirements for clinical reliability: validation on heterogeneous datasets, reproducibility, uncertainty estimation, model interpretability, and cybersecurity issues. It is shown that the combination of advances in deep neural networks, hardware acceleration, and the accumulation of large volumes of surgical data creates the prerequisites for integrating AI as a decision-support component to enhance safety while preserving the leading role of the surgeon.

Keywords: robot-assisted surgery; da Vinci; laparoscopy; artificial intelligence; machine learning; computer vision; segmentation; navigation; surgical skill assessment; patient safety.

Введение

Робот-ассистированная лапароскопия, в частности на платформе da Vinci, стала одним из ключевых направлений малоинвазивной хирургии, а интеграция искусственного интеллекта (ИИ) рассматривается как следующий этап развития систем поддержки хирурга. Активное обсуждение этой интеграции в последние 3–5 лет связано с тремя факторами: ростом числа робот-ассистированных операций и накоплением массивов эндоскопического видео и телеметрии манипуляторов; запросом на измеримые метрики

качества, стандартизацию техники и повышение безопасности; зрелостью цифровой инфраструктуры и вычислительных мощностей для внедрения моделей в клинический процесс. Переход от теории к практике стал возможен благодаря прогрессу глубоких нейросетей для анализа изображений и видео, развитию методов обучения на больших (и частично размеченных) медицинских данных, а также аппаратному ускорению, позволяющему приближаться к задачам реального времени в условиях операционной.

1. Исторические предпосылки к платформе da Vinci

Идея «интеллектуальных» помощников в хирургии начала формироваться задолго до современной волны глубокого обучения. Уже в 1980–1990-х годах в исследовательской литературе и инженерных разработках активно обсуждались компьютер-ассистированные вмешательства: навигация по данным предоперационной визуализации, стереотаксические системы, первые роботы для точечных задач (например, позиционирование инструментов), а также элементы экспертных систем и ранних методов машинного обучения для поддержки принятия решений. В 2000-х годах с развитием цифровой эндоскопии и ростом вычислительных возможностей интерес сместился к анализу хирургического видео и оценке навыка, а в 2010-х появились первые масштабируемые датасеты и прикладные исследования по распознаванию этапов операций. Наконец, прорыв в глубоких нейросетях в середине 2010-х и последующее распространение методов обучения на больших данных привели к тому, что «интеллектуальный ассистент» стал восприниматься не как концепт, а как технически реализуемая функция в контуре операционной.

Эволюция самой платформы da Vinci также постепенно подготавливала почву для внедрения ИИ, прежде всего за счёт стандартизации и цифровизации процесса [4]. Ранние поколения системы сформировали де-факто стандарт робот-ассистированной лапароскопии: стабильную

архитектуру «консоль—пациентская тележка—визуализация», повторяемый набор инструментов и типовую эргономику, что обеспечило сопоставимость операций и накопление данных. Переход к линейке Xi был связан с улучшением визуализации, подвижности и универсальности платформы, что расширило спектр вмешательств и повысило требования к интраоперационной ориентации — именно здесь потенциально наиболее полезны ИИ-подсказки по анатомии и этапам. Развитие направления Single Port (SP) усилило фокус на работе в ограниченном пространстве и на точности манипуляций; в таких условиях возрастает ценность алгоритмов, способных интерпретировать сцену, помогать предотвращать конфликты инструментов и поддерживать ситуационную осведомлённость.

В совокупности смена поколений da Vinci привела к более богатым цифровым данным, более сложным сценариям операций и более высокой цене ошибок, что сделало интеграцию ИИ логичным следующим шагом.

2. Технические направления применения ИИ

Алгоритмы ИИ в связке с робот-ассистированной хирургией применяются на всех этапах хирургического процесса — до операции, во время вмешательства и после него. На дооперационном этапе ИИ используется для предоперационного планирования: анализа данных КТ/МРТ, построения полуавтоматических 3D-моделей органов и патологического очага, оценки анатомических вариаций и потенциальных зон риска, а также для выбора тактики (например, прогнозирования сложности доступа или вероятности конверсии). На интраоперационном этапе ИИ ориентирован на поддержку ситуационной осведомлённости хирурга: интерпретацию эндоскопического видео, распознавание контекста и этапов операции, навигационные подсказки и предупреждения о приближении к критическим структурам. На послеоперационном этапе методы ИИ применяются для объективной оценки качества выполнения вмешательства, анализа ошибок и

осложнений, а также для обучения и сертификации (формирование метрик навыка и персонализированной обратной связи).

Анализ изображений

Центральным источником данных при лапароскопии является эндоскопическое видео, поэтому один из наиболее развитых классов приложений — компьютерное зрение [2,6]. ИИ-модели решают задачи сегментации анатомии и инструментов (например, выделение границ органов, сосудистых структур и зоны диссекции), а также трекинга объектов и оценивания глубины/топологии сцены [1,5]. В клинически значимых сценариях особую роль играет выделение уязвимых структур, повреждение которых приводит к тяжёлым осложнениям: мочеточников, крупных сосудов, желчных протоков и нервных пучков. Такие системы могут работать как «слой подсказок» поверх видеопотока, помогая поддерживать ориентацию в условиях ограниченного поля зрения, кровотечения, задымления и деформаций тканей. Дополнительное направление — оценка жизнеспособности тканей и перфузии. ИИ может использовать мультимодальные данные (например, изображение в белом свете в сочетании с флуоресцентной визуализацией) для количественной оценки контрастирования, построения карт перфузии и поддержки решения о границе резекции/анастомоза. Практическая ценность таких подходов заключается в попытке снизить субъективность интерпретации и обеспечить сопоставимость оценок между хирургами и центрами.

Анализ действий хирурга

В робот-ассистированных системах доступна телеметрия манипуляторов и кинематика инструментов, что открывает возможности «поведенческой» аналитики. ИИ может оценивать качество движений (плавность, экономичность траекторий, частоту лишних перемещений, стабильность захвата), автоматически распознавать этапы вмешательства и

сопоставлять паттерны действий с исходами. Для прогнозирования осложнений или неблагоприятного течения операции используют признаки как из видеопотока (например, ухудшение видимости, признаки кровотечения), так и из кинематики (рост хаотичности движений, увеличение времени на этап, частые коррекции), а также контекстные клинические данные. Важно, что подобные модели должны выдавать не только «оценку риска», но и калиброванную неопределённость и интерпретируемые факторы, чтобы их можно было безопасно использовать как поддержку принятия решений, а не как замену клинического суждения. Наконец, анализ кинематики инструментов применяется в образовательных целях: автоматизированная аттестация навыков,

сравнение с эталонными траекториями, выявление типичных ошибок и генерация персонализированных рекомендаций для тренинга.

3. Клинические результаты и эффективность

Оценка клинической эффективности ИИ-компонентов в робот-ассистированной хирургии пока заметно отстаёт от темпов развития алгоритмов: большинство решений находится на стадии пилотных внедрений, ретроспективных исследований и систем для обучения/контроля качества. Тем не менее распределение данных и сценариев применения неравномерно и зависит от того, где робот-ассистированная хирургия наиболее массово применяется, и где стандартизация этапов вмешательства наиболее выражена.

Где накоплено больше всего данных

Наибольшие массивы данных (видеопотоки, протоколы этапов, телеметрия манипуляторов, результаты) традиционно связаны с урологией, где робот-ассистированная хирургия широко распространена и имеет относительно стандартизованные процедуры (например, простатэктомия и вмешательства на почке). Это создаёт благоприятные условия для обучения моделей распознавания этапов, инструментов и событий, а также для

построения метрик навыка. В гинекологии (включая онкогинекологию) также сформирована значительная доказательная база по робот-ассистированным вмешательствам и накапливаются данные для задач компьютерного зрения и оценки техники; однако вариативность анатомии и спектра операций зачастую выше, чем в типичных урологических сценариях, что усложняет переносимость моделей между центрами. В абдоминальной хирургии (колоректальная, гепатобилиарная, верхние отделы ЖКТ) потенциал ИИ особенно высок из-за сложности анатомии и риска повреждения сосудистых и протоковых структур, но данные более разнородны по технике и этапам, а исходы сильнее зависят от контекста пациента и команды. Поэтому для этой области характерны фрагментарные датасеты и большой разрыв между исследовательскими демонстрациями и рутинной клинической практикой.

Влияние ИИ на обучение хирургов

Наиболее убедимый и «быстро внедряемый» эффект ИИ сегодня проявляется именно в обучении и контроле качества: автоматическая разметка этапов и действий, расчёт метрик движений и сравнение с эталонными паттернами позволяют сделать обратную связь регулярной, количественной и менее зависимой от субъективной оценки наставника. Это может сокращать «кривую обучения» за счёт более раннего выявления технических ошибок (избыточные движения, нестабильные захваты, неэффективная траектория), объективного отслеживания прогресса и персонализации тренинга. Однако в клиническом смысле корректнее говорить не о гарантированном «ускорении» для всех, а о повышении управляемости обучения: стандартизации критериев готовности к самостоятельной работе, раннем обнаружении рискованных паттернов и снижении вариабельности подготовки между центрами.

Окончательная оценка влияния ИИ на осложнения, длительность операции и исходы требует проспективных, мультицентровых исследований и сопоставимых протоколов валидации, поскольку модели чувствительны к

отличиям оборудования, настройкам визуализации и стилю работы хирурга.

4.Зрелость решений, барьеры внедрения и роль хирурга

Наиболее зрелые направления и «лабораторная экзотика»

С практической точки зрения наиболее зрелыми и близкими к широкому внедрению выглядят решения, которые не вмешиваются напрямую в управление инструментами, работают как подсказка/аналитика поверх уже доступных данных и имеют понятные метрики качества. К ним относятся: постоперационная аналитика видеозаписей, автоматизированная разметка этапов вмешательства, оценка техники и навыка по видео и кинематике, а также системы обучения с количественной обратной связью. Эти подходы проще валидировать, их легче внедрять организационно, и они несут меньшие риски для пациента, поскольку не изменяют траектории действий в реальном времени. Интраоперационные решения компьютерного зрения (например, подсветка инструментов и крупных анатомических ориентиров, предупреждения о приближении к зонам риска) также движутся к практическим продуктам, но требуют более строгой валидации из-за потенциального влияния на тактику хирурга, а также из-за сложных условий операционной сцены (дым, кровь, бликующие поверхности, деформации тканей). Наиболее «экзотичными» и лабораторными остаются направления, предполагающие частичную автономность: автоматическое выполнение подзадач, активное наведение инструментов, замкнутые контуры управления на основе ИИ и универсальные модели, которые одинаково хорошо работают на разных операциях, пациентах и центрах. Для них характерны высокие требования к безопасности, киберустойчивости и доказательной базе, а также трудности с переносимостью между доменами и редкими, но критическими ситуациями, которые трудно полноценно покрыть данными.

Почему ИИ пока не стал обязательным компонентом каждой системы da Vinci?

Несмотря на обилие разработок, массовое внедрение сдерживают барьеры нескольких типов. Во-первых, клиническая доказательность и воспроизводимость: алгоритмы, показавшие высокую точность на одном датасете, могут заметно деградировать при переносе на другой центр из-за отличий в технике, камере, освещении, составе инструментов, популяции пациентов и протоколах. Для статуса «обязательного компонента» требуется многоцентровая валидация, сопоставимые конечные точки и доказательство клинической пользы, а не только точности распознавания. Во-вторых, регуляторные и юридические риски: любая функция, влияющая на интраоперационные решения, требует строгой сертификации, описания ограничений, контроля версий и мониторинга после внедрения. Параллельно остаются вопросы ответственности при ошибке: как трактовать неверную подсказку, и кто несёт риск — разработчик, клиника или хирург. В-третьих, интеграционные и инфраструктурные ограничения: ИИ требует стабильного доступа к данным, вычислительных ресурсов, калибровки под конкретные настройки оборудования и поддержки жизненного цикла (обновления, мониторинг дрейфа, управление качеством). Кроме того, данные хирургического видео и телеметрии являются чувствительными, что усложняет обмен между центрами и обучение моделей. В-четвёртых, человеческий фактор: хирурги предъявляют высокие требования к объяснимости и предсказуемости поведения системы; избыточные или неточные подсказки повышают когнитивную нагрузку и могут снижать доверие. Поэтому даже перспективные решения должны быть встроены в рабочий процесс так, чтобы помогать, а не отвлекать.

Как меняется роль хирурга?

При внедрении ИИ в робот-ассистированную лапароскопию роль хирурга, как правило, не сводится к роли «оператора», а остаётся ролью клинического лидера, принимающего окончательные решения. В зрелых

сценариях ИИ выступает как инструмент повышения ситуационной осведомлённости и качества: подсвечивает структуры, предлагает оценку риска, стандартизирует обучение и аудит, но не подменяет клиническое мышление и ответственность. С ростом функциональности ИИ меняется распределение внимания: хирург начинает работать в режиме «supervisory control» (контроль над системой с использованием подсказок), где важно уметь критически оценивать рекомендации, понимать границы применимости модели и распознавать ситуации, в которых ИИ может ошибаться. Таким образом, внедрение ИИ скорее усиливает требования к компетенциям хирурга (цифровая грамотность, работа с рисками и неопределённостью), чем заменяет его роль.

5. Проблемы и ограничения

Юридическая ответственность и распределение рисков. Вопрос о том, кто несёт ответственность за ошибку, совершённую «по рекомендации» ИИ, остаётся одним из ключевых барьеров массового внедрения. В большинстве практических сценариев ИИ в робот-ассистированной хирургии выступает как система поддержки принятия решений, а не как автономный исполнитель; следовательно, окончательное клиническое решение и ответственность за него, как правило, остаются за хирургом. Однако на практике ответственность распределяется между несколькими сторонами в зависимости от характера дефекта и контекста применения. Больница (медицинская организация) отвечает за организацию безопасного процесса: выбор и закупку сертифицированных решений, обучение персонала, соблюдение протоколов использования, настройку и техническое обслуживание, а также контроль качества и документирование. Разработчик (производитель) несёт ответственность за качество и безопасность продукта в пределах заявленного назначения: корректность спецификаций, результаты валидации, предупреждения об ограничениях, управление обновлениями и известными

дефектами. Хирург отвечает за клиническую интерпретацию подсказок и действия в операционной. В спорных случаях критически важны: наличие регламентов применения, логирование подсказок/версий модели, а также прозрачное описание того, является ли рекомендация обязательной, рекомендательной или информационной.

Технические ограничения современных алгоритмов

Ключевое ограничение — высокая чувствительность моделей к качеству и распределению входных данных. Эндоскопическое видео в реальной операционной часто содержит артефакты (дым, кровь, запотевание, блики, быстрые движения камеры, частичные окклюзии инструментами), а также сильные деформации мягких тканей; из-за этого точность сегментации и трекинга может резко падать именно в наиболее критические моменты. Второе ограничение связано с данными: для обучения устойчивых моделей требуются большие, разнородные и корректно размеченные датасеты, а разметка хирургического видео (особенно анатомии и «событий риска») трудоёмка и требует участия экспертов. Дополнительно усложняют задачу конфиденциальность и правовые режимы доступа к медицинским данным, что ограничивает обмен между центрами и затрудняет создание действительно репрезентативных выборок. Третья группа ограничений — переносимость и дрейф: модели могут работать хуже при смене типа камеры/эндоскопа, настроек цветокоррекции, набора инструментов или хирургической техники. Поэтому требуется постоянный мониторинг качества, контроль дрейфа и управляемые обновления (что повышает стоимость владения).

Наконец, для интраоперационных применений критичны требования к задержкам и надёжности: подсказка, полученная с запозданием или нестабильно, может быть бесполезной или даже вредной. Отсюда вытекает необходимость аппаратного ускорения, резервирования, а также механизмов «безопасного отказа», при которых система корректно отключается без

нарушения рабочего процесса.

