

УДК 004.89:61

<http://doi.org/10.35854/1998-1627-2026-2-180-194>

Трансляция междисциплинарных методов искусственного интеллекта в медицинскую диагностику: оценка социально-экономических эффектов

Максим Валериевич Федоров¹, Ольга Юрьевна Клевцова², Сергей Александрович Игнатъев³

^{1, 2, 3} Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук, Москва, Россия

¹ fedorov-mv@iitp.ru, <https://orcid.org/0000-0003-3901-3565>

² klevtsova-oy@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0004-9746-4414>

³ ignatyev-sa@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0002-0450-1913>

Аннотация

Цель. Определить применимость междисциплинарных методов искусственного интеллекта (ИИ), разработанных и апробированных авторами в различных предметных областях, к задачам современной медицинской диагностики, а также выявить потенциал трансляции этих методов в клиническую практику с учетом методологических, этических, регуляторных, управленческих аспектов их внедрения и в контексте национальной системы здравоохранения выделить ключевые социально-экономические эффекты использования ИИ-технологий в медицинской диагностике.

Методология. Проведен обзор литературы об интеграции ИИ в управление и здравоохранение, включая исследования авторов и ряд актуальных международных и отечественных источников о применении ИИ в медицинской диагностике. Использованы системный подход и рискоориентированный анализ, что позволило комплексно рассмотреть технические и социально-экономические аспекты.

Задачи. Обобщение и систематизация междисциплинарных методов ИИ, разработанных и апробированных в смежных областях (государственное управление, обработка данных, нейротехнологии, онтологические системы поддержки решений), с точки зрения возможности их трансляции в медицинскую диагностику; анализ методологических, этических, регуляторных и управленческих аспектов внедрения ИИ-технологий в диагностические процессы здравоохранения; оценка потенциальных социально-экономических эффектов применения междисциплинарных ИИ-подходов, включая влияние на доступность, качество и эффективность медицинской диагностики; формирование обобщенных выводов о перспективах и ограничениях масштабирования ИИ-решений в современной высокотехнологичной медицинской диагностике.

Результаты. Междисциплинарные ИИ-технологии демонстрируют высокий потенциал повышения точности и скорости диагностики, оптимизации рабочих процессов и сокращения затрат в здравоохранении. Показано, что применение ИИ может приводить к улучшению клинических исходов (например, за счет более раннего выявления заболеваний) и экономии ресурсов за счет сокращения лишних процедур. Вместе с тем выявлены ограничения и риски: этические и правовые барьеры, вопросы конфиденциальности данных, необходимость значительных инвестиций в инфраструктуру и подготовку кадров, а также вероятность алгоритмических смещений и предвзятости.

Выводы. Для успешной трансляции ИИ-методов в медицинскую диагностику необходим комплексный междисциплинарный подход с учетом этических норм и разработки системы регулирования. Максимизация положительных социально-экономических эффектов (повышение качества и доступности медицинской помощи, снижение затрат, развитие технологического потенциала) возможна при условии управления рисками, обеспечения прозрачности и доверия к ИИ-системам, а также развития интеллектуального капитала в сфере ИИ при его имплементации в медицинской диагностике.

© Федоров М. В., Клевцова О. Ю., Игнатъев С. А., 2026

Ключевые слова: искусственный интеллект (ИИ), медицинская диагностика, междисциплинарные подходы, социально-экономические эффекты, этика ИИ, нейротехнологии, здравоохранение

Для цитирования: Федоров М. В., Клевцова О. Ю., Игнатьев С. А. Трансляция междисциплинарных методов искусственного интеллекта в медицинскую диагностику: оценка социально-экономических эффектов // *Экономика и управление*. 2026. Т. 32. № 2. С. 180–194. <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2026-2-180-194>

Translation of interdisciplinary artificial intelligence methods into medical diagnostics: Socioeconomic effects assessment

Maksim V. Fedorov¹, Olga Yu. Klevtsova²✉, Sergei A. Ignatjev³

^{1, 2, 3} *Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute), Moscow, Russia*

¹ fedorov-mv@iitp.ru, <https://orcid.org/0000-0003-3901-3565>

² klevtsova-oy@iitp.ru✉, <https://orcid.org/0009-0004-9746-4414>

³ ignatjev-sa@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0002-0450-1913>

Abstract

Aim. The work aimed to determine the applicability of interdisciplinary artificial intelligence (AI) methods, developed and tested by the authors in various domains, to objectives of modern medical diagnostics, as well as to identify the potential for translating these methods into clinical practice, taking into account the methodological, ethical, regulatory, and managerial aspects of their implementation. It also work aimed to highlight the key socioeconomic effects of using AI technologies in medical diagnostics in the context of the national healthcare system.

