



Персонализация коммуникации с пациентом: большие языковые модели

Костров С. А., Потапов М. П., Аккуратов Е. Г.

ФГБОУ ВО «Ярославский государственный медицинский университет», Ярославль, Российская Федерация

Аннотация

Представлен анализ роли и перспектив больших языковых моделей (LLM) в трансформации современного здравоохранения, с акцентом на улучшение взаимодействия в системе «врач-пациент». Рассматривается спектр применения LLM: от автоматизации административных задач до поддержки пациентов в самообразовании и управлении своим здоровьем. Раскрывается способность к семантической адаптации, к переводу сложной медицинской терминологии на язык, понятный пациенту, что поддерживает концепцию совместного принятия решений. Освещаются практические кейсы применения LLM, включая мониторинг хронических заболеваний, поддержку приверженности медикаментозной терапии и предоставление инструкций в экстренных ситуациях. Принимая проблемы точности общедоступных LLM, возможность генерации ложной информации («галлюцинаций»), предвзятость данных, а также этические и регуляторные вызовы, связанные с конфиденциальностью данных и ответственностью за предоставленную информацию, раскрываются технологические аспекты, такие как поисковые архитектуры Retrieval-Augmented Generation и методики Chain of Thought для повышения точности и клинической релевантности генерируемых LLM ответов, а голосовые интерфейсы — как средство улучшения доступности этих технологий для различных групп населения. Акцентируется потребность в междисциплинарном сотрудничестве и создании чётких нормативно-правовых рамок для безопасного и эффективного внедрения технологий в клиническую практику.

Ключевые слова: большие языковые модели; искусственный интеллект; цифровая трансформация здравоохранения; коммуникация врач-пациент; GPT

Для цитирования: Костров С. А., Потапов М. П., Аккуратов Е. Г. Персонализация коммуникации с пациентом: большие языковые модели. *Пациентоориентированная медицина и фармация*. 2025;3(2):68–79. <https://doi.org/10.37489/2949-1924-0093>. EDN: ZQRMVV.

Поступила: 20.04.2025. **В доработанном виде:** 25.05.2025. **Принята к печати:** 10.06.2025. **Опубликована:** 30.06.2025.

Personalizing communication with the patient: large language models

Sergey A. Kostrov, Maxim P. Potapov, Eugeny G. Akkuratov

Yaroslavl State Medical University, Yaroslavl, Russian Federation

Abstract

The paper analyzes the role and prospects of large language models (LLMs) in the transformation of modern healthcare, with a focus on improving doctor-patient interactions. The spectrum of LLM applications is considered: from automating administrative tasks to supporting patients in self-education and managing their health. It reveals the ability to semantic adaptation, to translate complex medical terminology into a language understandable to the patient, which supports the concept of shared decision-making. Practical cases of LLM application are highlighted, including monitoring chronic disease, supporting adherence to drug therapy, and providing instructions in emergency situations. Accepting the problems of accuracy of publicly available LLMs, the possibility of generating false information (“hallucinations”), data bias, and ethical and regulatory challenges related to data privacy and accountability for the information provided, technological aspects such as Retrieval-Augmented Generation search architectures and Chain of Thought techniques to improve the accuracy and clinical relevance of LLM-generated responses, and voice interfaces as a means of improving the accessibility of these technologies to diverse populations are disclosed. The need for interdisciplinary collaboration and a clear regulatory framework for safe and effective implementation of technologies in clinical practice is emphasized.

Keywords: large language models; artificial intelligence; digital transformation of healthcare; doctor-patient communication; GPT

For citation: Kostrov SA, Potapov MP, Akkuratov EG. Personalizing communication with the patient: large language models. *Patient-oriented medicine and pharmacy*. 2025;3(2):68–79. <https://doi.org/10.37489/2949-1924-0093>. EDN: ZQRMVV.

Received: 21.02.2025. Revision received: 10.04.2025. Accepted: 20.04.2025. Published: 30.06.2025.

Введение / Introduction

Состояние здравоохранения характеризуется двумя параллельными и взаимосвязанными тенденциями: экспоненциальным ростом объемов медицинской информации и стремительным развитием технологий искусственного интеллекта (ИИ), в особенности больших языковых моделей (Large Language Models; LLM). Ежедневно генерируются огромные массивы данных — от результатов клинических исследований и научных публикаций до электронных медицинских карт (ЭМК) и записей данных с носимых устройств. По оценкам 2020–2022 годов, объем клинически значимых данных удваивается каждые 73 дня, однако до 80% этой информации остаётся неструктурированной, представляя собой тексты на естественном языке, изображения или аудиозаписи [1]. В настоящее время темы роста объемов информации только увеличиваются, что требует внедрения технологий больших данных и искусственного интеллекта.

Искусственный интеллект представлен широким спектром технологий, охватывающих экспертные системы поддержки принятия решений, машинное обучение, компьютерное зрение, робототехнику, интеллектуальный анализ медицинских изображений, а также автоматизацию административных процессов и управление большими данными [1, 2].

LLM способны кардинально изменить подходы к обработке медицинской информации, помогая осуществлять семантический поиск по обширным базам данных, автоматически извлекая ключевые сведения из неструктурированных клинических заметок, суммируя объемные истории болезни или научные статьи, облегчая врачам и пациентам доступ к релевантным знаниям [3]. LLM становятся катализатором переосмысления устоявшихся подходов к взаимодействию в сфере здравоохранения, предлагая инновационные решения для преодоления системных ограничений, среди которых помимо хронического дефицита времени у клиницистов наиболее значимыми является наличие языковых и культурных барьеров, а также недостаточный уровень медицинской грамотности среди пациентов [4].

LLM обладают потенциалом для предоставления релевантных, персонализированных и своевременных ответов, а также для трансляции сложной медицинской терминологии и концепций на язык, доступный и понятный для неспециалиста. LLM находят широкое применение в качестве виртуальных ассистентов и чат-ботов для разъяснения специфической медицинской терминологии, предоставления пациентам доступной информации

о различных заболеваниях, механизмах их развития, современных методах диагностики и лечения, а также о потенциальных побочных эффектах лекарственных препаратов и мерах профилактики [5].

Современная медицина всё активнее отходит от унифицированных, стандартизированных протоколов к персонализированным и пациентоориентированным подходам, где ключевым элементом терапевтического процесса становится совместное принятие решений (shared decision making; SDM), при котором медицинские решения принимаются в результате коллаборативного процесса между врачом и информированным пациентом [6]. Большие языковые модели могут играть важную роль в поддержке SDM, предоставляя как врачам, так и пациентам доступ к информации в понятном формате, моделируя возможные исходы различных терапевтических стратегий и помогая согласовать оптимальный план действий. Переход к увеличению доли неинфекционных заболеваний требует переориентации систем здравоохранения с реактивного лечения на проактивную профилактику и управление хроническими состояниями.