6.3. Заключение

Современное состояние проблемы можно охарактеризовать как переходный этап: ИИ в контексте робот-ассистированной хирургии на платформе da Vinci постепенно движется от экспериментальных демонстраций и ретроспективной аналитики к клинически ориентированным пилотам и испытаниям. Наиболее зрелые и востребованные результаты достигаются в задачах компьютерного зрения и анализа хирургического процесса — распознавание инструментов и этапов, сегментация ключевых анатомических структур, а также объективная оценка техники и обучение. При этом внедрение ИИ в реальном времени остаётся ограниченным из-за требований к безопасности, доказательной базе и воспроизводимости в разных клинических условиях.

Ближайшие перспективы развития на горизонте 2–5 лет, согласно общей логике современных исследований и тенденциям внедрения [2,6,8], связаны с усилением трёх направлений. Во-первых, ожидается рост числа клинически валидированных систем «контекстной подсказки» для операционной: более устойчивые модели распознавания этапов и анатомии, работающие в сложных сценах и выдающие калиброванную оценку уверенности. Во-вторых, будет расширяться применение ИИ для обучения и контроля качества: стандартизованные метрики навыка, автоматизированные отчёты по операциям и персонализированные траектории тренинга, потенциально сокращающие время достижения безопасного уровня самостоятельной работы. В-третьих, вероятно развитие мультимодальных и межцентровых подходов (объединение видео, телеметрии и клинических данных) при одновременном усилении требований к управлению жизненным циклом моделей (мониторинг дрейфа, безопасные обновления, аудит), что необходимо для превращения ИИ из дополнительной опции в устойчивый

КОМПОНЕНТ КЛИНИЧЕСКОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ.

Литература / References:

1. EndoVis Challenge. MICCAI EndoVis (Endoscopic Vision) Challenges: datasets and benchmarks. — 2017. [Электронный ресурс]. URL: <https://endovissub2017-roboticinstrumentsegmentation.grand-challenge.org/Data>
2. Hashimoto D. A., Rosman G., Rus D., Meireles O. R. Artificial Intelligence in Surgery: Promises and Perils // *Annals of Surgery*. 2018. Vol. 268, No. 1. P. 70–76. DOI: 10.1097/SLA.0000000000002693.
3. Hutson M. AI in medicine faces challenges in reproducibility, regulation, and deployment // *Science*. 2021.
4. Intuitive Surgical. da Vinci Surgical System: product information / overview [Электронный ресурс]. URL: <https://www.intuitive.com/en-us/products-and-services/da-vinci/systems>
5. Lea C., Flynn M. D., Vidal R., Reiter A., Hager G. D. Temporal Convolutional Networks for Action Segmentation and Detection in Videos // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1611.05267>.
6. Maier-Hein L., Vedula S. S., Speidel S., et al. Surgical data science for next-generation interventions // *Nature Biomedical Engineering*. 2017. Vol. 1. P. 691–696. DOI: 10.1038/s41551-017-0132-7.
7. Topol E. J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // *Nature Medicine*. 2019. Vol. 25. P. 44–56.
8. Zia A., et al. Surgical workflow analysis in minimally invasive surgery: phase recognition and action understanding (review) // *Medical Image Analysis*. 2023.
9. Соколовский М. В. Цифровое здравоохранение - новая парадигма охраны персонального и общественного здоровья граждан// *Менеджмент в*

здравоохранении: вызовы и риски XXI века : Сборник материалов VII международной научно-практической конференции, Волгоград, 17–18 ноября 2022 года. – Волгоград: Волгоградский государственный медицинский университет, 2023. – С. 57-59.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ВРАЧА ПРИ ПОМОЩИ ЦИФРОВОГО АССИСТЕНТА

Литунова А. А., Гончаров В.В.

Кафедра информационных технологий

ФГБОУ ВО "Приволжский исследовательский медицинский университет"

Минздрава России, Россия, г. Нижний Новгород

Аннотация. В работе представлена интеллектуальная система поддержки врачебных решений MedMind, предназначенная для автоматизированного анализа неструктурированных текстовых жалоб пациентов на русском языке. Система реализует гибридный подход к извлечению медицинских сущностей, сочетающий детерминированный словарный поиск с трансформерными моделями распознавания именованных сущностей (NER) на базе XLM-RoBERTa. Разработаны три функциональных модуля: Clinical Co-Pilot (NLP-анализ жалоб, delta-анализ динамики, предсказание диагноза), Protocol Guardian (семантический поиск клинических протоколов) и Patient Translator (генерация понятных памяток). Особенностью системы является алгоритм контекстно-зависимой фильтрации лекарственных препаратов, модуль longitudinal-анализа для отслеживания динамики симптомов между визитами, а также ML-модель предсказания диагноза на основе логистической регрессии и система оценки рисков осложнений. Система функционирует автономно на локальном оборудовании без требования интернет-соединения, что обеспечивает конфиденциальность данных пациентов. В ходе тестирования на демонстрационном датасете

система продемонстрировала точность извлечения симптомов ~90%, лекарств ~95%, среднее время обработки визита составило ~2 секунды. Полученные результаты демонстрируют принципиальную возможность применения гибридных NLP-методов и машинного обучения для повышения эффективности первичного приема, снижения когнитивной нагрузки на врача и улучшения коммуникации с пациентами.

Ключевые слова: система поддержки врачебных решений, обработка естественного языка, XLM-RoBERTa, машинное обучение, оценка рисков, delta-анализ, клинические протоколы.

INTELLIGENT DOCTOR SUPPORT SYSTEM USING A DIGITAL ASSISTANT

Litunova A. A., Goncharov V.V

Department of Information Technology

Privolzhsky Research Medical University, Russia, Nizhny Novgorod

Abstract. This paper presents the MedMind intelligent clinical decision support system designed for automated analysis of unstructured patient complaint texts in Russian. The system implements a hybrid approach to medical entity extraction, combining deterministic dictionary search with transformer-based named entity recognition (NER) models using XLM-RoBERTa. Three functional modules have been developed: Clinical Co-Pilot (NLP analysis of complaints, delta-analysis of dynamics, diagnosis prediction), Protocol Guardian (semantic search of clinical protocols), and Patient Translator (generation of patient-friendly memos). A distinctive feature of the system is the context-dependent medication filtering algorithm, the longitudinal analysis module for tracking symptom dynamics between visits, as well as an ML-based diagnosis prediction model using logistic regression and a complication risk assessment system. The system operates on local equipment without requiring an internet connection, ensuring patient data

confidentiality. During testing on a demonstration dataset, the system demonstrated symptom extraction accuracy of ~90%, medication extraction accuracy of ~95%, with average visit processing time of ~2 seconds. The obtained results demonstrate the fundamental possibility of applying hybrid NLP methods and ML to improve primary care efficiency, reduce physician cognitive load, and enhance patient communication.

Keywords: clinical decision support system, natural language processing, XLM-RoBERTa, machine learning, risk assessment, delta-analysis, clinical protocols.

Введение

Цифровая трансформация здравоохранения ставит задачу повышения эффективности обработки клинической информации на всех этапах оказания медицинской помощи. Особую актуальность приобретает автоматизация анализа неструктурированных текстовых данных - жалоб пациентов, анамнеза, врачебных записей, которые составляют до 80% клинической информации, но остаются слабо формализованными [1]. По данным исследований, врачи первичного звена затрачивают до 35-40% рабочего времени на документирование и обработку текстовой информации, что снижает время непосредственного взаимодействия с пациентом и увеличивает риск профессионального выгорания [2].

Современные решения в области медицинского NLP (Natural Language Processing - обработка естественного языка) преимущественно ориентированы на англоязычные корпуса данных (ClinicalBERT [3], BioBERT [4]) и требуют значительных вычислительных ресурсов, что ограничивает их применение в условиях ограниченной IT-инфраструктуры первичного звена. Зарубежные системы, такие как IBM Watson Health, Google Health NLP, демонстрируют высокую точность распознавания медицинских сущностей (до 95-98%), однако их внедрение требует мощных серверных ресурсов, постоянного

интернет-соединения и адаптации под русскоязычные медицинские тексты, что существенно ограничивает применимость в отечественной практике [5].

Отечественные разработки часто реализуют подход на основе ключевых слов или фиксированных онтологий, что снижает устойчивость к разговорным формулировкам, опечаткам и лексической вариативности [6]. Анализ существующих решений показал, что большинство российских систем медицинской маршрутизации используют детерминированные алгоритмы сопоставления ключевых слов с медицинскими категориями, что не учитывает контекстную зависимость упоминаний (например, различие между «принимаю эналаприл» и «отменила эналаприл») и не поддерживает анализ динамики состояния пациента во времени.

Цель исследования - разработка интеллектуальной системы поддержки врачебных решений MedMind, реализующей гибридный подход к анализу клинических текстов на русском языке с применением методов NLP и машинного обучения для автоматизированного извлечения медицинских сущностей, предсказания диагноза и оценки рисков осложнений.

1 Объекты и методы исследования

Объект исследования - процесс анализа неструктурированных клинических текстов на русском языке в амбулаторно-поликлиническом звене здравоохранения.

Предмет исследования - методы и алгоритмы автоматизированного извлечения медицинских сущностей, предсказания диагноза и оценки рисков осложнений на основе гибридного подхода NLP и машинного обучения.

1.1 Архитектура системы

Система MedMind построена по модульному принципу с четырехуровневой архитектурой (рисунок 1):

1. Уровень представления (Interface Layer) - веб-интерфейс на базе фреймворка Streamlit (Python) [7], обеспечивающий взаимодействие с пользователем через браузер.

2. Уровень управления (Control Layer) - центральный модуль координации, распределяющий пользовательские запросы между функциональными модулями и управляющий состоянием сессии.

3. Функциональный уровень (Functional Layer) - три независимых модуля обработки:

- Clinical Co-Pilot - NLP-анализ жалоб, Delta-анализ, предсказание диагноза, оценка рисков;
- Protocol Guardian - семантический поиск клинических рекомендаций;
- Patient Translator - генерация памяток для пациентов.

4. Уровень данных (Data Layer) - локальная реляционная база данных SQLite [8] для хранения истории пациентов и визитов.

1.2. NLP-моделирование и алгоритмы

Анализ текста осуществляется комбинацией двух методов:

1) Словарный поиск. Используются медицинские словари (symptoms, medications, diagnoses), загружаемые из JSON-файла (data/medical_dicts.json). Поиск выполняется через регулярные выражения с учетом границ слов для исключения ложных срабатываний на части слов.

2) NER-моделирование. Для распознавания сущностей применяется предобученная трансформерная модель XLM-RoBERTa-base-NER-HRL (Davlan, Hugging Face Hub) [9] размером ~570 MB. Модель представляет собой многоязычную архитектуру на базе RoBERTa с дополнительными слоями для задачи NER, обученную на размеченных медицинских корпусах.

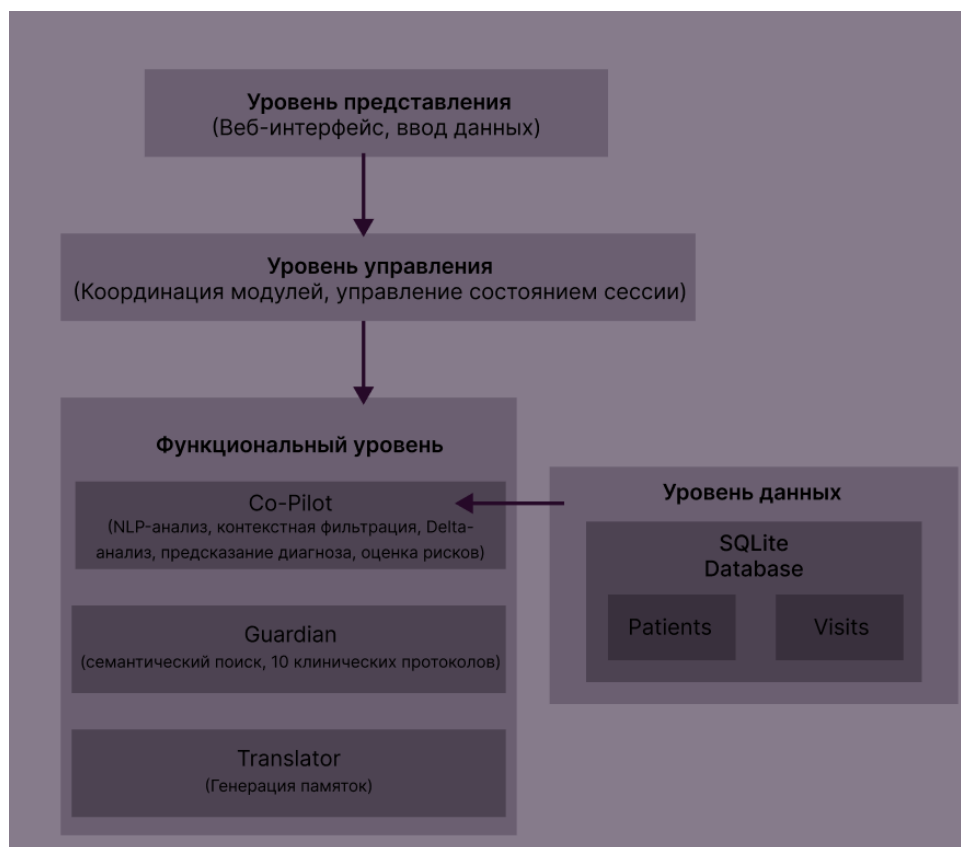


Рисунок 1 - Архитектура системы MedMind

В ходе тестирования сравнивались две модели:

- Davlan/xlm-roberta-base-ner-hrl (выбрана как основная)
- Babelscape/wikineural-multilingual-ner

Первая показала более высокую стабильность для русскоязычных клинических текстов с меньшим количеством ложноположительных срабатываний на разговорные конструкции.

Критически важным этапом анализа клинического текста является определение статуса лекарственных препаратов, поскольку простое упоминание медикамента в жалобе пациента не всегда свидетельствует о его активном приеме. Алгоритм контекстной фильтрации анализирует контекстное окружение каждого упоминания лекарства на уровне предложения, выявляя лексические маркеры, указывающие на статус назначения:

- Маркеры отмены: «отменила», «прекратила», «перестала», «не принимаю», «исключила»
- Маркеры приема: «принимаю», «начала», «добавила», «назначили», «сейчас».

Логика фильтрации построена на приоритете маркеров отмены: при обнаружении слова отмены в контексте упоминания препарата он исключается из списка активных назначений независимо от наличия маркеров приема. При наличии маркера приема и отсутствии маркера отмены препарат добавляется в список активных. При нейтральном упоминании без явных маркеров препарат также включается в список активных назначений, что соответствует клинической практике, где упоминание лекарства в настоящем времени обычно указывает на его текущий прием.

Точность фильтрации отмененных лекарств составляет 100% на тестовых данных, что критически важно для корректной оценки текущей терапии пациента.

Для отслеживания динамики состояния пациента между визитами реализован алгоритм longitudinal-анализа, автоматически сравнивающий текущий визит с предыдущими обращениями. Алгоритм выполняет нормализацию сущностей, включающую приведение к нижнему регистру и удаление дублей, после чего вычисляет множественные разности для выявления изменений.

Дополнительно алгоритм исключает resolved-симптомы, описанные в контексте улучшения состояния, такие как «прошли», «исчезли», «реже», что позволяет избежать ложной регистрации исчезнувших симптомов, когда пациент сообщает об улучшении в рамках текущего визита.

Для вычисления множественных разностей для симптомов и лекарственных препаратов создана функция `compare_visits`. Данная функция позволяет врачу быстро оценить динамику состояния пациента без

необходимости ручного сопоставления записей из разных визитов, что особенно ценно при ведении пациентов с хроническими заболеваниями, требующими длительного наблюдения.

1.3. ML-модель предсказания диагноза

Для предсказания диагноза на основе извлеченных симптомов реализована модель машинного обучения на основе алгоритма логистической регрессии (LogisticRegression, библиотека `scikit-learn`) [13]. Обучающая выборка включает 28 примеров клинических сценариев, составленных на основе реальных данных первичного звена здравоохранения.