Methods. A literature review on the integration of AI into management and healthcare was conducted, including the authors' research and a number of relevant international and Russian sources on the use of AI in medical diagnostics. A systems approach and risk-based analysis were used, allowing for a comprehensive consideration of technical and socioeconomic aspects.

Objectives. The work seeks to summarize and systematize the interdisciplinary AI methods developed and tested in related fields (public administration, data processing, neurotechnology, ontological decision support systems) in terms of their potential for translation to medical diagnostics. It also seeks to analyze the methodological, ethical, regulatory, and managerial aspects of implementing AI technologies in healthcare diagnostic processes; to assess the potential socioeconomic impact of interdisciplinary AI approaches, including their impact on the accessibility, quality, and effectiveness of medical diagnostics; and to draw generalized conclusions about the prospects and limitations of scaling AI solutions in modern high-tech medical diagnostics.

Results. Interdisciplinary AI technologies demonstrate high potential for improving the accuracy and speed of diagnostics, streamlining workflows, and reducing costs in healthcare. It was demonstrated that the use of AI can improve clinical outcomes (e.g., through earlier disease detection) and save resources by reducing unnecessary procedures. However, limitations and risks have been identified, namely ethical and legal obstacles, data confidentiality issues, the need for significant investments in infrastructure and personnel training, and the potential for algorithmic bias.

Conclusions. Successful translation of AI methods into medical diagnostics requires a comprehensive interdisciplinary approach that takes into account ethical standards and the development of a regulatory framework. Maximization of positive socioeconomic impacts (improving the quality and accessibility of medical care, reducing costs, and developing technological potential) is possible through risk management, ensuring transparency and trust in AI systems, as well as development of intellectual capital in the AI field during its implementation in medical diagnostics.

Keywords: artificial intelligence (AI), medical diagnostics, interdisciplinary approaches, socio-economic effects, AI ethics, neurotechnology, healthcare

For citation: Fedorov M.V., Klevtsova O.Yu., Ignatjev S.A. Translation of interdisciplinary artificial intelligence methods into medical diagnostics: Socioeconomic effects assessment. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2026;32(2):180-194. (In Russ.). <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2026-2-180-194>

Введение

Активное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) в течение последних лет сопровождается их проникновением в различные сферы деятельности, от государственного управления до промышленности и медицины. Медицинская диагностика рассматривается как одно из ключевых направлений применения ИИ, способное принести значимые выгоды обществу: повысить точность и скорость выявления заболеваний, облегчить работу врачей и улучшить исходы лечения пациентов. Вместе с тем внедрение ИИ-технологий затрагивает не только технические аспекты, но и ряд междисциплинарных вопросов, в том числе этических, правовых, организационных и экономических.

В разных отраслях накоплен опыт использования ИИ, который можно транслировать в медицину. В частности, проведенные нами исследования в сфере применения ИИ-технологий в процессах управления показывают, что эффективность применения ИИ во многом определяется созданием надлежащих условий, в частности нормативных рамок, этических принципов и ограничений, выработанных для минимизации рисков [1]. Представляется, что такие же условия актуальны и для сферы здравоохранения, в которой цена ошибки ИИ-системы особенно высока, а доверие общества в практической плоскости необходимо выстраивать в том числе с учетом обоснованного научно-методического экспертного обеспечения.

Одним из важнейших факторов является этика использования ИИ. Мировое сообщество ученых и практиков настаивает на сохранении и усилении этических основ при технологической модернизации, включая сферу ИИ. Формирование системы этического регулирования применения ИИ — стратегически важный шаг, от которого зависит успешность государственной политики в технологической сфере [2]. В контексте медицины это означает необходимость разработки этических норм и протоколов использования ИИ-алгоритмов при диагностике, чтобы обеспечить безопасность пациентов,

конфиденциальность медицинских данных и справедливость принятия решений.