Исторический контекст и современные возможности ИИ и LLM в медицине / Historical context and current possibilities of AI and LLM in medicine

Искусственный интеллект в здравоохранении имеет богатую историю, насчитывающую более полувека. В развитии экспертных систем существенный след оставили первые ИИ системы, такие как MYCIN, INTERNIST-1 и CASNET, заложившие фундамент для дальнейшего развития медицинских экспертных систем. Однако в силу недостаточной инфраструктурной и технологической зрелости длительное время отмечался скептицизм в отношении возможностей ИИ как в здравоохранении, так и по другим отраслям (период, получивший название «Зима ИИ»). В результате темпы исследований и внедрения ИИ в медицине существенно замедлились, и лишь с развитием новых вычислительных технологий, методов машинного обучения и нейросетей интерес к этой области возродился на новом уровне. Согласно систематическим обзорам и анализу публикаций, основная масса исследований и внедренных решений приходится именно на период 2022–2024 годов (называемые в профессиональном сообществе «Весной ИИ») и продолжается в настоящее время, что отражает увеличение интереса к ИИ в клинических и пациентоориентированных сценариях.

Среди всех направлений искусственного интеллекта особое место занимают большие языковые модели, способные обрабатывать, анализировать и генерировать тексты на естественном языке. Наблюдается стремительный рост и активное внедрение LLM в практику здравоохранения как со стороны медицинских работников, так и пациентов. Помимо профессиональных систем таких как GatorTron, Med-PaLM, BioGPT, ClinicalBERT [2, 7], обученных на специализированных корпусах, широкодоступные современные LLM, такие как ChatGPT, LLaMA, Gemini, GigaChat, YandexGPT и другие обучаются на огромных массивах общенаучной информации в том числе медицинской, что позволяет им выполнять широкий спектр задач — от автоматизации рутинных процессов до поддержки клинических решений и коммуникации с пациентами [4].

Развитие архитектур на основе трансформеров и методов дообучения на медицинских данных позволило LLM достичь уровня, при котором они способны обрабатывать специализированные клинические запросы. Модель GPT-4 от OpenAI в 2024 году достигла точности 90,2%, а модели Med-PaLM 2 компании Google демонстрируют точность в 85% на тестах MedQA, используемых для оценки знаний в USMLE (United States Medical Licensing Examination), что сопоставимо с результатами врачей [5]. В ходе тестирования разработка Сбер — GigaChat также успешно справилась с тестовым и теоретическим экзаменами по специальности Лечебное дело и Педиатрия, а также с аккредитационными тестами по специальности неврологи и ряду других.

Генеративные возможности LLM дополняются решениями на основе RAG-архитектур (Retrieval-Augmented Generation, Поисковая Дополненная Генерация) с доступом к актуальным базам данных ClinicalTrials.gov, UpToDate, PubMed, и другим верифицированным источникам медицинской информации. Этот подход позволяет существенно повысить достоверность и клиническую релевантность генерируемых ответов, одновременно минимизируя риски так называемых конфабуляций или «галлюцинаций», что является известным ограничением стандартных LLM [2].

Применение LLM для административных задач и повышения качества обслуживания пациентов / Applying LLM to administrative tasks and improving patient care

Благодаря возможностям эффективно обрабатывать и интерпретировать неструктурированные данные LLM становятся важным инструментом для решения административных задач в здравоохранении, существенно облегчая рутинные процессы,

способствуя более эффективному распределению ресурсов, повышению качества обслуживания пациентов и улучшению клинических исходов. Врачи и медсёстры традиционно тратят значительную часть рабочего времени на ведение и обновление электронных медицинских карт, оформление форм и протоколов, транскрипцию заметок после приёма пациентов, подготовке отчётности [2, 8].

Внедрение LLM снижает нагрузку на первичное звено здравоохранения, оптимизируя процессы маршрутизации пациентов и ускоряя обработку обращений. Для пациентов это означает сокращение времени ожидания консультаций, возможность мгновенно получить «второе мнение» по установленному диагнозу или плану лечения, а также расширяет инструменты для непрерывного мониторинга и самоменеджмента хронических заболеваний через удобные интерфейсы, например, чат-боты или мобильные приложения [8, 9].

Модели могут анализировать жалобы пациентов в свободной форме, тексты медицинских карт, анамнестические сведения, результаты лабораторных и инструментальных исследований. Извлекая из этих гетерогенных данных клинически значимые паттерны и взаимосвязи, которые могут быть не очевидны для человека-врача при рутинном анализе, LLM могут предлагать гипотезы для дифференциальной диагностики, рекомендовать варианты терапии, основанные на актуальных клинических руководствах и данных доказательной медицины, а также выполнять функции фармаконадзора, выявляя потенциальные риски лекарственных взаимодействий или побочных эффектов с учётом индивидуальных особенностей пациента, повышая безопасность лечения. Это высвобождает ценное время медицинских работников, позволяя им сконцентрироваться на непосредственных клинических задачах, взаимодействии с пациентами и принятии обоснованных медицинских решений, что в конечном итоге способствует повышению качества медицинской помощи [10].

LLM способны идентифицировать и учитывать социальные детерминанты здоровья (Social Determinants of Health; SDOH) (жилищные условия, уровень образования, занятость, доступность качественного питания, доступ к транспорту) из различных электронных записей, выявляя группы населения с повышенным риском и разрабатывать целевые, прецизионные профилактические вмешательства и программы общественного здравоохранения [4].

Важно отметить, что любые рекомендации, сгенерированные ИИ должны рассматриваться как вспомогательные и требующие врачебного контроля, особенно в сложных или неординарных случаях.

Коммуникативные практики / Communication practices

Интеграция LLM в клинические процессы трансформирует диалог между медицинским работником и пациентом, особенно в работе с уязвимыми группами населения, способствуя установлению более эффективного терапевтического альянса и повышению удовлетворённости пациентов полученной помощью.

Пандемия COVID-19 способствовала ускорению процессов цифровой трансформации в системе здравоохранения, и интеграция с системами искусственного интеллекта, включая LLM, сыграла в этом ключевую роль. В условиях беспрецедентной нагрузки на медицинские учреждения LLM использовались для автоматизации обработки шквала запросов в колл-центрах и на горячих линиях, обеспечивая маршрутизацию пациентов и предоставление стандартной информации. В синергии с моделями компьютерного зрения, такими как свёрточные нейронные сети (Convolutional neural network; CNN), LLM участвовали в анализе и интерпретации медицинских изображений, например, компьютерной томографии лёгких, помогая в диагностике COVID-ассоциированной пневмонии, а также они применялись для оказания первичной психологической поддержки пациентам, находящимся в условиях изоляции или испытывающим повышенную тревожность, и во множестве других сценариев [2, 11].