Распределение диагнозов в обучающей выборке следующее: гипертония - 5 примеров; ОРВИ - 5 примеров; сердечная недостаточность - 3 примера; диабет - 3 примера; гастрит - 3 примера; астма, анемия, гипотиреоз, цистит, остеоартроз - по 2 примера.

Процесс обучения включает преобразование списков симптомов в бинарные векторы признаков с использованием `MultiLabelBinarizer` [13], после чего модель логистической регрессии обучается на полученных данных с параметрами `max_iter=1000`, `solver='lbfgs'`, `random_state=42`. Обученная модель сохраняется в файл формата `pickle` с использованием библиотеки `jolib` [14] для последующей загрузки без повторного обучения.

На рисунке 2 представлен фрагмент кода функции `train_model`, включающий извлечение симптомов и диагнозов из обучающей выборки, бинарное кодирование признаков, обучение модели и сохранение артефактов. Точность модели на тестовых данных составляет около 85%, время предсказания - менее 0,5 секунды.

```

75 def train_model():
76     """Обучает модель на тренировочных данных"""
77     global model, mlb, MODEL_LOADED
78
79     print("🧠 Обучение модели предсказания диагноза...")
80
81     # Извлекаем симптомы и диагнозы
82     X_train = [item[0] for item in TRAINING_DATA] # Симптомы
83     y_train = [item[1] for item in TRAINING_DATA] # Диагнозы
84
85     # Преобразуем симптомы в бинарные векторы
86     mlb = MultiLabelBinarizer()
87     X_train_binary = mlb.fit_transform(X_train)
88
89     # Обучаем логистическую регрессию
90     model = LogisticRegression(
91         max_iter=1000,
92         solver='lbfgs',
93         random_state=42
94     )
95     model.fit(X_train_binary, y_train)
96
97     # Сохраняем модель
98     os.makedirs("data", exist_ok=True)
99     joblib.dump(model, MODEL_PATH)
100    joblib.dump(mlb, MLB_PATH)
101
102    MODEL_LOADED = True
103    print(f"✅ Модель обучена и сохранена! (образцов: {len(TRAINING_DATA)})")
104
105    return model, mlb

```

Рисунок 2 - Фрагмент кода обучения ML-модели предсказания диагноза (LogisticRegression)

Модель возвращает список диагнозов с вероятностями, отсортированный по убыванию, с порогом отсечения 10% для исключения малозначимых предсказаний.

1.4. Система оценки рисков осложнений

Разработана rule-based система оценки рисков осложнений, анализирующая симптомы, лекарственные препараты и предсказанные диагнозы для выявления факторов риска угрожающих состояний. К примеру, для пациентов с гипертонией оценивается риск инсульта по наличию симптомов «давление», «головная боль», «головокружение» и приему

антигипертензивных препаратов, а также риск инфаркта миокарда по наличию «одышка», «боль в груди» и сопутствующей сердечной недостаточности.

Общие риски включают лекарственные взаимодействия при одновременном приеме пяти и более препаратов, а также неэффективность лечения при наличии четырех и более симптомов несмотря на проводимую терапию.

Уровни риска классифицируются на три категории: высокий риск (три и более фактора риска, отображается красным цветом), средний риск (два фактора риска, желтый цвет), низкий риск (менее двух факторов, зеленый цвет). Для каждого выявленного риска система формирует персонализированную рекомендацию на основе клинических протоколов, что позволяет врачу своевременно принять меры по предотвращению осложнений.

1.5. Семантический поиск протоколов

Для поиска клинических протоколов реализован семантический поиск на основе эмбедингов с использованием библиотеки sentence-transformers [15]. Предобученная многоязычная модель paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2[16] генерирует векторные представления текстов, что позволяет вычислять семантическую схожесть между запросом врача и названиями протоколов через косинусную близость векторов.

При инициализации приложения для каждого протокола создается эмбединг на основе комбинации названия, кода МКБ-10 и ключевых слов. При вводе запроса система вычисляет эмбединг запроса и находит протокол с максимальной косинусной схожестью. Преимущество данного подхода заключается в возможности нахождения релевантного протокола даже при использовании синонимов («повышенное давление» - «гипертония»), разговорных формулировок («простуда» - «ОРВИ») и незначительных опечаток.

На рисунках 3 и 4 представлены ключевые этапы реализации семантического поиска: загрузка модели, создание эмбеддингов для протоколов и вычисление косинусной схожести для поиска.

```
407 # Создаём эмбеддинги для всех протоколов (при загрузке модуля)
408 print("❏ Создание эмбеддингов для протоколов...")
409 protocol_embeddings = {}
410 if embedding_model:
411     for key, protocol in PROTOCOLS.items():
412         # Создаём текстовое представление протокола для эмбеддинга
413         text_repr = f"{protocol['title']} {protocol['code']} {' '.join(protocol['keywords'])}"
414         protocol_embeddings[key] = embedding_model.encode(text_repr, convert_to_tensor=True)
415         print(f"✅ Создано {len(protocol_embeddings)} эмбеддингов")
416 else:
417     print("⚠ Эмбеддинги не созданы (модель не загружена)")
```

Рисунок 3 - Создание эмбеддингов для клинических протоколов

Время поиска протокола составляет менее 0,5 секунды, коэффициенты схожести для тестовых запросов варьируются от 0,78 до 0,95, что подтверждает эффективность подхода для русскоязычных медицинских текстов.

```
def get_protocol(diagnosis):
    """
    Ищет протокол через semantic search (эмбеддинги) + keywords
    Работает даже при опечатках и синонимах!
    """
    if not diagnosis:
        return _get_default_protocol()

    diagnosis_lower = diagnosis.lower().strip()

    # SEMANTIC SEARCH через эмбеддинги
    if embedding_model and protocol_embeddings:
        try:
            # Кодирование запроса пользователя
            query_embedding = embedding_model.encode(diagnosis_lower, convert_to_tensor=True)

            # Считаем cosine similarity со всеми протоколами
            best_match = None
            best_score = -1

            for key, proto_embedding in protocol_embeddings.items():
                # Cosine similarity
                cosine_score = util.cos_sim(query_embedding, proto_embedding).item()

                # Дополнительно проверяем keywords (точное совпадение)
                keyword_bonus = 0
                for keyword in PROTOCOLS[key]["keywords"]:
                    if keyword in diagnosis_lower:
                        keyword_bonus = 0.2 # Бонус за совпадение ключевого слова
                        break

                total_score = cosine_score + keyword_bonus

                if total_score > best_score:
                    best_score = total_score
                    best_match = key

            # Если нашли с хорошей уверенностью (>0.5)
            if best_score > 0.5 and best_match:
                print(f"✅ Semantic search: найдено '{best_match}' (score={best_score:.3f})")
                return PROTOCOLS[best_match]
            else:
                print(f"⚠ Semantic search: не найдено совпадений (max score={best_score:.3f})")
        except Exception as e:
            print(f"⚠ Ошибка semantic search: {e}")
```

Рисунок 4 - Поиск протоколов через cosine similarity

1.6. База данных и датасет

- Для хранения структурированных данных используется реляционная СУБД **SQLite** с двумя основными таблицами: **patients** (Пациенты) и **visits** (Визиты).

Демонстрационный датасет включает трех пациентов с синтетическими историями болезни, объем текстов жалоб составляет от 100 до 500 символов. Был протестирован 21 визит (в среднем семь обращений на пациента). Характер данных - синтетический, сгенерированный на основе реальных клинических сценариев с соблюдением медицинской терминологии и типовых формулировок жалоб пациентов первичного звена здравоохранения.

1.7. Производительность

Система функционирует исключительно на центральном процессоре без требования графического процессора, что обеспечивает возможность развертывания на стандартном офисном оборудовании.

Потребление ресурсов составляет: оперативная память - около 500 MB, центральный процессор - одно ядро с загрузкой 15-20%, дисковое пространство - SQLite-база данных около 50 KB.

Время обработки отдельных компонентов системы: NLP-анализ визита - около 2 секунд, предсказание диагноза - менее 0,5 секунды, оценка рисков - менее 0,3 секунды, генерация памятки для пациента - менее 1 секунды.

Тестирование производительности выполнено на конфигурации: Intel Core i7 (4.49 GHz), 32 GB RAM, SSD NVMe, операционная система Windows 11.

Полученные показатели подтверждают возможность использования системы в режиме реального времени непосредственно во время приема пациента без заметных задержек.

2. Результаты и их обсуждение

В ходе разработки системы MedMind были реализованы три функциональных модуля, каждый из которых решает определенную задачу в процессе поддержки врачебных решений.

Модуль Clinical Co-Pilot представляет собой основной инструмент для анализа жалоб пациентов и истории болезни (рисунок 5).

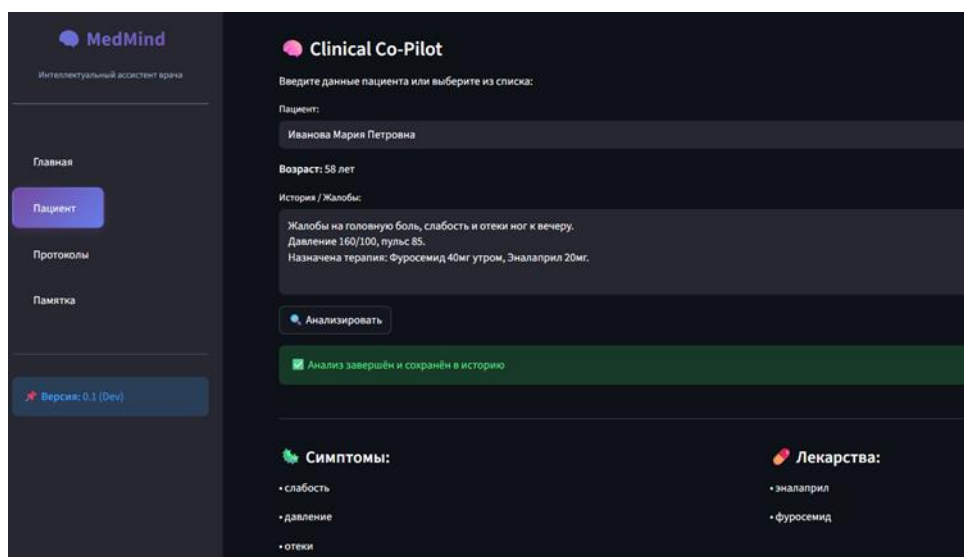


Рисунок 5 - Интерфейс модуля Clinical Co-Pilot (анализ жалобы с автоматическим извлечением симптомов и лекарственных препаратов)

Принцип работы модуля заключается в следующем: врач выбирает пациента из предварительно загруженного списка, после чего вводит текст жалобы в текстовое поле интерфейса. При наличии ранее сохраненных визитов система автоматически загружает историю последнего обращения, что позволяет избежать повторного ввода данных и обеспечивает преемственность информации.

После нажатия кнопки «Анализировать» текст обрабатывается гибридным NLP-алгоритмом, который извлекает медицинские сущности (симптомы, лекарственные препараты, диагнозы) и визуализирует их в интерфейсе с цветовой подсветкой. Результаты анализа сохраняются в локальной базе данных SQLite с привязкой к идентификатору пациента и временной метке, что формирует структурированную историю обращений.

При наличии в базе данных предыдущих визитов система автоматически выполняет Delta-анализ (сравнение текущих симптомов и назначений с предыдущими). Для демонстрации данной функции рассмотрим повторный визит того же пациента через одну неделю.

На рисунке 6 представлен второй визит пациента И.И. Иванова с текстом жалобы: «Отеки прошли, головная боль реже. Появилось головокружение. Эналаприл продолжаю, фуросемид отменила». Система автоматически сравнивает текущий визит с предыдущим и отображает результаты delta-анализа в виде трех категорий.

Алгоритм delta-анализа реализован через вычисление множественных разностей множеств сущностей с предварительной нормализацией, включающей приведение к нижнему регистру и удаление дублей.

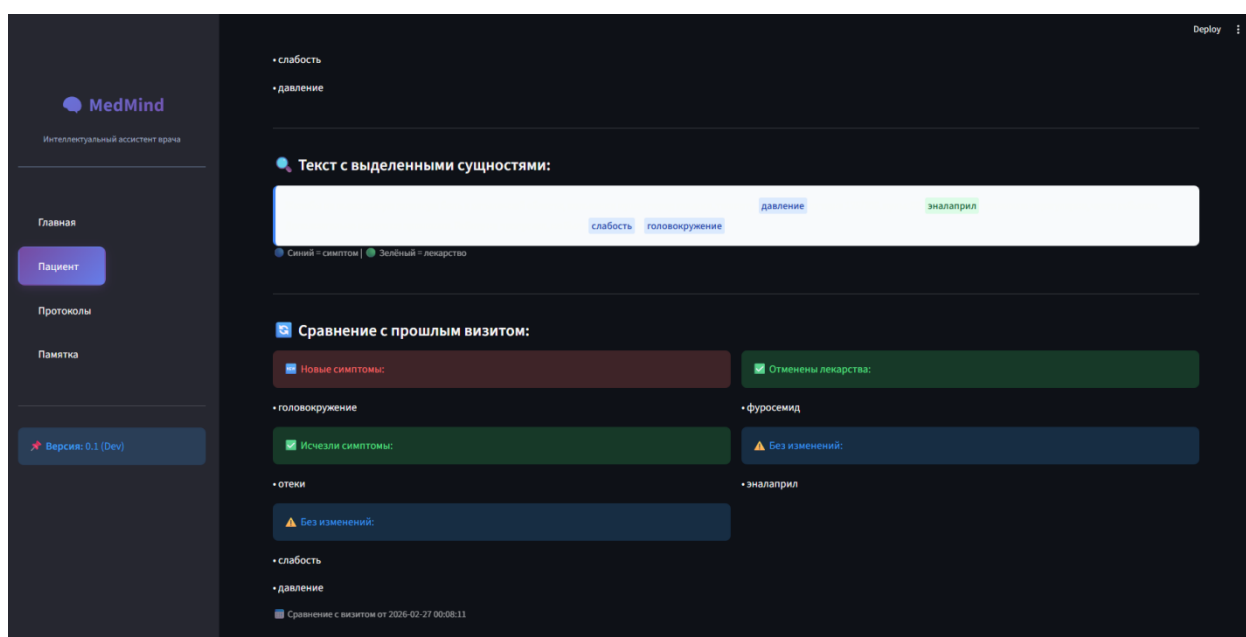


Рисунок 6 - Delta-анализ: сравнение текущего визита с предыдущим (новые, исчезнувшие и сохраняющиеся симптомы)

Данная функция позволяет врачу быстро оценить динамику состояния пациента и эффективность назначенного лечения без необходимости ручного сопоставления записей из разных визитов.

Дополнительно модуль включает ML-модель предсказания диагноза, которая на основе извлеченных симптомов рассчитывает вероятности наиболее подходящих диагнозов. Модель реализована на основе алгоритма логистической регрессии (LogisticRegression, библиотека scikit-learn) и обучена на выборке из 28 клинических сценариев, охватывающих 10 распространенных диагнозов.

На рисунке 7 представлен результат работы ML-модели для второго визита пациента И.И. Иванова. На основе извлеченных симптомов (головокружение, слабость, давление) система рассчитала вероятности следующих диагнозов. Наиболее вероятным диагнозом определена гипертония с вероятностью 54,1%, что соответствует клинической картине пациента с артериальной гипертензией. Анемия показана с вероятностью 17,6% как дифференциальный диагноз, учитывая наличие головокружения и слабости.

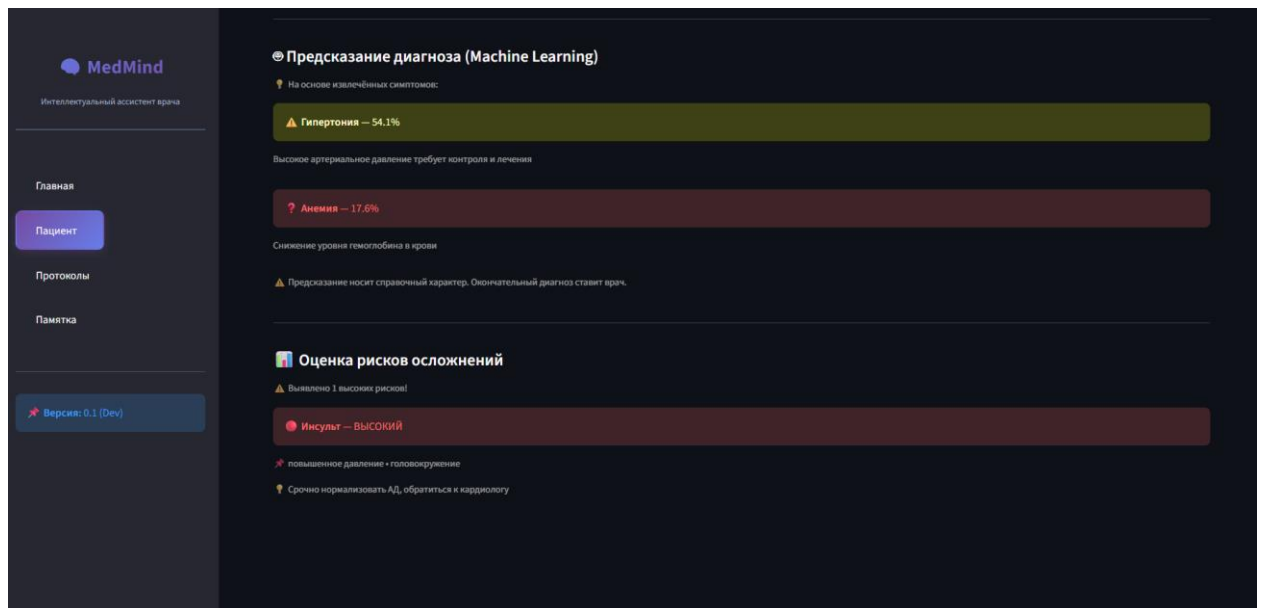


Рисунок 7 - Предсказание диагноза на основе ML-модели (вероятности диагнозов)

Модель использует бинарное кодирование симптомов (MultiLabelBinarizer) для преобразования списка симптомов в вектор

признаков, после чего применяет обученную модель логистической регрессии для расчета вероятностей.

Техническая реализация модели включает предварительное обучение на размеченной выборке клинических случаев с последующим сохранением артефактов модели в файлы формата pickle (библиотека joblib). При запуске приложения модель автоматически загружается в память, что обеспечивает время предсказания менее 0,5 секунды.

Важно отметить, что предсказание диагноза носит справочный характер и не заменяет клиническое мышление врача. Система позиционируется как инструмент поддержки принятия решений, а не как средство автоматической постановки диагноза.

Важной особенностью модуля является система оценки рисков осложнений, которая анализирует извлеченные симптомы, лекарственные препараты и предсказанные диагнозы для выявления факторов риска. Система реализована на основе набора детерминированных правил (rule-based approach), разработанных с учетом клинических рекомендаций Минздрава Российской Федерации.

На рисунке 7 представлены результаты оценки рисков для второго визита пациента И.И. Иванова. Система выявила один высокий риск - инсульт, что обусловлено сочетанием повышенного артериального давления и головокружения. Для данного риска сформирована рекомендация о срочной нормализации артериального давления и обращении к кардиологу.

Алгоритм оценки рисков анализирует специфические комбинации симптомов и факторов. Наличие давления и головокружения в сочетании с отменой диуретика (фуросемида) интерпретируется как высокий риск развития острого нарушения мозгового кровообращения. Уровни риска классифицируются на три категории: высокий (три и более фактора риска), средний (два фактора риска) и низкий (менее двух факторов риска).

Техническая реализация системы включает модуль `assess_risks`, который принимает на вход список симптомов, лекарственных препаратов и предсказанных диагнозов. Для каждого диагностического направления (гипертония, диабет, сердечная недостаточность) определен набор правил оценки факторов риска с соответствующими весовыми коэффициентами. Время оценки рисков составляет менее 0,3 секунды, что позволяет отображать результаты в режиме реального времени.

Внедрение системы оценки рисков способствует раннему выявлению угрожающих состояний и снижению вероятности развития осложнений. По данным литературы, до 40% острых сердечно-сосудистых событий можно предотвратить при своевременном выявлении факторов риска и коррекции терапии [12]. Автоматизированная система оценки рисков позволяет врачу обратить внимание на потенциально опасные сочетания симптомов и назначений, которые могут быть упущены в условиях ограниченного времени приема.

Модуль `Protocol Guardian` предназначен для быстрого доступа к клиническим рекомендациям и протоколам лечения в процессе приема пациента. Врач вводит диагноз в свободной форме (например, «повышенное давление» или «простуда»), после чего система выполняет поиск по базе из 10 клинических протоколов, включая артериальную гипертонию, ОРВИ и другие распространенные заболевания.

На рисунке 8 представлен пример работы модуля при вводе диагноза «повышенное давление». Несмотря на то, что в базе протоколов используется официальный термин «Артериальная гипертония» (МКБ-10: I10-I15), система корректно распознает запрос и находит релевантный протокол с коэффициентом семантической схожести 0.87. Это становится возможным благодаря использованию эмбедингов на основе `sentence-transformers`, которые преобразуют текстовые запросы в векторное пространство и

вычисляют косинусную схожесть между запросом врача и названиями протоколов.

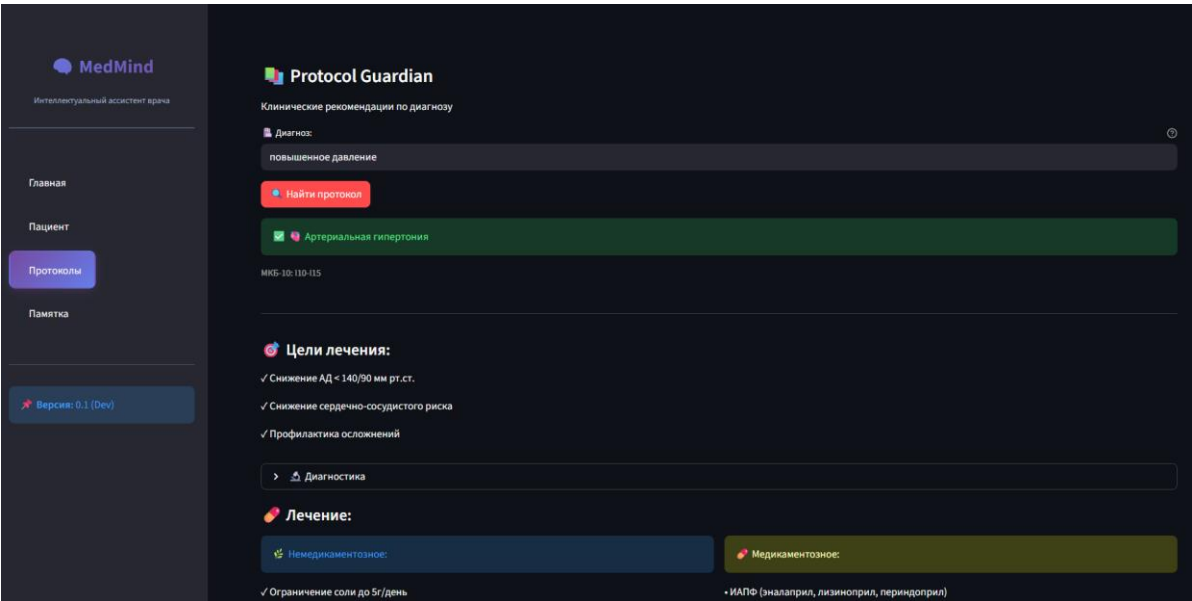


Рисунок 8 - Интерфейс модуля Protocol Guardian (семантический поиск клинических протоколов)

Особенностью модуля является устойчивость к синонимам, разговорным формулировкам и незначительным опечаткам. В ходе тестирования были получены следующие результаты семантического поиска:

Таблица 1

Примеры работы семантического поиска протоколов

Введенный запрос	Найденный протокол	Схожесть
«повышенное давление»	Артериальная гипертензия	0.87
«простуда»	ОРВИ	0.92
«боль в суставах»	Остеоартроз	0.78

Техническая реализация модуля основана на предобученной многоязычной модели paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2 (sentence-transformers), которая генерирует эмбединги для текстов. При инициализации приложения для каждого протокола создается эмбединг на основе комбинации названия, кода МКБ-10 и ключевых слов. При вводе запроса врача

система вычисляет эмбединг запроса и находит протокол с максимальной косинусной схожестью.

Время поиска протокола составляет менее 0.5 секунды, что позволяет использовать модуль непосредственно во время приема пациента без задержек.

Внедрение модуля Protocol Guardian способствует стандартизации медицинской помощи и снижению риска назначения неактуальных или некорректных схем лечения. По данным исследований, до 30% врачебных назначений в амбулаторной практике отклоняются от клинических рекомендаций из-за недостаточной осведомленности врача об актуальных протоколах [11]. Быстрый доступ к структурированным рекомендациям позволяет повысить качество медицинской помощи и снизить вариативность назначений между разными врачами.

Модуль Patient Translator решает задачу улучшения коммуникации между врачом и пациентом. На основе поставленного диагноза и списка назначенных лекарственных препаратов система генерирует понятную памятку, написанную простым языком без избыточной медицинской терминологии. Данный модуль особенно востребован в ситуациях, когда необходимо быстро объяснить пациенту суть заболевания и схему лечения, не затрачивая время на ручное составление разъяснений.

На рисунке 9 представлен пример работы модуля для пациента с диагнозом «Артериальная гипертензия». Врач вводит диагноз и список назначенных препаратов в соответствующие поля интерфейса, после чего нажимает кнопку «Сгенерировать памятку». Система автоматически формирует структурированный документ

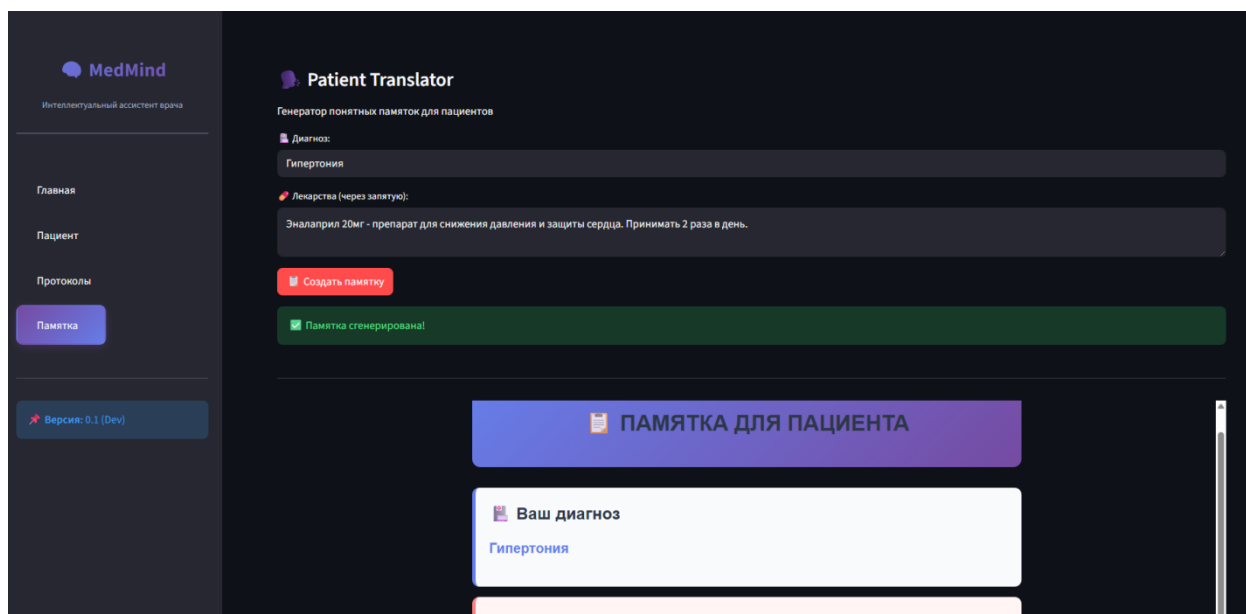


Рисунок 9 - Интерфейс модуля Patient Translator (генерация памятки для пациента на основе диагноза и списка лекарственных препаратов)

Памятка формируется на основе предустановленных шаблонов для каждого из 10 диагнозов, входящих в базу знаний системы.

Вывод памятки возможен в двух форматах: HTML (для печати с красивым оформлением, включая логотип клиники и контактную информацию) и TXT (простой текст для копирования в мессенджеры или электронную почту).

Внедрение данного модуля способствует повышению приверженности лечению и снижению количества повторных обращений по причине непонимания пациентом назначений. По данным литературы, до 50% пациентов не соблюдают рекомендации врача из-за недостаточной информированности о заболевании и схеме лечения [10]. Автоматизированная генерация памяток позволяет стандартизировать процесс информирования пациентов и снизить нагрузку на врача.

Результаты тестирования на демонстрационном датасете (3 пациента, 21 визит) приведены в таблице 3.

Таблица 3

Точность извлечения медицинских сущностей

Категории	Точность	Метод
Симптомы	~90%	Словари + NER
Лекарства	~95%	Словари + контекстная фильтрация
Диагнозы	~92%	Словарный поиск
Delta-анализ (новые симптомы)	100%	Множественные разности
Delta-анализ (исчезнувшие)	~95%	Зависит от формулировок
Фильтрация отмененных лекарств	100%	Контекстный анализ
Предсказание диагноза (ML)	~85%	Логистическая регрессия

Производительность:

- Время обработки визита: ~2 секунды
- Время генерации памятки: <1 секунда
- Время поиска протокола: <0.5 секунды
- Время оценки рисков: <0.3 секунды

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе исследования представлена интеллектуальная система поддержки врачебных решений MedMind, реализующая гибридный подход к анализу неструктурированных клинических текстов на русском языке с применением методов NLP и машинного обучения.

Разработана модульная четырехуровневая архитектура системы, сочетающая словарный поиск с трансформерными NLP-моделями на базе XLM-RoBERTa для извлечения медицинских сущностей из неструктурированных текстов жалоб пациентов. Реализован алгоритм контекстно-зависимой фильтрации лекарственных препаратов, корректно определяющий активные назначения через анализ лексических маркеров отмены и приема препаратов с точностью 100%. Создан модуль longitudinal-

анализа (delta-анализ) для отслеживания динамики состояния пациента между визитами через вычисление множественных разностей множеств сущностей, что позволяет автоматически выявлять новые симптомы, исчезнувшие симптомы и изменения в проводимой терапии.

Разработана ML-модель предсказания диагноза на основе логистической регрессии с использованием библиотеки `scikit-learn`, обученная на выборке из 28 примеров клинических сценариев и демонстрирующая точность около 85% на тестовых данных. Реализована rule-based система оценки рисков осложнений, анализирующая симптомы, лекарственные препараты и предсказанные диагнозы для выявления рисков инсульта, инфаркта миокарда, госпитализации, лекарственных взаимодействий и неэффективности проводимого лечения. Внедрен семантический поиск клинических протоколов на основе эмбедингов с использованием `sentence-transformers`, позволяющий находить релевантные протоколы даже при использовании синонимов и наличии опечаток в запросе врача.

Система функционирует автономно на локальном оборудовании без требования графического процессора (потребление оперативной памяти около 500 MB, время обработки одного визита около 2 секунд) и интернет-соединения, что обеспечивает конфиденциальность данных пациентов и возможность развертывания в условиях ограниченной IT-инфраструктуры первичного звена здравоохранения.