Однако последующие исследования выявили серьёзные долгосрочные последствия перенесённой инфекции: согласно полученным данным, до двух третей переболевших сталкиваются с устойчивыми когнитивными и эмоциональными нарушениями, включая так называемый «мозговой туман» (brain fog), характеризующийся трудностями с концентрацией внимания и памятью, а также повышенным уровнем тревожных и депрессивных расстройств.

Исследования в области нейролингвистики и психолингвистики предоставляют фундаментальное обоснование для использования LLM в клинической коммуникации. Установлено, что значительная доля ошибок и недопонимания в общении между врачом и пациентом — по некоторым оценкам, до 68% — связана с асимметрией их семантических репрезентаций [13]. Это означает, что одни и те же термины активируют различные нейронные сети и ассоциативные поля в сознании специалиста и неспециалиста. Например, термин «гипертензия» вызывает у врача ассоциации с патогенетическими механизмами, факторами риска, классификациями стадий и степеней, а также с утверждёнными протоколами лечения и целевыми уровнями артериального давления. В то же время у пациента этот же термин может быть связан

преимущественно с субъективными ощущениями, такими как головная боль, головокружение, шум в ушах, чувство тревоги, или с бытовыми представлениями о «высоком давлении».

Большие языковые модели, обученные на огромных по человеческим меркам корпусах реальных клинических диалогов и медицинских текстов, обладают уникальной способностью нивелировать эти семантические различия посредством процесса, известного как семантическая адаптация. Процесс включает автоматическое преобразование профессиональной медицинской лексики в её бытовые аналоги или описательные конструкции, делая медицинскую терминологию более доступной и понятной для пациента, снижая риск недопонимания и повышая эффективность коммуникации [9].

Кроме того, у пациентов с рядом хронических неврологических или психических заболеваний могут наблюдаться объективные трудности в вербализации и формулировании сложных медицинских жалоб, что подтверждается клиническими исследованиями, например, у пациентов с рассеянным склерозом. Когнитивные нарушения, афазия, дизартрия или эмоциональные факторы могут препятствовать чёткому и последовательному изложению симптомов. В таких ситуациях LLM могут выступать в роли вспомогательного инструмента, помогая пациенту структурировать свои мысли и подбирать нужные слова, или анализируя неструктурированную речь для выявления ключевых клинических признаков.

Также отмечается, что ряд пациентов испытывают трудности в корректном распознавании небуквальных форм речи, таких как сарказм или ирония, которые могут неосознанно использоваться медицинскими работниками в комментариях. Это может приводить к недоразумениям и негативным эмоциональным реакциям. Поэтому при разработке LLM для клинического применения важно уделять внимание их эмоциональной калибровке, обучая модели генерировать однозначные, эмпатичные и лингвистически нейтральные формулировки, минимизирующие риск неверной интерпретации. Важным преимуществом LLM является их имманентная эмоциональная нейтральность, что позволяет исключить влияние личных предубеждений, стереотипов или эмоционального состояния врача на процесс интерпретации жалоб пациента и принятия клинических решений.

Жалобы пациентов, поступающие в клинику в формате свободного текста или аудиозаписей, содержат бесценную диагностическую информацию, однако их ручная обработка и структурирование являются чрезвычайно трудоёмким процессом для медицинского персонала. Большие языковые модели, обученные на миллионах анонимизированных

клинических диалогов и записей, предлагают эффективное решение этой проблемы, используя продвинутые методы обработки естественного языка [13].

Этот процесс включает несколько ключевых этапов: во-первых, семантическое картирование, то есть автоматическую идентификацию и извлечение ключевых симптомов, их характеристик (локализация, интенсивность, длительность, характер и т. д.) и связанных понятий из неструктурированного потока речи или текста.

Во-вторых, контекстуализацию, которая подразумевает установление связей между актуальными жалобами пациента и его анамнестическими данными, хранящимися в электронной медицинской карте, такими как предшествующие диагнозы, сопутствующие заболевания, принимаемые лекарства, результаты обследований и т. д.

В-третьих, приоритизацию, осуществляемую с помощью алгоритмов машинного обучения, которая позволяет выделить наиболее значимые или потенциально угрожающие жизни состояния на основе анализа совокупности симптомов и их динамики, обеспечивая своевременное реагирование.

Несмотря на очевидные преимущества текстовых интерфейсов, значительная часть населения, особенно пожилые люди или лица с определёнными физическими или когнитивными ограничениями, может испытывать затруднения при их использовании. Специализированный голосовой интерфейс, интегрированный с LLM, как это реализовано, например, в системе Babylon Health, предлагают решение этой проблемы, обеспечивая более естественное и интуитивно понятное взаимодействие, не требующее от пользователя освоения сложных компьютерных навыков [14].

Платформа Talk2Care используется для создания интеллектуальных голосовых ассистентов, помогает в интерактивном режиме собирать анамнестическую информацию, включая детализированные жалобы и сведения о текущем состоянии, интерпретировать результаты измерений, полученных с помощью домашних медицинских устройств (например, глюкометров, тонометров), и формулировать предварительные рекомендации или сигналы тревоги ещё до очного визита к врачу. Собранные данные затем структурируются и представляются медицинским работникам в консистентном, удобном для анализа формате, что позволяет значительно сократить время и когнитивные усилия, затрачиваемые на рутинный сбор информации, и высвободить ресурсы для непосредственного клинического мышления и принятия решений. Talk2Care демонстрируют свою эффективность на этапах первичного медицинского триажа, осуществляя предварительную оценку тяжести состояния пациента [12, 14].

Для широкого внедрения таких систем сохраняется необходимость их тщательной адаптации под региональные диалекты, акценты и особенности речевого поведения пользователей. Интеграция медицинских алгоритмов в бытовые умные колонки, в том числе на базе Яндекс. Станций и колонок СберБум, хотя и соответствует тренду развития интернета вещей для здоровья (IoHT), но не позволяет применять их как медицинское изделие, а значит они не могут получать доступ к персонализированным медицинским записям, и не могут полноценно использовать контекстные возможности LLM.

Функциональность LLM не ограничивается простым ответом на запросы. Они должны быть интегрированы в сложные многоэтапные цепочки обработки информации (Chain of Thought; CoT), где модель выполняет последовательность логически связанных задач. В таких цепочках LLM может не только генерировать ответ на первичный запрос пациента, но и проактивно формулировать уточняющие вопросы для детализации симптомов или анамнеза, выявлять потенциальные пробелы или противоречия в предоставленной информации и помогать структурировать данные для получения наиболее полной клинической картины. Для повышения точности и надёжности генерируемых ответов и рекомендаций эти цепочки могут включать RAG-поиск релевантной информации в авторитетных медицинских базах данных и клинических рекомендациях, применение методологий пошагового логического рассуждения для решения сложных диагностических задач, а также использование техник рефлексивного уточнения для самокоррекции и повышения качества генерируемого контента. Такой комплексный подход особенно важен при работе со сложными, нетипичными или мультиморбидными клиническими сценариями, требующими интеграции больших объёмов разнородной информации.

В качестве общепризнанного золотого стандарта клинического документирования во многих странах мира используется метод SOAP (Subjective, Objective, Assessment, Plan), обеспечивающий структурированный и логичный подход к фиксации информации о пациенте. Внедрение больших языковых моделей демонстрирует их трансформационный потенциал для выделения ключевых сущностей и контекстных маркеров.

Например, при обработке жалобы пациента, такой как «у меня сильно болит голова и меня тошнит уже три дня», LLM идентифицируют основные симптомы (головная боль — цефалгия, тошнота) и их характеристики (интенсивность — «сильно», длительность — «три дня»). В ходе дальнейшего общения модель может выявлять более тонкие лексические паттерны, несущие диагностическую

информацию, например, фраза «боль усиливается при движении» указывает на возможную связь с физической активностью или определённым типом головной боли. Анализируются также эмоциональные индикаторы, такие как выражение «я больше не могу это терпеть», которое сигнализирует о высокой субъективной значимости симптома для пациента и возможном влиянии на его качество жизни.

На основе извлечённой и проанализированной информации LLM автоматически генерирует структурированную SOAP-запись:

В разделе **Subjective (Субъективные данные)** фиксируются жалобы пациента, сформулированные с использованием стандартизированной медицинской терминологии, и их количественные характеристики, например: «Цефалгия (интенсивность по визуально-аналоговой шкале VAS 7/10), тошнота без рвоты, длительность симптомов 72 часа».

В раздел **Objective (Объективные данные)** модель может автоматически интегрировать релевантные данные из внешних источников, таких как показания носимых устройств (например, «Артериальное давление 145/90 мм рт. ст. по данным домашнего мониторинга») или сведения из электронной медицинской карты («Отсутствие менингеальных знаков в анамнезе по данным амбулаторной карты»). Здесь же могут быть представлены результаты лабораторных и инструментальных исследований, если они доступны в цифровом виде.

На этапе **Assessment (Оценка)** LLM, используя алгоритмы семантического поиска по актуальным клиническим рекомендациям и базам медицинских знаний, генерирует список предварительных дифференциальных диагнозов. При этом модель может рассчитывать вероятностную оценку для каждой гипотезы на основе сопоставления клинической картины с типичными проявлениями различных заболеваний, например: «Гипертензивная цефалгия (вероятность 65%), мигрень без ауры (вероятность 25%)».

Наконец, в разделе **Plan (План)** LLM предлагает шаблоны дальнейших действий, включая рекомендации по дополнительным обследованиям (например, «Консультация невролога», «МРТ головного мозга») и лечебным вмешательствам, адаптированные под утверждённые клинические протоколы и стандарты оказания помощи [11].

Мониторинг и прогнозирование течения хронических заболеваний / Monitoring and forecasting the course of chronic diseases

Одним из наиболее перспективных направлений дальнейшего развития является переход от преимущественно реактивного подхода в структурировании данных к проактивному анализу,

направленному на раннее выявление рисков и прогнозирование течения заболеваний. LLM могут быть обучены отслеживать тонкие, едва заметные изменения в формулировках жалоб пациента с течением времени, которые могут служить предикторами возможной декомпенсации хронических заболеваний, позволяя своевременно скорректировать терапию и предотвратить осложнения.

Глобальные демографические тенденции, характеризующиеся прогрессирующим старением населения и увеличением распространённости мультиморбидных состояний, создают потребность в развитии систем непрерывного, персонализированного медицинского сопровождения. По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), к 2030 году доля лиц старше 60 лет в мировой популяции достигнет 22%, при этом ожидается, что около 80% из них будут иметь множественные хронические заболевания, требующие комплексного и скоординированного подхода к лечению. В Российской Федерации, согласно доступным статистическим данным, уже сегодня 42% граждан в возрасте 60 лет и старше имеют три и более хронических заболевания, что существенно усложняет процесс оказания медицинской помощи и требует тесного взаимодействия между врачами различных специальностей.

Однако широкому внедрению цифровых технологий в работу с пожилыми пациентами препятствует проблема цифровой грамотности, которая остаётся существенным барьером. По данным исследований, в России лишь около 35% лиц старше 65 лет активно используют интернет и цифровые устройства для решения вопросов, связанных со здоровьем, таких как поиск информации, запись к врачу или онлайн-консультации. Этот цифровой разрыв требует разработки инклюзивных интерфейсов и образовательных программ.

Преодоление географических барьеров / Overcoming geographical barriers

Ещё одной из острых и системных проблем современного российского здравоохранения остаётся выраженная территориальная гетерогенность в обеспечении населения медицинской помощью. Данная проблема проявляется себя в значительных диспропорциях плотности медицинских кадров между урбанизированными центрами и малонаселёнными территориально удалёнными районами, где концентрация врачебного персонала может быть в 3–4 раза ниже по сравнению с крупными городами.

Недостаточная укомплектованность медицинскими специалистами первичного звена и узкопрофильными экспертами в таких регионах приводит к снижению доступности и своевременности оказания как плановой, так и экстренной медицинской

помощи, повышая нагрузку на существующую инфраструктуру и персонал.

Для нивелирования указанных диспропорций большие языковые модели представляют собой один из перспективных инструментов, способных оптимизировать процессы оказания медицинской помощи на этапе первичной сортировки пациентов (триажа). LLM могут выполнять функцию первичного консультанта, помогая дифференцировать состояния, требующие немедленного вмешательства, от тех, что допускают отсроченную консультацию или самопомощь.

В ситуациях, требующих неотложных действий при отсутствии непосредственного доступа к медицинскому персоналу, LLM способны функционировать как оперативный источник критически важной информации. Примерами могут служить инциденты, связанные с укусами ядовитых животных, острыми аллергическими реакциями, термическими или химическими ожогами, отравлениями и другими состояниями, где своевременное применение адекватных мер первой помощи может иметь жизненноспасающее значение. Системы на базе LLM предоставляют пошаговые инструкции по доврачебным мероприятиям, основываясь на анализе введенных пользователем данных о происшествии и симптомах, тем самым способствуя стабилизации состояния пострадавшего до момента прибытия профессиональной медицинской помощи или эвакуации в лечебное учреждение [8].