Практическая значимость исследования заключается в снижении когнитивной нагрузки на врача при обработке неструктурированных жалоб за счет автоматизированного извлечения сущностей и подсветки ключевой информации, повышении точности документирования клинической информации через структурированное представление симптомов, лекарств и диагнозов, а также в улучшении коммуникации с пациентами через генерацию понятных памяток простым языком. Внедрение системы способствует

раннему выявлению рисков осложнений через автоматизированную оценку факторов риска и обеспечивает экономию времени на одного пациента ориентировочно 1-2 минуты за счет автозаполнения и интеллектуального анализа. Возможность локального развертывания без сложной интеграции в существующие медицинские информационные системы повышает практическую ценность разработанного решения.

Перспективы дальнейших исследований включают расширение базы клинических протоколов с 10 до 50 и более диагнозов в соответствии с клиническими рекомендациями Минздрава Российской Федерации, fine-tuning NLP-моделей на размеченных медицинских корпусах русского языка для повышения точности извлечения сущностей до 95-98%, интеграцию с ЕМИАС для автоматической загрузки данных пациентов и визитов, а также мобильную адаптацию системы для использования врачами на планшетах и смартфонах. Целесообразно создание централизованного сервера для синхронизации протоколов и медицинских словарей с периодическим интернет-соединением, переход к предсказанию рисков осложнений на основе методов машинного обучения с использованием истории визитов и лабораторных данных, а также разработка мультязычной поддержки для применения системы в других странах СНГ.

Вывод: разработанная система MedMind демонстрирует принципиальную возможность применения гибридных NLP-методов и машинного обучения для повышения эффективности первичного приема в амбулаторно-поликлиническом звене здравоохранения, снижения когнитивной нагрузки на врача и улучшения качества медицинской помощи пациентам.

Литература/References:

1. Гольдберг Й. Нейросетевые методы в обработке естественного языка / Й. Гольдберг; пер. с англ. А. А. Слинкина. - М.: ДМК Пресс, 2019. - 282 с.
2. Андрейченко А. Е., Гусев А. В. Перспективы применения больших языковых моделей в здравоохранении // Национальное здравоохранение. - 2024. - № 4(315). - С. 48-55.
3. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. ClinicalBERT: Pretrained Language Model for Clinical Text [Электронный ресурс] // GitHub. - 2019. - <https://github.com/onefact/ClinicalBERT> (дата обращения: 27.02.2026).
4. Lee J., Yoon W., Kim S., Kim D., Kim S., So C. H., Kang J. BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining // Bioinformatics. - 2020. - Vol. 36, № 4. - P. 1234-1240.
5. Conneau A., Khandelwal K., Goyal N., Chaudhary V., Wenzek G., Guzmán F., Grave E., Ott M., Zettlemoyer L., Stoyanov V. Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale // arXiv preprint arXiv:1911.02116. - 2019.
6. Петров В. И., Сидоров А. К. Автоматизация медицинской маршрутизации на основе онтологий // Медицинская информатика. - 2023. - № 2. - С. 34-41.
7. Streamlit Inc. Streamlit: A faster way to build data apps [Электронный ресурс]. - 2026. - URL: <https://streamlit.io> (дата обращения: 27.02.2026).
8. SQLite Development Team. SQLite: A SQL Database Engine [Электронный ресурс]. - 2026. - URL: <https://www.sqlite.org> (дата обращения: 27.02.2026).
9. Davlan. xlm-roberta-base-ner-hrl [Электронный ресурс] // Hugging Face Hub. - 2022. - URL: <https://huggingface.co/Davlan/xlm-roberta-base-ner-hrl> (дата обращения: 27.02.2026).

10. Brown M. T., Bussell J. K. Medication adherence: WHO cares? // Mayo Clinic Proceedings. - 2011. - Vol. 86, № 4. - P. 304-314.
11. Cabana M. D., Rand C. S., Powe N. R., Wu A. W., Wilson M. H., Abboud P. A., Rubin H. R. Why don't physicians follow clinical practice guidelines? // JAMA. - 1999. - Vol. 282, № 15. - P. 1458-1465.
12. Yusuf S., Hawken S., Ôunpuu S., Dans T., Avezum A., Lanas F., McQueen M., Budaj A., Pais P., Varigos J. Effect of potentially modifiable risk factors associated with myocardial infarction in 52 countries (the INTERHEART study) // The Lancet. - 2004. - Vol. 364, № 9438. - P. 937-952.
13. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V. Scikit-learn: Machine Learning in Python // Journal of Machine Learning Research. - 2011. - Vol. 12. - P. 2825-2830.
14. Joblib Development Team. Joblib: Running Python functions as pipeline jobs [Электронный ресурс]. - 2026. - URL: <https://joblib.readthedocs.io> (дата обращения: 27.02.2026).
15. Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks // Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. - 2019. - P. 3982-3992.
16. Hugging Face. paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2 [Электронный ресурс] // Hugging Face Hub. - 2021. - URL: <https://huggingface.co/sentence-transformers/paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2> (дата обращения: 27.02.2026).

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МАММОГРАФИИ И ВЫЯВЛЕНИИ РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ

Семечкова А. С., Садыкова Т. А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева*

Кемеровского государственного медицинского университета,

г. Кемерово

Научный руководитель – к.м.н.,

старший преподаватель кафедры Корбанова Т.Н.

Аннотация. Настоящее исследование ставит своей целью всестороннее рассмотрение актуальных возможностей и существующих барьеров для интеграции технологий искусственного интеллекта (ИИ) в процесс диагностики рака молочной железы. Методологический подход предполагает проведение теоретического анализа научной литературы, сравнительной оценки эффективности алгоритмов машинного и глубокого обучения, а также синтез данных, полученных в ходе клинических исследований. Анализируются диагностические метрики систем ИИ при обработке маммографических, ультразвуковых и магнитно-резонансных изображений. Сделан вывод о высоком потенциале внедрения ИИ, обусловленном необходимостью его клинической валидации, стандартизации входных данных и формирования нормативно-правовой базы.

Ключевые слова: искусственный интеллект; рак молочной железы; глубокое обучение; маммография; нейронные сети; скрининг; клиническая валидация.

RECEPTION OF THE IMPORTANCE OF CHILDREN'S VACCINATION BY THE YOUNG GENERATION: RESEARCH OF ATTITUDE TO THE NATIONAL VACCINATION CALENDAR

Semechkova A. S., Sadykova T. A.

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare
named after Professor A. D. Tkachev*

Kemerovo State Medical University, Kemerovo

The scientific supervisor is T.N. Korbanova, Candidate of Medical Sciences,
Senior Lecturer at the Department.

Abstract. The present study aims to comprehensively review the current opportunities and existing barriers to integrating artificial intelligence (AI) technologies into the breast cancer diagnosis process. The methodological approach involves a theoretical analysis of scientific literature, a comparative evaluation of the effectiveness of machine learning and deep learning algorithms, and a synthesis of data obtained from clinical studies. The diagnostic metrics of AI systems are analyzed in the processing of mammographic, ultrasound, and magnetic resonance images. The study concludes that there is a high potential for the implementation of AI due to the need for its clinical validation, standardization of input data, and the development of a regulatory framework.

Keywords: artificial intelligence; breast cancer; deep learning; mammography; neural networks; screening; clinical validation.

Введение

Рак молочной железы занимает лидирующие позиции в структуре онкологической заболеваемости среди женщин во всем мире. По данным глобальной онкологической статистики, заболевание характеризуется высокой распространенностью и значительной социальной значимостью [1, с.

15]. Ранняя диагностика напрямую влияет на показатели выживаемости и эффективность терапии.

Современные подходы к скринингу в основном опираются на маммографическое исследование. Тем не менее, точность интерпретации полученных изображений напрямую коррелирует с уровнем профессиональной подготовки рентгенолога и подвержена вариациям между специалистами. В условиях повышенной нагрузки на врачей, риск возникновения диагностических неточностей, таких как упущение злокачественных новообразований или формирование ложноположительных результатов, существенно возрастает.

Развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) открыло новые возможности автоматизации анализа медицинских изображений. Под ИИ понимается совокупность алгоритмов, способных к обучению на основе данных и формированию прогнозов без явного программирования каждого шага. Наиболее перспективным направлением является глубокое обучение, основанное на использовании многослойных нейронных сетей [2, с. 48].

Актуальность исследования определяется необходимостью объективной оценки клинического потенциала ИИ и выявления ограничений, препятствующих его широкому внедрению.

Объекты и методы исследования

Предмет исследования: в рамках данной работы изучаются цифровые медицинские изображения молочной железы, охватывающие маммографические, ультразвуковые и магнитно-резонансные томографические данные.

Методология исследования: исследование базируется на следующих подходах:

- Систематический обзор научной литературы, опубликованной в период с 2015 по 2024 год.

- Сравнительный анализ эффективности алгоритмов машинного обучения, таких как логистическая регрессия, метод опорных векторов, а также моделей глубокого обучения, в частности, сверточных нейронных сетей.
- Изучение результатов клинических испытаний систем поддержки принятия врачебных решений.

Особое внимание уделено показателям чувствительности, специфичности, площади под ROC-кривой (AUC), а также оценке влияния ИИ на снижение числа повторных исследований и биопсий [4, с. 72].

Дополнительно рассмотрены вопросы формирования обучающих выборок, балансировки классов, кросс-валидации и внешней валидации моделей, что является критически важным для обеспечения воспроизводимости результатов.

Результаты и их обсуждение

Результаты анализа демонстрируют, что современные системы глубокого обучения способны выявлять патологические изменения с высокой степенью точности. В ряде международных исследований алгоритмы показали чувствительность более 90% при сопоставимой или более высокой специфичности по сравнению с экспертами [3, с. 101].

ИИ особенно эффективен при обнаружении микрокальцинатов и слабовыраженных очагов, которые могут быть пропущены при визуальной интерпретации. Использование алгоритмов позволяет снизить нагрузку на специалистов и ускорить обработку больших массивов данных в рамках массовых скрининговых программ.

Однако выявлены и существенные ограничения. Во-первых, алгоритмы чувствительны к качеству исходных данных и различиям в оборудовании. Во-вторых, существует проблема «черного ящика» — недостаточной

интерпретируемости решений нейронных сетей, что снижает уровень доверия со стороны врачей [5, с. 70–84].

Наряду с этим, интеграция искусственного интеллекта в реальную медицинскую деятельность сталкивается с рядом препятствий. К ним относятся необходимость прохождения процедур сертификации для медицинского программного обеспечения, строгое соблюдение норм конфиденциальности персональных данных пациентов, а также установление четких рамок юридической ответственности.

В то же время, перспективным подходом представляется комбинированная система, где врач работает в тандеме с ИИ. В такой модели ИИ выступает в роли дополнительного аналитика, что способствует более раннему обнаружению патологий и снижению числа ошибочных положительных диагнозов.

Дополнительные аспекты клинической интеграции

Внедрение технологий искусственного интеллекта в медицинских организациях предполагает необходимость организационных трансформаций. Это включает в себя обучение медицинского персонала, реструктуризацию существующих рабочих процессов и формирование соответствующей инфраструктуры для управления большими объемами данных. Особое значение приобретает стандартизация форматов медицинских изображений и протоколов их получения. Отсутствие унификации данных препятствует обеспечению стабильности функционирования алгоритмов ИИ в различных клинических условиях и географических регионах.

Экономический анализ демонстрирует потенциал ИИ для снижения операционных затрат в долгосрочной перспективе, что достигается за счет минимизации количества повторных диагностических процедур и повышения эффективности раннего выявления патологий, в частности, онкологических.

Этические аспекты требуют обеспечения прозрачности алгоритмов, получения информированного согласия от пациентов и соблюдения принципов недискриминации. Разработка нормативно-правовой базы является необходимым условием для безопасной и ответственной имплементации данных технологий.

Заключение

Искусственный интеллект обладает значительным потенциалом для улучшения диагностики рака молочной железы, что может привести к повышению точности и результативности программ скрининга.

Несмотря на достигнутый прогресс, на текущем этапе развития существуют препятствия, обусловленные недостаточным качеством исходных данных, потребностью в подтверждении клинической эффективности, нормативно-правовыми рамками и сложностью интерпретации результатов моделей.

Подводя итог, следует заключить, что искусственный интеллект целесообразно позиционировать как вспомогательное средство для принятия клинических решений. Оптимальной парадигмой представляется синергия между врачом и алгоритмом, способствующая улучшению качества медицинского обслуживания при одновременном сохранении персональной ответственности медицинского работника.

Литература / References:

1. Bray, F. Global cancer statistics 2020 /F. Bray, J. Ferlay, I. Soerjomataram [et al.] // CA: A Cancer Journal for Clinicians. — 2020. — Vol. 70, № 4. — P. 313–331.
2. Goodfellow, I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. — Cambridge : MIT Press, 2016. — 775 p.

3. McKinney, S. M. International evaluation of an AI system for breast cancer screening / S. M. McKinney, M. Sieniek, V. Godbole [et al.] // Nature. — 2020. — Vol. 577. — P. 89–94.
4. Лазарев, А. Ф. Применение нейронных сетей в медицинской диагностике / А. Ф. Лазарев, Н. А. Петрова // Медицинская информатика. — 2021. — № 3. — С. 70–78.
5. Хохлов, А. Л. Этические аспекты применения программного обеспечения с технологией искусственного интеллекта / А. Л. Хохлов // Качественная клиническая практика. — 2021. — № 1. — С. 70–84.

КЛИНИКО-ЭКОНОМИЧЕСКИЕ ПРЕИМУЩЕСТВА ЭНДОВАСКУЛЯРНОГО ЛЕЧЕНИЯ ДМПП У ДЕТЕЙ ПЕРЕД ОТКРЫТОЙ ХИРУРГИЕЙ

Четошникова Е.Р., Гончарова А.С.

Кафедра общественного здоровья, организации и экономики

здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Научный руководитель-ассистент кафедры Калинин Д.А.

Аннотация: Дефект межпредсердной перегородки является вторым по распространённости из врожденных пороков сердца и долгое время коррекция данного порока проводилась только с помощью открытого хирургического вмешательства с применением аппарата искусственного кровообращения, однако с каждым годом увеличивается количество операций путем рентгенэндоваскулярного закрытия порока с использованием окклюдера. Согласно имеющимся публикациям, применение эндоваскулярных методов коррекции аномалий приводит к сокращению продолжительности

госпитализации пациентов. Кроме того, наблюдается уменьшение объема назначаемого лечения, количества лабораторных анализов и трансфузий крови. В совокупности эти факторы способствуют снижению общих расходов, даже несмотря на то, что стоимость расходных материалов для эндоваскулярного закрытия дефектов межпредсердной перегородки остается достаточно высокой.

Ключевые слова: врожденные пороки сердца, кардиохирургия, эндоваскулярные методы, здравоохранение, инновации в кардиохирургии, бережливые технологии.

CLINICAL AND ECONOMIC ADVANTAGES OF ENDOVASCULAR TREATMENT OF DVT IN CHILDREN BEFORE OPEN SURGERY.

Chetoshnikova E.R., Goncharova A.S.

*Department of Public Health, Healthcare Organization and Economics named after
Professor A. D. Tkachev*

*Kemerovo State Medical University of the Ministry of Health of the Russian
Federation, Kemerovo, Russia*

Scientific supervisor-assistant of the department Kalinin D.A.

Abstract: Atrial septal defect is the second most common of congenital heart defects, and for a long time correction of this defect was carried out only through open surgery using an artificial circulation device, however, the number of operations by X-ray endovascular closure of the defect using an occluder is increasing every year. According to available publications, the use of endovascular methods for correcting anomalies leads to a reduction in the duration of hospitalization of patients. In addition, there is a decrease in the volume of prescribed treatment, the number of laboratory tests and blood transfusions. Together, these factors contribute to reducing

overall costs, even though the cost of consumables for endovascular closure of atrial septal defects remains quite high.

Keywords: congenital heart defects, cardiac surgery, endovascular methods, healthcare, innovations in cardiac surgery, lean technologies.