Значительным достижением в развитии LLM для медицинских нужд является их способность к адаптации под этнокультурные и лингвистические особенности целевых популяций. Системы, построенные на архитектурах класса GPT-4 и аналогичных, демонстрируют потенциал для генерации медицинских рекомендаций, инструкций по применению лекарственных средств и информационных материалов на языках коренных малочисленных народов. Это направление приобретает особую значимость в Российской Федерации, с её языковым разнообразием, особенно в регионах Сибири, Дальнего Востока и Крайнего Севера.

Ключевым лимитирующим фактором использования облачных LLM-сервисов и традиционных телемедицинских платформ в удалённых и малонаселённых регионах часто выступает низкая пропускная способность или полное отсутствие стабильного интернет-соединения. Дальнейшее развитие технологий искусственного интеллекта привело к появлению компактных LLM, таких как LLaMA и её производные, оптимизированных для работы на устройствах с ограниченными вычислительными мощностями и без постоянного подключения к вычислительной сети. Имплементация таких моделей позволяет развёртывать

функциональные медицинские ассистенты непосредственно на персональных устройствах пользователей (смартфонах, планшетах). Примером такого подхода является проект Talk2Care, в рамках которого разрабатывается голосовой ассистент, способный функционировать локально на смартфоне пользователя [12].

LLM-ассистенты, интегрированные в телемедицинские платформы, обеспечивают непрерывный мониторинг состояния через анализ голосовых сообщений или текстовых описаний симптомов, автоматизируют напоминания о приёме препаратов и предупреждают о межлекарственных взаимодействиях [3].

Кейсы применения российских телемедицинских систем, содержащих LLM-помощников / Cases of application of Russian telemedicine systems containing LLM assistants

Платформа «СберЗдоровье», разработанная при участии Сбера и ООО «Инновационная медицина», представляет собой пример системного внедрения больших языковых моделей в российское здравоохранение. Архитектура системы сочетает глобальные возможности GPT в обработке естественного языка с доменно-специфичной адаптацией GigaChat, требующей знания действующих клинических рекомендаций, локальных протоколов Минздрава РФ и прочих особенностей российской системы здравоохранения. Модели развёрнуты в распределённой инфраструктуре с разделением данных: чувствительная информация (диагнозы, результаты анализов) обрабатывается в локальном дата-центре с использованием методов гомоморфного шифрования, тогда как общие вопросы направляются в облачные сервисы. Для снижения рисков «галлюцинаций» применена техника RAG, где каждый ответ сверяется с актуальными клиническими рекомендациями.

Клиническая эффективность платформы подтверждена пилотным исследованием в поликлиниках Московской области. Внедрение LLM-ассистента сократило среднее время первичного приёма с 22 до 13 минут за счёт автоматизации сбора анамнеза. Система анализирует текстовые жалобы пациентов, выделяет ключевые симптомы по шкале SOAP и формирует структурированный отчёт для врача, включая дифференциальные диагнозы с указанием вероятности [11].

Для защиты персональных данных применён метод федеративного обучения: GigaChat дообучается на анонимизированных данных клиник-партнёров без передачи информации за пределы медицинских учреждений.

Этические аспекты реализации включают разработку алгоритмической прозрачности.

Каждый ответ LLM сопровождается «цифровым следом» — метаданными, указывающими на источники информации (клинические рекомендации, полнотекстовые материалы Государственной центральной научной медицинской библиотеки, статьи PubMed и т. д.), что позволяет врачу проверить обоснованность выводов. В спорных случаях (например, рекомендация альтернативных методов лечения) система запрашивает мнение второго специалиста через встроенный консилиумный модуль [3].

Экспериментальный модуль анализа медицинских изображений на базе GigaChat Vision демонстрирует точность 94% в обнаружении пневмонии на рентгенограммах, что сопоставимо с опытными рентгенологами [11]. Планируется интеграция с носимыми устройствами для мониторинга хронических заболеваний [1].

Ещё одно мобильное приложение «Доктор рядом» представляет собой пример российской платформы, реализующей концепцию гибридного взаимодействия между пациентами и медицинскими работниками через интеграцию больших языковых моделей и данных носимых устройств.

Разработанное для поддержки пациентов с хроническими заболеваниями и послеоперационным наблюдением, приложение сочетает возможности голосового ассистента, анализа мультимодальных данных и синхронизации с государственными медицинскими системами. Голосовой ассистент использует архитектуру, аналогичную Talk2Care, с дообучением на корпусе русскоязычных медицинских диалогов. В систему автоматически загружаются данные с умных часов (например, частота сердечных сокращений, уровень активности) и медицинских датчиков (глюкометры, тонометры), учитываемые при ответе в диалоге [12].

Приложение «Доктор рядом» демонстрирует, как LLM могут выступать связующим звеном между пациентом, носимой электроникой и медицинской инфраструктурой, обеспечивая непрерывность наблюдения без увеличения нагрузки на врачей.

Самообразование / Self-education

Как уже отмечалось, в современных пациентоориентированных подходах и при принятии решений совместно с информированным пациентом, важную роль играет самообразование и повышение грамотности пациентов, благодаря способности алгоритмов обработки естественного языка не только к интерпретации сложной, зачастую узкоспециализированной медицинской информации, но и к её последующей адаптации под индивидуальные когнитивные и информационные потребности конкретного пациента, способствуя демократизации медицинских знаний, делая их доступными

и практически применимыми в контексте повседневной жизнедеятельности индивидуума [15].

Исследования в области комплаентности и медицинской коммуникации убедительно свидетельствуют о том, что традиционные образовательные материалы (брошюры, памятки, информационные листки) зачастую разрабатываются с использованием лексики и синтаксических конструкций, сложность которых превышает средний уровень восприятия целевой аудитории, препятствуя осознанному участию пациента в лечебном процессе. В качестве иллюстрации можно привести процесс разъяснения принципов фармакодинамики и фармакокинетики лекарственных средств или детализации протоколов подготовки к сложным диагностическим процедурам. Персонализированные объяснения, учитывают такие вариативные факторы, как возраст пациента, его образовательный бэкграунд и даже культурные особенности [3].

Базирование современных LLM на трансформерных архитектурах обеспечивает им глубокую способность к улавливанию сложных контекстуальных зависимостей внутри текста, что позволяет генерировать не только грамматически корректные, но и семантически осмысленные, высокорелевантные ответы даже на нетривиальные медицинские запросы, поддерживая интерактивный диалоговый режим [5].

Анализ тематических обзоров демонстрирует, что подобные системы показывают высокий уровень точности, достигающий 92,5% по отдельным нозологическим группам, при ответах на стандартизированные, часто задаваемые вопросы, касающиеся, например, этиопатогенеза, принципов лечения и реабилитации при распространённых заболеваниях. В таких сценариях LLM эффективно выполняют функцию «первой линии» информационной поддержки, способствуя снижению уровня тревожности у пациентов и предоставляя им базовые, структурированные знания до момента очной или телемедицинской консультации с лечащим врачом. Однако необходимо признать, что обработка сложных, мультидисциплинарных или атипичных клинических запросов может сопровождаться некоторым снижением точности генерируемых ответов, что определяет необходимость верификации предоставляемой информации со стороны квалифицированных медицинских специалистов. Примечательно, что даже для пациентов, страдающих орфанными заболеваниями, для которых, по статистике, в 95% случаев отсутствуют утверждённые клинические рекомендации и стандартизированные протоколы лечения, LLM могут выполнять роль своеобразных «медицинских навигаторов», агрегируя и структурируя доступную информацию из различных источников [15].

LLM могут выступать в качестве инструмента для развенчания распространённых медицинских мифов и заблуждений, аргументированно объяснять критическую важность строгого соблюдения предписанного режима приёма лекарств, а также предоставлять научно обоснованные рекомендации по модификации образа жизни у пациентов с хроническими патологиями.

Поддержка приверженности медикаментозной терапии / Supporting adherence to medication therapy

Важнейшим аспектом применения LLM является поддержка процессов самостоятельного принятия пациентами решений, в частности, по вопросам, связанным с медикаментозной терапией.

Современная клиническая практика зачастую характеризуется назначением комплексных терапевтических схем, включающих одновременный или последовательный приём нескольких лекарственных средств с различными режимами дозирования, кратностью и временем приёма [1].

Типичным примером использования LLM является получение разъяснений по сложным медицинским вопросам, касающимся назначенной фармакотерапии, потенциальных побочных эффектов и рисков нежелательных лекарственных взаимодействий, изложив их в доступной для неспециалиста форме. Для пациентов с хроническими заболеваниями, требующими пожизненного или длительного лечения, подобные интеллектуальные инструменты могут стать неотъемлемой частью повседневной рутины, способствуя повышению приверженности лечению и, как следствие, снижению риска развития декомпенсаций основного заболевания и его осложнений.

LLM могут генерировать высокоперсонализированные рекомендации по оптимизации режима приёма лекарств, принимая во внимание индивидуальные циркадные ритмы пациента, особенности его диеты и пищевых привычек, уровень регулярной физической активности и другие поведенческие факторы. Они могут содействовать в построении индивидуализированного графика приёма медикаментов, интегрированного с персональным расписанием пациента, генерировать своевременные напоминания о необходимости приёма очередной дозы, в доступной форме объяснять важность непрерывного соблюдения терапевтического режима и возможные негативные последствия его нарушения.

Интеграция LLM с передовыми технологиями компьютерного зрения открывает качественно новые возможности для объективного контроля правильности приёма лекарственных средств. Алгоритмы машинного зрения, способные к выполнению

сложных задач по распознаванию объектов (например, таблеток, капсул, упаковок) и семантическому анализу визуальных сцен, могут быть использованы для автоматической идентификации конкретных лекарственных препаратов, верификации их дозировки и даже для контроля факта приёма лекарства пациентом, что представляет особую ценность для гериатрических пациентов и лиц с когнитивными нарушениями.

Объединение LLM с электромеханическими системами и роботизированными устройствами открывает перспективное направление для создания полностью автоматизированных систем дозирования и подачи лекарственных препаратов, управляемых алгоритмами искусственного интеллекта.

Дальнейшая интеграция LLM с технологиями Интернета вещей (IoT) и носимыми медицинскими устройствами (фитнес-трекерами, сенсорами глюкозы, ЭКГ-мониторами) позволяет конструировать комплексные, взаимосвязанные экосистемы для непрерывного мониторинга состояния здоровья и интеллектуальной поддержки лекарственной терапии. Непрерывный сбор и анализ физиологических параметров пациента в режиме реального времени, сопряжённый с интеллектуальной обработкой этих данных посредством LLM, закладывает фундамент для реализации концепции ультраперсонализированной медицины [1].

Однако реализация этих впечатляющих технологических возможностей неразрывно связана с необходимостью неукоснительного соблюдения фундаментальных принципов доказательной медицины, обеспечения максимальной прозрачности используемых алгоритмов и безусловного приоритета безопасности пациента. Важно ещё раз подчеркнуть, что на современном этапе развития LLM должны рассматриваться исключительно как вспомогательный, поддерживающий инструмент, дополняющий, но не заменяющий профессиональное медицинское наблюдение и сопровождение со стороны квалифицированных специалистов. Их дальнейшее развитие и интеграция в клиническую практику должны осуществляться в рамках более широкой стратегии цифровой трансформации системы здравоохранения, основной целью которой является построение пациентоориентированной модели оказания медицинской помощи, предполагающей активное и осознанное участие самого пациента в управлении собственным здоровьем [3].

Ограничения и риски применения общедоступных LLM / Limitations and risks of using public LLMs

Большие языковые модели можно разделить на профессиональные, обученные на

специализированных, верифицированных медицинских данных и доказательной базе, и общедоступные, тренированные на обширных, но неспециализированных интернет-текстах, которые чаще генерируют неточную, устаревшую информацию или «галлюцинации», несут риски предвзятости и требуют обязательной проверки специалистами [9, 16].

Несмотря на очевидные преимущества, использование общедоступных LLM, не имеющих доступа к электронным медицинским записям пациента, в поддержке самостоятельных решений сопряжено с рядом ограничений и рисков. Богатый функционал LLM систем раскрывается только при достаточности входящей информации, контекста. Принцип архитектуры определяет невозможность персонализации рекомендаций без доступа к индивидуальным медицинским данным пациента, включая сопутствующие заболевания, лабораторные показатели и фармакогенетические особенности. В результате LLM вынуждены давать обобщённые советы, которые могут быть неадекватны в сложных клинических ситуациях [17].

Если модель не интегрирована с актуальными медицинскими базами данных и не проходит регулярную валидацию отмечается риск распространения недостоверной или устаревшей информации. Существует опасность, что пациенты могут воспринимать рекомендации искусственного интеллекта как окончательные, игнорируя необходимость консультации с врачом, что может привести к ошибкам в лечении и ухудшению исходов.