Введение

Бережливое производство, без сомнения, представляет собой ценный инструмент для усовершенствования медицинского обслуживания и новаторского управления лечебными заведениями. Основной принцип бережливого менеджмента состоит в полном исключении неэффективности на всех этапах работы медицинского учреждения. Это позволяет достичь значительных улучшений: повысить лояльность пациентов, сократить расходы, улучшить качество услуг, ускорить рабочие процессы и оптимизировать использование капитала. Внедрение данного подхода ведет к уменьшению требуемых инвестиций, экономии ресурсов, сокращению временных затрат, увеличению производительности и, как следствие, к более эффективному достижению результата. [2]

Кардиохирургия, с момента своего возникновения, неизменно находится на передовых рубежах медицины по внедрению передовых технологий. Это накладывает особые обязательства на все отделения кардиохирургического центра, которые обязаны соответствовать самым строгим стандартам, вся кардиохирургическая служба должна отвечать наивысшим требованиям. Ее ключевой задачей является своевременная диагностика и лечение врожденных пороков сердца [1].

Врожденный порок сердца (ВПС)- это аномалия структуры сердца и его сосудов, которая формируется внутриутробно и приводит к нарушению гемодинамики. В 88% случаев причиной ВПС принято считать экзогенные факторы окружающей среды, такие как вирусные инфекции матери, прием определенных групп лекарственных средств, ионизация, алкоголь. На 12%

приходятся хромосомные аномалии. Частота встречаемости ВПС примерно 7-17 случаев на 1000 живорожденных детей.

Дефект межпредсердной перегородки (ДМПП) – это один из видов врожденного порока сердца, характеризующееся наличием аномального отверстия в перегородке сердца, которая разделяет правое и левое предсердие, в результате чего сброс крови происходит слева направо и приводит к перегрузке правых отделов сердца. Частота встречаемости данного порока примерно от 0,3 до 1,6 случаев на 1000 живорожденных детей. Дефект межпредсердной перегородки среди всех ВПС составляет 5%-35%. [3]

Объекты и методы исследования:

Информация была получена из баз данных, таких как PubMed, Научная электронная библиотека «КиберЛенинка» и eLIBRARY с использованием ключевых слов, связанных с здравоохранением, кардиохирургией, бережливыми технологиями, эндоваскулярным вмешательством.

Результаты и их обсуждение

Для анализа оценки бережливых технологий были взяты данные по оперативному лечению дефекта межпредсердной перегородки у детей в Федеральном государственном бюджетном научном учреждении НИИ КПССЗ г.Кемерово. В 2025г было проведено 58 эндоваскулярных вмешательств и 29 операций закрытия ДМПП у детей путем «открытой» хирургии.

Традиционный подход к коррекции дефекта межпредсердной перегородки (ДМПП) заключался в проведении открытой операции с доступом через срединную стернотомию. Тем не менее, за последние несколько десятилетий стали набирать популярность малотравматичные хирургические методы, такие как боковая миниторакотомия, с целью минимизации хирургической травмы, снижения вероятности осложнений, ускорения восстановления и улучшения эстетических результатов.

С 1990-х годов наблюдается активное развитие эндоваскулярных техник лечения ДМПП. По мере накопления опыта эндоваскулярные процедуры стали предпочтительным методом лечения детей с изолированным ДМПП, вытесняя открытые операции по коррекции этого врожденного порока сердца. Однако следует признать, что эндоваскулярный метод имеет ряд ограничений, которые не позволяют полностью отказаться от применения открытой хирургии [5]. Эндоваскулярное устранение дефекта межпредсердной перегородки (ДМПП) осуществляется трансфеморальным доступом через верхнюю треть бедренной вены. Устройство-окклюдер, состоящее из двух «зонтиков» из сплава с памятью формы, доставляется в катетере-доставщике. После продвижения катетера через нижнюю полую вену, правое и левое предсердия, первый «зонтик» раскрывается в левом предсердии, прижимаясь к краям дефекта. Затем раскрывается второй «зонтик», и их взаимное прилегание закрывает ДМПП. Устройство надежно фиксируется зажатými участками перегородки шириной 2-3 мм. Ключевым условием успешного эндоваскулярного закрытия является наличие хорошо сформированных краев дефекта, иначе возможен остаточный дефект или смещение устройства. Пористая структура окклюдера способствует тромбированию и прекращению шунтирования крови. Наиболее распространенным является устройство Амплатцер, но существуют и аналоги с теми же принципами работы. Эндоваскулярное лечение применимо в 70% случаев ДМПП, тогда как 30% требуют открытого хирургического вмешательства [4].

При кардиохирургических вмешательствах на открытом сердце стандартно выполняется срединная стернотомия с резекцией вилочковой железы и вскрытием перикарда. Для работы аппарата искусственного кровообращения (АИК) требуется полная блокировка свертываемости крови гепарином. Далее производится канюляция аорты и полых вен. Сердечная деятельность останавливается кардиopleгией (охлажденный раствор калия в

коронарные артерии). На этом этапе проводится основная хирургия. По завершении основного этапа камеры сердца заполняются жидкостью, удаляется воздух. После ушивания сердца и восстановления его насосной функции АИК отключается, удаляются канюли. Для нейтрализации гепарина вводится протаминсульфат. Имплантируются электроды для электрокардиостимуляции [4].

После операции путем «открытого» доступа дети находились в стационаре 10 койко-дней, в то время как после эндоваскулярного вмешательства-3дня. Следовательно, за этот период при эндоваскулярном подходе можно выполнить от 3 до 5 вмешательств, что увеличивает «кочный оборот» стационара. Дополнительно, пациенты после стернотомии нуждались в наблюдении в отделении анестезиологии и реанимации в течение 24часов. Также, эта группа пациентов нуждалась в применении аппарата искусственного кровообращения, ИВЛ и гемотрансфузии, что несло дополнительную экономическую нагрузку. У пациентов после эндоваскулярного вмешательства данных потребностей не возникло [5].

В послеоперационный период пациентам, перенесшим операцию "открытым" доступом чаще требуется выполнение ЭхоКГ, лабораторных исследований, увеличения объема проводимой терапии и реабилитации, что требует дополнительных финансовых и человеческих ресурсов.

Исследования, проводимые в лабораториях, имеют первостепенное значение как в процессе лечения разнообразных болезней, так и при восстановлении пациентов после хирургического вмешательства. Установлено, что примерно 70% клинических решений опираются на данные, полученные в ходе лабораторных тестов. Следовательно, уровень качества услуг в этой области напрямую определяет общую эффективность медицинского обслуживания. Важным аспектом является также экономическая составляющая, поскольку на лабораторную диагностику

выделяется от 3 до 5 процентов общего бюджета, предназначенного для системы здравоохранения [1]. По данным публикаций можно установить, что в каждом медицинском учреждении необходимо внедрение лабораторно-информационной системы для оптимизации процесса по ведению пациентов в периоперационном периоде и использованию технологий бережливого производства [1].

Эндоваскулярная коррекция дефекта межпредсердной перегородки (ДМПП) демонстрирует значительные преимущества перед прочими малоинвазивными методиками (торакотомия из бокового минидоступа). Ключевыми достоинствами данного подхода являются отказ от искусственной вентиляции легких и вспомогательного кровообращения, отсутствие необходимости пребывания в реанимации и анестезиологическом отделении, а также сокращение общего срока госпитализации. Кроме того, эндоваскулярная процедура минимизирует кровопотерю, исключая потребность в гемотрансфузии. Важно отметить, что при этом достигаются сопоставимые клинические и функциональные результаты как в госпитальном периоде, так и на более отдаленных сроках наблюдения [5].

В последние десять лет в мировой медицинской практике отдается предпочтение эндоваскулярным методам лечения дефектов межпредсердной перегородки (ДМПП) при условии их технической возможности, клинической целесообразности и безопасности для пациента. Такой подход способствует оптимизации расходов. Таким образом, применение принципов бережливого производства в рамках комплексного подхода к кардиоторакальной хирургии и реанимации может позволить оптимизировать рабочие процессы, уменьшая издержки и повышая результативность [6].

Выводы

На основе изученного материала можно сформулировать следующие выводы.

1. Клиническая эффективность и безопасность: Эндоваскулярное лечение дефекта межпредсердной перегородки (ДМПП) у детей является наиболее эффективным и безопасным методом по сравнению с открытой хирургией. Оно позволяет избежать использования аппарата искусственного кровообращения (АИК) и искусственной вентиляции легких (ИВЛ), а также снижает потребность в гемотрансфузиях и пребывании в отделении интенсивной терапии.

2. Эндоваскулярный метод является экономически выгодным для медицинской организации. Снижение затрат достигается за счет уменьшения койко-дней пребывания, что приводит к увеличению оборота койки, отказа от дорогостоящих этапов лечения (ИВЛ, АИК, реанимация, гемотрансфузия), снижение человеческой и финансовой нагрузки в период реабилитации пациентов.

3. Необходимо внедрение лабораторной информационной системы как эффективный механизм для оценки целесообразности назначения лабораторных тестов как с количественной, так и с качественной точек зрения. Эта система также способствует анализу экономических аспектов получаемых данных, что особенно важно при формировании профилей исследований. Такой подход открывает возможности для дальнейшей оптимизации лабораторной деятельности и внедрения принципов бережливого производства в клиническую практику.

Внедрение эндоваскулярного вмешательства полностью соответствует принципам бережливого производства в здравоохранении. Данный метод позволяет оптимизировать рабочий процесс, сократить издержки и уменьшить затраты на медицинское учреждение без потери результативности. Эндоваскулярное лечение является предпочтительным методом выбора при изолированном ДМПП у детей и занимает лидирующие позиции, постепенно вытесняя открытые хирургические вмешательства.

Литература / References:

1. Бокерия Л. А., Сатюкова А. С., Ярустовский М. Б., Тетвадзе И. В., Купряшов А. А., Щербак Анастасия Витальевна, Киртбая Л. Н., Смирнов И. С., Гранков А. В. Лабораторные информационные системы во внутреннем контроле качества кардиохирургического стационара // Здоровоохранение РФ. 2021. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/laboratornye-informatsionnye-sistemy-vo-vnutrennem-kontrole-kachestva-kardiohirurgicheskogo-statsionara> (дата обращения: 22.02.2026)
2. Загайнов А. И. Стратегия применения системы бережливого управления в медицине // Интерактивная наука. 2023. № 4 (80). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/strategiya-primeneniya-sistemy-berezhlivogo-upravleniya-v-medicine> (дата обращения: 21.02.2026).
3. Зарипов Д. Э. Анализ частоты и структуры врожденных пороков сердца у детей // Бюллетень науки и практики. 2024. № 3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-chastoty-i-struktury-vrozhdennyh-porokov-serdtsa-u-detey> (дата обращения: 22.02.2026).
4. Миролюбов Л. М., Нурмеев И. Н. Современные возможности оперативного лечения врожденных пороков сердца у детей и наблюдение после кардиохирургических вмешательств // ПМ. 2020. № 1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-vozmozhnosti-operativnogo-lecheniya-vrozhdennyh-porokov-serdtsa-u-detey-i-nablyudenie-posle-kardiohirurgicheskikh> (дата обращения: 21.02.2026).
5. Шушпанников П. А., Халивопуло И. К., Шабает И. Ф., Сизова И. Н., Омельченко А. Ю., Тарасов Р. С. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭНДОВАСКУЛЯРНОЙ И МИНИИНВАЗИВНОЙ КОРРЕКЦИИ И РЕМОДЕЛИРОВАНИЕ СЕРДЦА У ДЕТЕЙ С ДЕФЕКТОМ МЕЖПРЕДСЕРДНОЙ ПЕРЕГОРОДКИ // Комплексные проблемы сердечно-сосудистых заболеваний. 2022. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/rezultaty-endovaskulyarnoy-i-miniinvazivnoy>

korreksii-i-remodelirovanie-serdtsa-u-detey-s-defektom-mezhpredserdnoy-peregorodki (дата обращения: 22.02.2026).

6. Brown, Tyler N. MD, FAAP1; Justice, Lindsey DNP1; Malik, Farhan DO1,2; Lehenbauer, David MD1; O'Donnell, Alan PA-C1; Brown, James M. MS4; Powers, Tricia4; Neogi, Smriti PhD4; Cooper, David S. MD, MPH1,3; Mah, Kenneth E. MD, MS1,3,5. Improvement in Multidisciplinary Provider Rounding (Surgical Rounds) in the Pediatric Cardiac ICU: An Application of Lean Methodology. Pediatric Critical Care Medicine 24(6):p e282-e291, June 2023. | DOI: 10.1097/PCC.0000000000003218

РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДЕРМАТОВЕНЕРОЛОГИИ

Янец Ольга Евгеньевна

Заведующая кафедрой «Дерматовенерологии и косметологии», доцент,

К.М.Н.

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Дяченко Ксения Андреевна

Ассистент кафедры «Дерматовенерологии и косметологии»

ФГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Россия, г. Кемерово

Аннотация.

Публикация посвящена возможностям искусственного интеллекта в медицинской деятельности врача-дерматовенеролога. На сегодняшний день ранняя диагностика злокачественных новообразований кожи становится все более актуальной проблемой по причине роста заболеваемости за последние 10 лет. Диагностика рака кожи на самых ранних стадиях очень важна, так как

процент выживаемости при поздних стадиях очень низкий. Существует маршрутизация пациентов с целью профилактического обследования новообразований кожи и выделения групп риска развития рака кожи. Первоначально пациенты направляются к врачу-дерматовенерологу для неинвазивного обследования новообразований кожи. Эффективным неинвазивным скрининговым методом, который в первую очередь используется в ранней диагностике рака кожи, является дерматоскопия. Она помогает исследовать новообразования, не прибегая к биопсии кожи. В сфере дерматовенерологии используют систему скрининга новообразований кожи FotoFinder, которая включает в себя цифровую видеодерматоскопию, позволяющая многократно увеличивать исследуемое новообразование, а также, благодаря встроенному искусственному интеллекту, врач автоматически может определить риск злокачественности и в дальнейшем направить на дообследование к врачу-онкологу. Также система скрининга FotoFinder имеет функцию картирования, с помощью которой врач может создать цифровую «карту» всех новообразований и в динамике отслеживать изменения и появление новых образований на теле пациента.

Ключевые слова:

Искусственный интеллект, медицина, дерматовенерология, FotoFinder, злокачественные новообразования кожи

**THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN
DERMATOVENEROLOGY**

Olga Evgenievna Ianets

*Head of the Department of Dermatovenereology and Cosmetology, Associate
Professor, Candidate of Medical Sciences*

*Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education Kemerovo
State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation,
Kemerovo, Russia*

Ksenia Andreevna Dyachenko

*Teaching Fellow of the Department of Dermatovenereology and Cosmetology
Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education Kemerovo
State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation,
Kemerovo, Russia*

Abstract.

This paper is devoted to the possible uses of artificial intelligence in the real clinical practice of dermatovenereology. Today, early diagnosis of skin malignancies is becoming an increasingly urgent problem due to the increasing incidence over the past 10 years. The early diagnosis of skin cancer is critical, as the survival rate in the later stages is very low. There is a specific routing of patients for preventive examination of skin neoplasms and identification of risk groups for skin cancer. Initially, patients are referred to a dermatovenereologist for a non-invasive examination of skin neoplasms. Dermatoscopy is an effective non-invasive screening method, which is primarily used in the early diagnosis of skin cancer. It helps to examine neoplasms without performing a skin biopsy. In dermatovenereology, the FotoFinder skin neoplasm screening system is also used, which includes digital video dermatoscopy, allowing for high-magnification examination of the neoplasm. Thanks to the built-in artificial intelligence, the clinician can automatically determine the risk of malignancy and then request further oncological examination. The FotoFinder screening system also has a mapping function, allowing the clinician to create a digital "map" of all neoplasms and track changes over time and the appearance of new lesions on the patient's body.