В связи с этим эксперты подчёркивают необходимость внедрения чётких регуляторных рамок, прозрачных дисклеймеров и обязательного информирования пользователей о границах компетенции LLM. Требуется переработка механизмов обработки информированного согласия, внедрение динамических согласий и адаптации нормативно-правовой базы [16, 18].

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Участие авторов

Потапов М. П. — планирование исследования, анализ, редактирование; Костров С. А. — сбор, анализ, интерпретация данных, подготовка черновика рукописи; Аккуратов Е. Г. — редактирование, анализ, подготовка черновика рукописи.

Финансирование

Работа выполнялась без спонсорской поддержки.

Заключение / Conclusion

Будущее LLM в медицине связано с развитием специализированных медицинских моделей, интеграцией с актуальными базами знаний, локальным развёртыванием для повышения приватности и персонализации, а также с развитием этических и регуляторных рамок их применения. Важнейшим направлением остаётся междисциплинарное сотрудничество врачей, инженеров и специалистов по этике для создания безопасных, надёжных и клинически значимых решений.

Применяемые в клинической практике решения должны проходить регуляторные проверки и быть зарегистрированы в качестве медицинского изделия с указанием класса риска.

Любые рекомендации, диагнозы или терапевтические предложения, сгенерированные этими системами, должны рассматриваться исключительно как вспомогательные. Они не могут заменить клиническое мышление, опыт и интуицию квалифицированного врача. Окончательная ответственность за принятие медицинских решений всегда лежит на человеке-специалисте. Необходим строгий врачебный контроль и валидация выводов LLM, особенно в диагностически сложных, нестандартных или клинически тяжёлых случаях, где цена ошибки может быть чрезвычайно высока. Развитие и внедрение LLM в медицине должно сопровождаться разработкой соответствующих регуляторных механизмов, этических стандартов и протоколов безопасного использования. Успешное преодоление современных вызовов и внедрение LLM систем и в целом ИИ-решений в здравоохранении позволит повысить доступность и качество информации для пациентов, оптимизировать исследования и управление данными, повысить эффективность системы здравоохранения, снизить нагрузку на медицинских работников, улучшить качество медицинской помощи, общего уровня здоровья и качества жизни населения.

ADDITIONAL INFORMATION

Conflict of interests

The authors declare no conflict of interest.

Authors' participation

Potapov M. P. — research planning, analysis, editing; Kostrov S. A. — data collection, analysis, interpretation, preparation of draft manuscript; Akkuratov E. G. — editing, analysis, preparation of draft manuscript.

Financing

The work was carried out without sponsorship.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Костров Сергей Александрович — ассистент кафедры медицинской кибернетики с курсом медицинской информатики, ФГБОУ ВО «Ярославский государственный медицинский университет», Ярославль, Российская Федерация

Автор, ответственный за переписку

e-mail: kosea@ysmu.ru

ORCID ID: 0009-0002-2936-7570

РИНЦ SPIN-код: 9186-8847

Потапов Максим Петрович — к. м. н., доцент, зав. кафедры медицинской кибернетики с курсом медицинской информатики, ФГБОУ ВО «Ярославский государственный медицинский университет», Ярославль, Российская Федерация

e-mail: mxp@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-4596-6517

РИНЦ SPIN-код: 2732-2232

Аккуратов Евгений Геннадьевич — д. б. н., доцент кафедры медицинской кибернетики с курсом медицинской информатики, ФГБОУ ВО «Ярославский государственный медицинский университет», Ярославль, Российская Федерация

e-mail: ejen32@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-1642-070X

РИНЦ SPIN-код: 5648-1317

ABOUT THE AUTHORS

Sergey A. Kostrov — assistant of the Department of Medical Cybernetics with a course in Medical Informatics, Yaroslavl State Medical University, Yaroslavl, Russian Federation

Corresponding author

e-mail: kosea@ysmu.ru

ORCID ID: 0009-0002-2936-7570

RSCI SPIN-code: 9186-8847

Maxim P. Potapov — Cand. Sci. (Med), Head of the Department of Medical Cybernetics with a course in Medical Informatics, Yaroslavl State Medical University, Yaroslavl, Russian Federation

e-mail: mxp@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-4596-6517

RSCI SPIN-code: 2732-2232

Eugeny G. Akkuratov — Dr. Sci. (Biol.), Associate Professor of the Department of Medical Cybernetics with a course in Medical Informatics, Yaroslavl State Medical University, Yaroslavl, Russian Federation

e-mail: ejen32@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-1642-070X

RSCI SPIN-code: 5648-1317

Список литературы / References

1. Литвин А.А., Стома И.О., Шаршакова Т.М., Румовская С.Б., Ковалев А.А. Новые возможности искусственного интеллекта в медицине: описательный обзор. *Проблемы здоровья и экологии*. 2024;21(1):7-17. <https://doi.org/10.51523/2708-6011.2024-21-1-01> [Litvin A.A., Stoma I.O., Sharshakova T.M., Rumovskaya S.B., Kyovalev A.A. New possibilities of artificial intelligence in medicine: a narrative review. *Health and Ecology Issues*. 2024;21(1):7-17. (In Russ.)].
2. Использование технологий искусственного интеллекта для решения отраслевых задач (на примере системы здравоохранения) / Е. В. Елисеева, О. В. Кубанских, С. Н. Злобина, О. М. Неделина // Цифровые, компьютерные и информационные технологии в науке и образовании : Сборник статей II Межрегиональной научно-практической конференции с международным участием, Брянск, 14–15 ноября 2024 года. – Брянск: Брянский государственный университет им. акад. И.Г. Петровского, 2025. – С. 135-141. – EDN MTDTFH. [Using Artificial Intelligence Technologies to Solve Industry Problems (using the Healthcare System as an Example) / E. V. Eliseeva, O. V. Kubanskikh, S. N. Zlobina, O. M. Nedelina // Digital, Computer and Information Technologies in Science and Education: Collection of Articles from the II Interregional Scientific and Practical Conference with International Participation, Bryansk, November 14–15, 2024. – Bryansk: Bryansk State University named after academician I.G. Petrovsky, 2025. – P. 135–141.].
3. Бурый А.С., Цаплина О.С. Анализ и оценка возможностей цифровых инструментов для построения процессов информационного взаимодействия. *Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования*. 2025;2(83):82–89. EDN AZSXIX. [Buryi A.S., Tsaplina O.S. Analysis and evaluation of the possibilities of digital tools for building information interaction processes. *Information and Economic Aspects of Standardization and Technical Regulation*. 2025;2(83):82–89. (In Russ.)].
4. Vishwanath AB, Srinivasalu VK, Subramaniam N. Role of large language models in improving provider–patient experience and interaction efficiency: A scoping review. *Artificial Intelligence in Health*. 2024;0(0):4808. DOI 10.36922/aih.4808. EDN FKUJSR.
5. Liu W, Kan H, Jiang Y, Geng Y, Nie Y, Yang M. MED-ChatGPT CoPilot: a ChatGPT medical assistant for case mining and adjunctive therapy. *Front Med (Lausanne)*. 2024 Oct 16;11:1460553. doi: 10.3389/fmed.2024.1460553.