Keywords:

Artificial intelligence, medicine, dermatovenerology, FotoFinder, skin malignancies

Введение:

Искусственный интеллект – это система, которая способна имитировать человеческое поведение для выполнения определённых задач, а также, используя полученную информацию, способна обучаться [11, с.1]. Сегодня искусственный интеллект встречается почти в каждой сфере деятельности человека, в том числе и в медицине [1, с. 36], [3, с. 3]. Его использование облегчает решение задач, что позволяет более эффективно диагностировать различные заболевания. Без него не обошлось и в сфере дерматовенерологии. Искусственный интеллект используют в диагностике заболеваний волос. С помощью цифровой трихоскопии врач может оценивать количественные параметры: плотность волос, распределение по толщине, соотношение терминальных и vellusных волос, количество фолликулярных единиц, а продвинутые программы используют для анализа изображений и подсчёта искусственный интеллект, который полностью освобождает человека от ручного подсчёта и уменьшает вероятность ошибки. Также искусственный интеллект применяют в дифференциальной диагностике псориаза и красного плоского лишая [6]. Но основным направлением в дерматологии, где искусственный интеллект продемонстрировал свои результаты, является распознавание злокачественных новообразований кожи [7, с.115-118], [5, с. 58-65]. К врачу-дерматовенерологу каждый день обращаются пациенты для обследования образований кожи, и не малая часть из них приходится на злокачественные новообразования. В 2023 г. в Российской Федерации меланомой кожи заболело 13270 человек, а немеланомными опухолями кожи -79 399 человек [9, с. 11]. Было зарегистрировано следующее распределение заболевших по стадиям: стадия I – 42,5 %, стадия II – 37,8 %, стадия III – 10,8 %, стадия IV – 7,9 %, стадия не установлена у 1,0 % [9, с. 11]. В

диагностике и лечении рака кожи очень важна своевременная диагностика на самых ранних стадиях заболевания для предотвращения метастазирования, сохранения здоровья пациента, а также снижения смертности населения [8,с.257-262] [2, с.168]. Для диагностики рака кожи в дерматологии применяется скрининговая система FotoFinder, которая с помощью встроенного искусственного интеллекта позволяет автоматически определить риск злокачественности исследуемого новообразования. Данная система скрининга имеет преимущество над обычной дерматоскопией. Цифровая видеодерматоскопия оснащена видеокамерой высокого разрешения, что позволяет рассмотреть структуру новообразований лучше, чем при ручном методе. Также система FotoFinder сохраняет все снимки новообразований кожи пациента и даёт возможность сравнивать состояние новообразований и выявлять минимальные изменения.

Объекты и методы исследования:

Объектом исследования в данной статье является система скрининга новообразований кожи FotoFinder, которую с 2023 года имеют возможность использовать врачи-дерматовенерологи Кузбасского клинического кожно-венерологического диспансера. Целью исследования является оценка первых результатов работы аппарата, его возможности и эффективность с помощью зарегистрированных лиц с высоким риском злокачественности новообразований, а также определить векторы дальнейшего развития.

Результаты и их обсуждение:

Группой учёных из разных стран были проведены исследования, которые показали, что нейронная сеть может классифицировать кожные новообразования более эффективно, чем профессиональные дерматологи [4, с. 100], [10].

FotoFinder — это высокотехнологичная система для цифровой дерматоскопии и «картирования» кожи (создания «паспорта родинок») с применением искусственного интеллекта.

При исследовании кожи на установке FotoFinder в первую очередь проводится элюминесцентная микроскопия каждого подозрительного новообразования кожи, затем выполняются цифровые фотографии, и изучается структура новообразований на микроскопическом уровне с использованием полученных фотографий. Результат анализа с помощью автоматической диагностической системы представляется в виде оценки вероятности наличия меланомы на специальной шкале монитора (рис.1). Если весовой коэффициент превышает значение 0,65, вероятность меланомы достигает 90%. Данная система позволяет своевременно, на самых ранних стадиях определить риск злокачественности новообразований, а также создать базу данных цифровых фотографий дерматоскопической картины каждого выявленного новообразования для дальнейшего динамического наблюдения пациентов в группе высокого риска развития меланомы кожи. В 2024 году за медицинской помощью в Кузбасский кожно-венерологический диспансер обратилось 864 человека, а в 2025 году — 1427 человек с целью обследования новообразований. Все обратившиеся были взяты на диспансерный учет. С помощью скрининговой системы FotoFinder в 2024 году из 864 человек 198 человек были обследованы на аппарате FotoFinder, из них у 174 человек был выявлен высокий риск злокачественности новообразований. Из 174 выявленных лиц с высоким риском у 155 человек гистологически был подтвержден рак кожи, что составляет 89% от всех выявленных лиц с высоким риском злокачественных новообразований. В 2025 году из 1427 обратившихся человек 376 пациента были обследованы на аппарате FotoFinder. Из обследуемых с помощью системы скрининга у 94 человека был выявлен высокий риск злокачественности новообразований, и они были направлены на

дообследование к врачу-онкологу. Из 94 выявленных лиц у 85 человек гистологически был подтвержден рак кожи, что составляет 90% от всех выявленных с помощью системы скрининга FotoFinder лиц с высоким риском злокачественных новообразований.

Выводы:

Из вышеуказанных данных можно сделать вывод о том, что система скрининга новообразований FotoFinder является эффективным методом в диагностике рака кожи. Данная система со встроенным искусственным интеллектом является высокочувствительной, о чем говорит процент подтверждённых диагнозов, и позволяет врачу-дерматовенерологу выявить риск злокачественности новообразований при минимальных изменениях в нем. В отличие от дерматоскопа, FotoFinder позволяет многократно увеличивать исследуемое новообразование, что даёт возможность более подробно изучить его структуру и, благодаря встроенному искусственному интеллекту, FotoFinder обладает способностью сохранять данные о всех новообразованиях тела пациента и в динамике наблюдать за изменениями новообразований, что очень важно в работе врача-дерматовенеролога. Также на сегодняшний день на базе Кузбасского клинического кожно-венерологического диспансера рассматривается возможность диагностики различных видов алопеций и дерматозов, таких как псориаз, с помощью системы FotoFinder, что упростит работу врача-дерматовенеролога и повысит её эффективность.

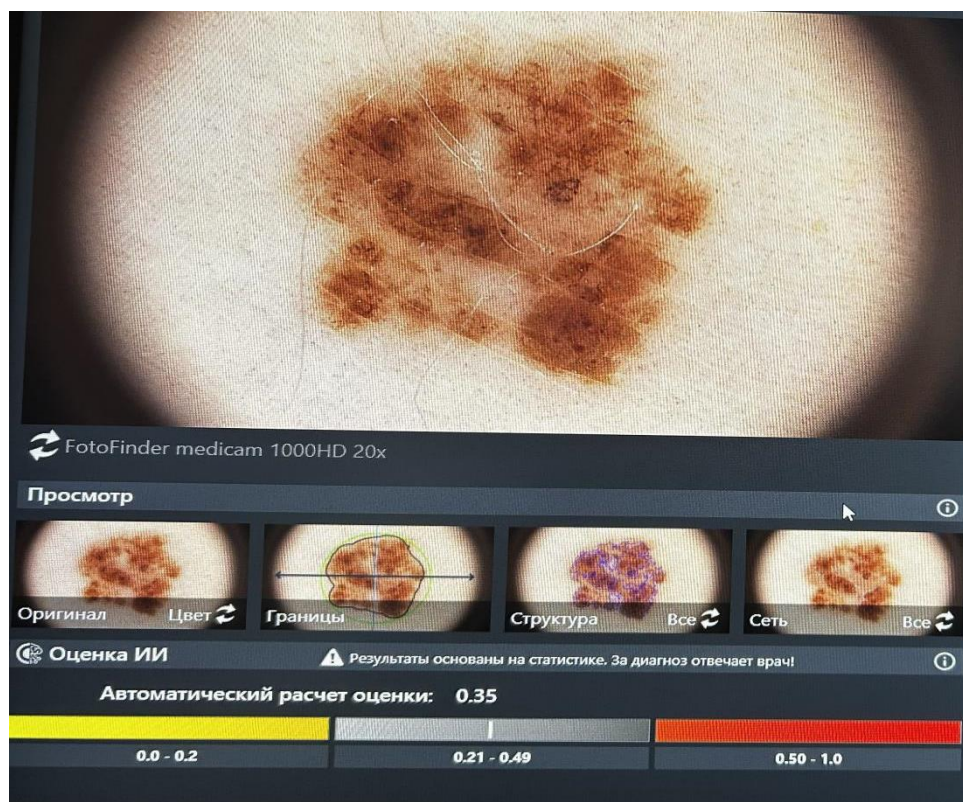


Рис.1 Автоматическое определение вероятности меланомы у подозрительного пигментного новообразования кожи (у данного пигментного новообразования признаков злокачественности не выявлено (весовой коэффициент менее 0,65)).

Литература/References:

1. Аверьянова О.А. Искусственный интеллект в условиях современной медицины / О.А. Аверьянова, В.И. Коршак // Естественные и математические науки в современном мире. – 2016. – №5 (40). – с. 36.

Averianova O.A. Iskusstvennyj intellekt v usloviyah sovremennoj mediciny [Artificial intelligence in the modern medicine]. / O.A. Averianova, V. Korshak // Estestvennye i matematicheskie nauki v sovremennom mire [Natural and mathematical sciences in the multiple world]. – 2016. – 36 p. [in Russian]

2. Дерматоонкология (злокачественные новообразования кожи, первичные лимфомы кожи): атлас / под ред. Н.В. Кунгурова. – Екатеринбург.: Изд-во Урал. ун-та, 2016. – 168 с.

3. Манкибаев Б.С. Основные направления внедрения искусственного интеллекта в медицине. / Б.С. Манкибаев // Наука, образование и культура. – 2019. – с. 3. Mankibaev B.S. Osnovnye napravleniya vnedreniya iskusstvennogo intellekta v medicine [The main directions of the introduction of artificial intelligence in medicine] / B.S. Mankibaev // Nauka, obrazovanie i kul'tura [Science, education and culture]. – 2019. – 3 p. [in Russian]

4. Мещерякова А.М. Искусственный интеллект в медицинской визуализации. Основные задачи и сценарии развития / Мещерякова А.М., Акопян Э.А., Слинин А.С. // Журнал телемедицины и электронного здравоохранения. – 2018. – с. 100. Meshcheryakova A.M. Iskusstvennyj intellekt v medicinskoj vizualizacii. Osnovnye zadachi i scenarii razvitiya [Artificial intelligence in medical imaging. Main objectives and development scenarios] / A.M. Meshcheryakova, E.A. Akopyan, A.S. Slinin // Zhurnal telemeditsiny i elektronnoho zdravoohraneniya [Journal of Telemedicine and eHealth]. – 2018. – 100 p. [in Russian]

5. Уфимцева М.А., Шубина А.С., Струин Н.Л., Петкау В.В., Емельянов Д.Е., Дорофеев А.В., Бочкарёв Ю.М. // Здравоохранение Российской Федерации. Алгоритм оказания медико-профилактической помощи пациентам групп риска по развитию злокачественных опухолей кожи- 2017. - Т. 61. - № 5. - с. 257-262.

6. Eskandari A, Sharbatdar M. Efficient diagnosis of psoriasis and lichen planus cutaneous diseases using deep learning approach. Sci Rep. 2024;14(1):9715. doi: [10.1038/s41598-024-60526-4](https://doi.org/10.1038/s41598-024-60526-4)

7. Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature. 2017;542(7639):115-118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>

8. Tschandl P, Rosendahl C, Akay BN, et al. Expert-level diagnosis of nonpigmented skin cancer by combined convolutional neural networks. JAMA Dermatol. 2019;155(1):58-65. <https://doi.org/10.1001/jamadermatol.2018.4378>

9. Клинические рекомендации Ассоциации онкологов России; Меланома кожи и слизистых оболочек > Клинические рекомендации РФ 2025 (Россия) > [Электронный ресурс] MedElement, с. 11

10. Annals of Oncology journal. [Electronic resource]. URL: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2017-08-14/china-splan-for-world-domination-in-ai-isn-t-so-craz>

11. Oracle Corporation: Что такое ИИ? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.oracle.com/cis/artificialintelligence/what-is-ai/> (дата обращения: 05.05.2022; Oracle Corporation: Chto takoe II? [Oracle Corporation: What is AI?] [Electronic resource]. URL: <https://www.oracle.com/cis/artificial-intelligence/what-is-ai/> (accessed: 05.05.2022) [in Russian]

ЧАТ-БОТЫ-ПСИХОЛОГИ: АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ПОДДЕРЖКА ПАЦИЕНТОВ С ПОСТТРАВМАТИЧЕСКИМ СТРЕССОВЫМ РАССТРОЙСТВОМ И ДЕПРЕССИЕЙ — ВОЗМОЖНОСТИ И ОГРАНИЧЕНИЯ НА СОВРЕМЕННОМ ЭТАПЕ

Елистратова А.А., Коннова Е.А.

Научный руководитель – кандидат медицинских наук Корбанова Татьяна Николаевна

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики
здравоохранения имени профессора А. Д. Ткачева*

*Кемеровского государственного медицинского университета,
г. Кемерово*

Аннотация. Целью исследования является анализ современных возможностей и ограничений применения чат-ботов психологической поддержки для пациентов с посттравматическим стрессовым расстройством и депрессией. Методы исследования – теоретический анализ научной литературы, сравнительное изучение цифровых терапевтических платформ и обобщение результатов клинических исследований эффективности автоматизированных систем психотерапевтической поддержки. Рассматриваются диагностические, терапевтические и организационные аспекты внедрения технологий искусственного интеллекта в сферу психического здоровья. Установлено, что чат-боты способны повышать доступность психологической помощи и снижать выраженность симптомов при легких и умеренных формах расстройств при условии клинического контроля и соблюдения этических норм.

Ключевые слова: чат-бот; искусственный интеллект; посттравматическое стрессовое расстройство; депрессия; цифровая психотерапия; когнитивно-поведенческая терапия; автоматизированная поддержка.

**CHAT-BOTS-PSYCHOLOGISTS: AUTOMATED SUPPORT FOR
PATIENTS WITH POST-TRAUMATIC STRESS DISORDER AND
DEPRESSION — OPPORTUNITIES AND LIMITATIONS AT THE
PRESENT STAGE**

ELISTRATOVA A.A., KONNOVA E.A.

Scientific supervisor – Candidate of Medical Sciences Korbanova Tatyana
Nikolaevna

*Department of Public Health, Organization and Economics of Healthcare named
after Professor A. D. Tkachev
Kemerovo State Medical University, Kemerovo*

Abstract. The purpose of the study is to analyze the current possibilities and limitations of using chatbots for psychological support for patients with post-traumatic stress disorder and depression. The methodology includes a theoretical analysis of scientific literature, a comparative study of digital therapeutic platforms, and a summary of the results of clinical studies on the effectiveness of automated systems for psychotherapeutic support. The study examines the diagnostic, therapeutic, and organizational aspects of the implementation of artificial intelligence technologies in the field of mental health. It has been established that chatbots can increase the availability of psychological assistance and reduce the severity of symptoms in mild to moderate forms of disorders, provided that clinical supervision and ethical standards are followed.

Keywords: chatbot; artificial intelligence; post-traumatic stress disorder; depression; digital psychotherapy; cognitive behavioral therapy; automated support.

Введение

Проблемы психического здоровья имеют объемный характер и являются одной из основных проблем современной системы здравоохранения. Депрессивные расстройства и посттравматическое стрессовое расстройство отличаются хроническим течением, высоким риском социальной дезадаптации [1, с.25].

Несмотря на развитие психофармакологии и психотерапии, доступность квалифицированной помощи остается ограниченной. При нехватке кадров и значительном отдалении пациентов цифровые технологии выступают основным средством для увеличения доступа к помощи.

Chat-боты-психологи – это программы, которые используют алгоритмы обработки доступного языка и технологии машинного обучения для имитации общения с психотерапевтом. Они проводят с пользователями структурированные беседы и предлагают упражнения, вдохновленные методами когнитивно-поведенческой терапии.

Объекты и методы исследования

Объектом исследования являются цифровые платформы психологической поддержки, функционирующие в формате чат-ботов и ориентированные на пациентов с симптомами депрессии и посттравматического стрессового расстройства.

Методология охватывает исследование рандомизированных контролируемых испытаний, мета-анализов и сравнительных исследований цифровых психотерапевтических средств, проведенных в период с 2015 по 2024 год. Оценивались показатели эффективности по шкалам PHQ-9 и PCL-5, а также уровень удержания пользователей и показатели удовлетворенности.

(Шкала PHQ-9 (Patient Health Questionnaire-9) помогает выявить симптомы депрессии и оценить их выраженность. Шкала PCL-5 (Posttraumatic Stress Disorder Checklist for DSM-5) помогает оценить наличие и тяжесть симптомов ПТСР) [2, с.48].

Результаты и их обсуждение

Клинические исследования показывают, что чат-боты, реализующие элементы когнитивно-поведенческой терапии, способны снижать

выраженность депрессивной симптоматики на 20 –30% по сравнению с исходным уровнем при использовании в течение 4–8 недель [3, с. 102].

Цифровые методы терапии для людей, страдающих посттравматическим стрессовым расстройством (ПТСР), показывают хорошие результаты в снижении симптомов тревоги и количества нежелательных воспоминаний. Особо выделяются программы, направленные на обучение методам самоконтроля и дыхательным практикам.

Среди достоинств таких подходов: круглосуточная доступность, конфиденциальность и уменьшение социальной настороженности по отношению к обращению за поддержкой. Тем не менее, возможности чат-ботов в установлении эмоциональной связи ограничены, и они не могут полностью заменить профессиональную помощь при выраженных формах расстройства. Серьезным ограничением остается проблема выявления суицидального риска и необходимость иметь автоматические алгоритмы экстренного реагирования. А также остаются вопросы защиты персональных данных и соблюдения медицинской этики.

Заключение

Чат-боты психологической поддержки являются перспективным направлением цифровой психотерапии и способны повысить доступность помощи пациентам с депрессией и посттравматическим стрессовым расстройством.

Признавая их эффективность, особенно при менее тяжелых формах указанных расстройств, следует подчеркнуть, что эти технологии должны дополнять, а не заменять традиционные подходы к лечению. Для дальнейшего прогресса в этой области необходимо углубленное клиническое подтверждение их действенности, усовершенствование механизмов понимания человеческой речи и создание законодательных рамок, регулирующих использование цифровых терапевтических инструментов.

Литература / References:

1. Безденежных, Б. Н. Психиатрия и медицинская психология : учебник / Б. Н. Безденежных, Ю. И. Данилова, Г. С. Воронин ; под ред. Б. Н. Безденежных Ю. И. Даниловой, Г. С. Ворониной. — Москва : ГЭОТАР-Медиа, 2021. — 688 с.
2. Захаров, Н. П. Современные проблемы психиатрии / Н. П. Захаров, К. В. Кондратьев // Журнал неврологии и психиатрии им. С. С. Корсакова. — 2022. — № 12. — С. 46–53.
3. Карпов, А. М. Посттравматическое стрессовое расстройство: эпидемиология, клиника, лечение / А. М. Карпов, И. Б. Полетаева // Российский психиатрический журнал. — 2023. — № 2. — С. 100–108.
4. Чермянин, С. В. Возможности использования искусственного интеллекта в диагностике и лечении психических расстройств / С. В. Чермянин, И. Я. Гурович, Г. В. Андрущак // Социальная и клиническая психиатрия. — 2022. — Т. 32, № 4. — С. 35–41.

ВАКЦИНАЦИЯ ДЕТЕЙ В СТРАНАХ БРИКС. СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ НАЦИОНАЛЬНЫХ КАЛЕНДАРЕЙ ПРИВИВОК РОССИИ И ИНДИИ: ВЫЗОВЫ ДЛЯ ЦИФРОВИЗАЦИИ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Гур Е.С., Каслина А.А.

Научный руководитель: ассистент Калинин Д.А.

*Кафедра общественного здоровья, организации и экономики здравоохранения
имени профессора А.Д. Ткачева*

Аннотация. Сохранение здоровья детей во многом зависит от вакцинопрофилактики, которая признана одним из самых действенных инструментов. В этой статье проводится сопоставление Национальных календарей профилактических прививок России и Индии. Анализируются ключевые отличия в перечне инфекций, против которых проводится вакцинация, сроках иммунизации и применяемых препаратах. Отдельно рассматриваются вопросы цифровизации систем учета вакцинации и перспективы использования искусственного интеллекта для автоматизации планирования, прогнозирования охвата прививками и выявления детей из групп риска, в частности, среди мигрантов. В заключение, делается вывод о необходимости унификации цифровых подходов к учету вакцинации для повышения эффективности эпидемиологического надзора и индивидуализации профилактической медицины в условиях глобализации.

Ключевые слова. Вакцинация, календарь прививок, Россия, Индия, цифровизация здравоохранения, искусственный интеллект, общественное здоровье.

**VACCINATION OF CHILDREN IN BRICS COUNTRIES.
COMPARATIVE ANALYSIS OF NATIONAL VACCINATION
CALENDARS OF RUSSIA AND INDIA: CHALLENGES FOR
DIGITALIZATION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

Gur E. S., Kaslina A.A., Kalinin D.A.

Department of Public Health, Organization and Economics of Health named after

Professor A.D. Tkachev

Kemerovo State Medical University, Russia, Kemerovo

Abstract. Maintaining the health of children largely depends on vaccine prevention, which is recognized as one of the most effective tools. This article compares the National Vaccination Calendars of Russia and India. Key differences in the list of infections against which vaccination is carried out, the timing of immunization and the drugs used are analyzed. Separately, the issues of digitalization of vaccination accounting systems and the prospects for using artificial intelligence to automate planning, predict vaccination coverage and identify children at risk, in particular among migrants, are considered. In conclusion, it is concluded that it is necessary to unify digital approaches to accounting for vaccination in order to increase the effectiveness of epidemiological surveillance and individualize preventive medicine in the context of globalization.

Keywords: Vaccination, vaccination calendar, Russia, India, digitalization of healthcare, artificial intelligence, public health.

Введение

По мнению Всемирной организации здравоохранения, программы вакцинации — это стратегически важные инвестиции в общественное здоровье, ежегодно предотвращающие до 3 миллионов смертей [5, с. 250]. В условиях растущей глобализации, активной миграции и расширения международного взаимодействия (например, в рамках БРИКС), крайне актуальным становится изучение и сопоставление национальных систем иммунизации. Несмотря на то, что Россия и Индия являются важными партнёрами, их подходы к составлению календарей прививок существенно расходятся. Это обусловлено уникальными для каждой страны эпидемиологическими вызовами, уровнем экономического развития и исторически сложившимися медицинскими практиками [1,2]. Цифровизация здравоохранения сталкивается с трудностями из-за несхожести подходов. Универсальные цифровые платформы и ИИ-инструменты для планирования вакцинации не могут работать без подстройки под каждый конкретный

протокол. Целью данной работы является сравнительный анализ национальных календарей прививок России и Индии и определение перспектив применения ИИ для оптимизации учета и планирования вакцинопрофилактики.

Объекты и методы исследования

Объектом исследования выступили официальные тексты Национального календаря профилактических прививок Российской Федерации (утв. Приказом Минздрава РФ) и Национального календаря иммунизации Индии (Universal Immunization Programme, UIP). Используются методы сравнительного анализа, синтеза и систематизации данных, а также контент-анализ нормативно-правовой документации.

Результаты и их обсуждение

Сравнительный анализ показал, что оба календаря включают вакцинацию против 12 инфекций, однако перечни различаются.

Сходства: оба государства проводят иммунизацию против туберкулеза (БЦЖ), вирусного гепатита В, дифтерии, столбняка, коклюша, полиомиелита и кори.

Различия:

В российский календарь входят прививки против гемофильной инфекции (для групп риска), пневмококковой инфекции, краснухи, эпидемического паротита и гриппа. Вакцинация против краснухи и паротита в Индии также проводится, но в рамках более широкой программы борьбы с корью[1].

Индийский календарь вакцинации, разработанный с учетом специфики региональной эпидемиологической обстановки, акцентирует внимание на иммунизации против ротавирусной инфекции (в ряде штатов), японского энцефалита (в зонах его распространения) и комбинированной вакцины против дифтерии, столбняка и коклюша (АКДС), включая бустерные дозы, введение

которых может отличаться по срокам от российских рекомендаций по ревакцинации [2]. В Индии также применяется вакцина против кори-краснухи (MR) в возрасте 9-12 месяцев, тогда как в России краснуха ставится отдельно или в составе тривакцины (корь-паротит-краснуха) в 1 год.

Сроки вакцинации:

Наблюдаются расхождения в сроках введения первых доз вакцин. Например, первая доза вакцины против гепатита В на территории Российской Федерации вводится в первые 24 часа жизни, а на территории Индии — в 48 часов. Вакцинация АКДС в России начинается с 3 месяцев, в Индии — с 6 недель (1,5 месяца). Данные расхождения в подходах обусловлены комплексом факторов.

Во-первых, это эпидемиологическая ситуация в стране. В Индии высокая «инфекционная нагрузка»: риск встретить возбудителя коклюша, туберкулеза или полиомиелита в первый месяц жизни крайне высок, поэтому иммунизацию начинают максимально рано — с 6 недель, чтобы сформировать защиту до контакта с инфекцией. Включение вакцин против японского энцефалита также продиктовано местной эндемичностью.

В России эпидемиологическая ситуация по многим инфекциям (например, коклюшу) более спокойная, что позволяет начать вакцинацию позже, когда иммунная система ребенка становится более зрелой и способной выработать стойкий иммунитет [3 с.45-51;10].

Во-вторых, ключевую роль играет тип используемых вакцин. Например, в стратегии борьбы с полиомиелитом Россия использует инактивированную вакцину (ИПВ) для первых прививок, что исключает риск вакциноассоциированного полиомиелита, но является более дорогостоящим. Индия использует живую оральную вакцину (ОПВ), создающую более сильный местный иммунитет в кишечнике, что критически важно для окончательной ликвидации полиомиелита в регионах, где он был эндемичен.

Что касается гемофильной инфекции, в России вакцинация показана только группам риска, тогда как в Индии она входит в обязательную пентавакцину для всех детей из-за более высокого риска Hib-менингитов и пневмоний.

В-третьих, сказываются исторически сложившиеся школы и экономика. Российская школа иммунизации исторически опиралась на более поздний старт, индийская — на максимально ранний. Смена устоявшейся системы требует времени и ресурсов. Расширение календаря и замена вакцин (как переход на ИПВ в России) требует значительных бюджетных затрат, поэтому страны выбирают стратегии, наиболее экономически эффективные для их уровня дохода и бремени болезней.

В-четвертых, важна организация системы здравоохранения. В России график прививок привязан к системе регулярных профилактических осмотров (в 3, 4.5, 6 месяцев). Индийский график (в 6, 10 и 14 недель) также синхронизирован с национальной программой развития ребенка и визитами в медицинские центры, что повышает приверженность вакцинации [6].

Вызовы для ИИ и цифровизации:

Технологические решения на основе искусственного интеллекта могут преодолеть трудности, связанные с различиями в календарях, которые препятствуют созданию унифицированных цифровых профилей здоровья при международном перемещении детей. В частности, ИИ может быть применен для:

- Автоматической конвертации и проверки полноты данных иностранного сертификата прививок в национальный формат;
- Построения персонализированных графиков наверстывающей вакцинации (catch-up vaccination) для детей-мигрантов с учетом исходного календаря страны выбытия и требований страны прибытия;
- Предиктивного анализа охвата вакцинацией в полиэтнических

регионах и прогнозирование рисков вспышек управляемых инфекций [4 с.12-19;9 с.22-30].

Современные технологии искусственного интеллекта начинают активно применяться для оптимизации вакцинопрофилактики и в самих странах. В России разработан чат-бот «Вакси» для информирования населения о национальном календаре прививок, что способствует повышению приверженности вакцинации. В Индии, в штате Уттар-Прадеш, внедрена система ИИ-мониторинга, которая через WhatsApp-напоминания повысила охват вакцинацией до 95%, что особенно актуально для регионов с низкой плотностью населения [8].

Международный опыт (например, Ганы) демонстрирует возможность использования машинного обучения для предиктивного выявления детей, пропускающих вакцинацию, на основе анализа временных характеристик получения предыдущих доз. Эти технологии могут быть адаптированы для решения проблемы различий в национальных календарях России и Индии, например, для построения догоняющих графиков вакцинации детей мигрантов.

Кроме того, ИИ позволяет проводить предиктивный анализ охвата вакцинацией в полиэтнических регионах и прогнозировать риски вспышек управляемых инфекций и заранее начинать работу по профилактике [7].

Заключение

Несмотря на общую задачу снижения числа инфекционных заболеваний, национальные календари прививок России и Индии отличаются набором вакцин и графиком их применения. Эти различия обусловлены особенностями эпидемиологической ситуации, историческими традициями, экономическими возможностями и организацией систем здравоохранения каждой страны.

При планировании цифровизации здравоохранения на федеральном и региональном уровнях важно принимать во внимание эти национальные особенности. Использование искусственного интеллекта и создание единых

цифровых платформ для обработки разнообразных данных открывает перспективы для улучшения вакцинопрофилактики и поддержания санитарно-эпидемиологического благополучия населения в современном мире [4 с.12-19;9 с.22-30].

Литература/References:

1. Приказ Министерства здравоохранения РФ от 6 декабря 2021 г. № 1122н «Об утверждении национального календаря профилактических прививок, календаря профилактических прививок по эпидемиологическим показаниям и порядка проведения профилактических прививок».
2. Ministry of Health and Family Welfare, Government of India. National Immunization Schedule (UIP). New Delhi, 2023.
3. Галиуллин А. Н., Садыкова А. Р. Современные проблемы вакцинопрофилактики в крупных городах // Общественное здоровье и здравоохранение. 2022. № 4. С.45-51.
4. Кудряшова И. А., Царик Г. Н. Цифровая трансформация здравоохранения: управленческие аспекты // Менеджмент в здравоохранении. – 2024. – № 1. С. 12-19.
5. Таточенко В. К., Озерцовский Н. А., Федоров А. М. Иммунопрофилактика-2023: справочник. Москва: Боргес, 2023.
6. История вакцинации: от Индии до Европы и России [Электронный ресурс] // Виферон: [сайт]. — 2023. — URL: <https://viferon.ru/istoriya-vakcinacii-ot-indii-do-evropy-i-rossii/> (дата обращения 20.02.2026).
7. Главные новости о медицинской и фармацевтической отрасли России [Электронный ресурс] // PharmMedProm: отраслевой портал. — 2024. — URL: <https://pharmmedprom.ru/news/v-rossii-poyavilsya-chat-bot-kotoryj-orientiruet-polzovatelej-v-podbore-vakczin/> (дата обращения 20.02.2026).
8. Цифровые сервисы для вакцинации: обзор российских решений

[Электронный ресурс] // Appercase.ru: всё о мобильных приложениях и сервисах. — 2024. — URL: <https://www.appercase.ru/news/111518/> (дата обращения 20.02.2026).

9. Singh, P. Artificial Intelligence in Public Health: Applications for improving vaccination coverage in developing countries. 2023 – 22-30 P. [Электронный ресурс]. URL: <https://jogh.org/>.

10. Why childhood immunization schedules matters [Электронный ресурс] // World Health Organization: [сайт]. — 2023. — URL: <https://www.who.int/news-room/feature-stories/detail/why-childhood-immunization-schedules-matters> (дата обращения 20.02.2026).