6. Barański, J. Совместное принятие решения как приоритетная модель взаимоотношений врач-пациент / J. Barański, M. Szatowa // Врач-пациент: сотрудничество в решении проблем здоровья : Сборник статей международной научно-практической конференции, Гродно, 26–27 октября 2017 года / Отв. редакторы М.Ю. Сурмач, Я. Бараньски. – Гродно: Гродненский государственный медицинский университет, 2017. – С. 79-82. – EDN STFEZM. [Barański, J. Shared decision making as a priority model of doctor-patient relationships / J. Barański, M. Szatowa // Doctor-patient: cooperation in solving health problems: Collection of articles from the international scientific and practical conference, Grodno, October 26-27, 2017 / Responsible. editors M.Yu. Surmach, J. Barański. - Grodno: Grodno State Medical University, 2017. - P. 79-82.].
7. Гукасян, Р. Н. Возможности, проблемы и перспективы использования искусственного интеллекта в медицинских организациях Российской Федерации / Р. Н. Гукасян, Н. Н. Киселева // Современные тенденции управления, экономики и финансов в эпоху цифровизации : Сборник статей по итогам XIX Всероссийской научно-практической конференции студентов, магистрантов, аспирантов с международным участием, Челябинск, 15 марта 2023 года. – Челябинск: Издательство «Перо», 2023. – С. 427-431. – EDN QAOOIG. [Gukasyan, R. N. Opportunities, Problems and Prospects for Using Artificial Intelligence in Medical Organizations of the Russian Federation / R. N. Gukasyan, N. N. Kiseleva // Modern Trends in Management, Economics and Finance in the Era of Digitalization: Collection of Articles Following the Results of the XIX All-Russian Scientific and Practical Conference of Students, Masters, and Postgraduates with International Participation, Chelyabinsk, March 15, 2023. - Chelyabinsk: Pero Publishing House, 2023. - P. 427-431.].
8. Tripathi S, Sukumaran R, Cook TS. Efficient healthcare with large language models: optimizing clinical workflow and enhancing patient care. *J Am Med Inform Assoc.* 2024 May 20;31(6):1436-1440. doi: 10.1093/jamia/ocad258.
9. Choudhury A, Chaudhry Z. Large Language Models and User Trust: Consequence of Self-Referential Learning Loop and the Deskilling of Health Care Professionals. *J Med Internet Res.* 2024 Apr 25;26:e56764. doi: 10.2196/56764.
10. Ali SR, Dobbs TD, Hutchings HA, Whitaker IS. Using ChatGPT to write patient clinic letters. *Lancet Digit Health.* 2023 Apr;5(4):e179-e181. doi: 10.1016/S2589-7500(23)00048-1.
11. Филина Ю.С., Колесникова И.М. Использование искусственного интеллекта в медицинских организациях. *Госпитальная медицина: наука и практика.* 2024;7(1):66-74. DOI 10.34852/GM3CVKG.2024.50.53.009. – EDN HCWDLM [Filina YuS, Kolesnikova IM. The use of artificial intelligence in medical organizations. *Hospital Medicine: Science and Practice.* 2024;7(1):66-74. (In Russ.)].
12. Ziqi Yang, Xuhai Xu, Bingsheng Yao, Ethan Rogers, Shao Zhang, Stephen Intille, Nawar Shara, Guodong Gordon Gao, Dakuo Wang. Talk2Care: An LLM-based Voice Assistant for Communication between Healthcare Providers and Older Adults. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies.* 2024;8(2) Article No.: 73, Pages 1 - 35. <https://doi.org/10.1145/365962>.
13. Калабихина И. Е., Мошкин В. С., Колотуша А. В., Кашин М. И., Клименко Г. А., Казбекова З. Г. Анализ отзывов пациентов с использованием машинного обучения и лингвистических методов. *Онтология проектирования.* 2025;15(1):55-66. DOI: 10.18287/2223-9537-2025-15-1-55-66. [Kalabikhina IE, Moshkin VS, Kolotusha AV, Kashin MI, Klimenko GA, Kazbekova ZG. Analysis of patient reviews using machine learning and linguistic methods. *Ontology Design.* 2025;15(1):55-66. (In Russ.)].
14. Иванов, Н. С. Искусственный интеллект в медицине / Н. С. Иванов // Научные исследования: фундаментальные и прикладные аспекты : сборник статей II Международной научно-практической конференции, Пенза, 08 января 2024 года. – Пенза: Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г.Ю.), 2024. – С. 22-34. – EDN KOANOI. [Ivanov, N. S. Artificial intelligence in medicine / N. S. Ivanov // Scientific research: fundamental and applied aspects: collection of articles of the II International scientific and practical conference, Penza, January 08, 2024. - Penza: Science and Education (IP Gulyaev G.Yu.), 2024. - P. 22-34. (In Russ.)].
15. Aydin S, Karabacak M, Vlachos V, Margetis K. Large language models in patient education: a scoping review of applications in medicine. *Front Med (Lausanne).* 2024 Oct 29;11:1477898. doi: 10.3389/fmed.2024.1477898.
16. McMahon HV, McMahon BD. Automating untruths: ChatGPT, self-managed medication abortion, and the threat of misinformation in a post-Roe world. *Front Digit Health.* 2024 Feb 14;6:1287186. doi: 10.3389/fdgh.2024.1287186.
17. Liu S, Wright AP, McCoy AB, Huang SS, Genkins JZ, Peterson JF, Kumah-Crystal YA, Martinez W, Carew B, Mize D, Steitz B, Wright A. Using large language model to guide patients to create efficient and comprehensive clinical care message. *J Am Med Inform Assoc.* 2024 Aug 1;31(8):1665-1670. doi: 10.1093/jamia/ocae142.
18. Нестерова В. А., Рыбакова В. А. Обзор этических и социальных вопросов использования искусственного интеллекта. *Человек. Социум. Общество.* 2025;4:190-195. – EDN WIWBWY. [Nesterova VA, Rybakova V A. Review of ethical and social issues of using artificial intelligence. *Man. Society. Society.* 2025;4:190-195. (In Russ.)].