Другим аспектом служат регуляторно-правовая база и осознанное ограничение применения ИИ. По аналогии с государственным управлением [1], в котором предлагают парадигму разумного самоограничения ИИ-систем, в медицине следует определить границы автономности алгоритмов и степени участия человека. Необходимо ответить на вопросы о том, какие решения ИИ может принимать самостоятельно, а в каких случаях требуются контроль и подтверждение со стороны врача; как распределяется ответственность за ошибки алгоритма. Международные организации занимаются решением этих вопросов. Например, Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ) подготовила Руководство по этике и управлению ИИ в здравоохранении¹, призванное помочь странам выстроить систему надзора и «сдержек и противовесов» при внедрении медицинского ИИ. Согласно позиции экспертного сообщества ВОЗ, интеграция ИИ в медицину неизбежна, поэтому задача состоит не в том, чтобы сдерживать развитие технологий, а в том, чтобы направить их применение в безопасное и этическое русло.

Актуальность изучения социально-экономических эффектов медицинского ИИ обусловлена значительными инвестициями в эти технологии и ожиданиями общества. Принято считать, что ИИ способен повысить эффективность здравоохранения и снизить затраты, но эти гипотезы требуют проверки и количественной оценки. Сегодня известны примеры успешного внедрения: в 2018 г. в США зарегистрировано первое устройство с ИИ для диагностики диабетической ретинопатии, которое получило одобрение Управления по контролю качества пищевых продуктов и лекарственных средств (FDA), а впоследствии и покрытие расходов в рамках американской программы *Medicare* медицинского страхования для граждан в возрасте от 65 лет и старше².

В клинических исследованиях использование этого ИИ-инструмента (система *LumineticsCore*) позволило увеличить количество пациентов, прошедших обследование

¹ Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance // World Health Organization (WHO). June 28. 2021. URL: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200> (дата обращения: 19.12.2025).

² Young K. D. The healing power of AI // Finance & Development (IMF). December. 2023. URL: <https://www.imf.org/en/publications/fandd/issues/2023/12/case-studies-ai-healing-powers-kerry-dooley-young> (дата обращения: 09.12.2025).

глаз, примерно на 40 % по сравнению со стандартным подходом. Этот пример показывает, каким образом социальный эффект (широкий охват скрининга) сочетается с экономическим (оптимизация загрузки врачей, предотвращение затрат на лечение поздних осложнений). Выявлены и проблемные кейсы: согласно исследованию, опубликованному в журнале *Science* в 2019 г., распространенный алгоритм для поддержки решений в системе здравоохранения проявил расовую предвзятость, недооценивая тяжесть состояния афроамериканских пациентов. Указанный случай говорит о необходимости тщательного контроля качества данных для обучения ИИ, обеспечения их репрезентативности и разнообразия, а также вовлечения специалистов разных рас и культур в разработку таких систем¹.

Таким образом, гипотеза исследования состоит в том, что междисциплинарные принципы применения ИИ, выработанные в смежных сферах (среди них — государственное управление, экономика, социология), могут быть эффективно адаптированы для сферы медицинской диагностики. К тому же необходимо выявить, какие социально-экономические эффекты могут сопровождать широкомасштабное внедрение ИИ в диагностику заболеваний. Настоящая статья направлена на обобщение опыта, представленного нами ранее в научных трудах, и его проекцию на медицинскую область, с привлечением данных современных исследований о медицинском ИИ. Научная новизна обзора заключается в междисциплинарном анализе: одновременно рассмотрены технологические, социальные и экономические аспекты, что позволяет сформировать целостное представление о перспективах и ограничениях использования ИИ в высокотехнологичной медицинской диагностике.

Материалы и методы

Исследование выполнено в формате обзорной статьи с элементами аналитического обобщения. В качестве исходных материалов использованы результаты ранее опубликованных наших исследований, посвященных

проблемам применения ИИ-технологий в управлении и смежных областях [1; 2; 3; 4; 5]; дополнительные научные публикации из международных и российских источников, в которых отражены вопросы использования ИИ [6] в медицинской диагностике и здравоохранении²; нормативно-методические документы и отчеты (например, рекомендации ЮНЕСКО и ВОЗ по этике ИИ, национальные программы развития ИИ-технологий).

При обработке источников применены методы системного и сравнительного анализа. Системный подход позволил рассмотреть процесс внедрения ИИ в здравоохранение как сложную систему, включающую в себя технические компоненты, людей (врачей и пациентов), организационную структуру медицинских учреждений и внешнюю среду (регуляторы, общество), по аналогии с анализом, проведенным для системы государственного управления [1]. Кроме того, использован риск-ориентированный подход, предполагающий выявление и классификацию основных барьеров и рисков, препятствующих эффективной имплементации ИИ.

При изучении применимости методов ИИ для медицинской диагностики и оценке социально-экономических эффектов их внедрения в системе здравоохранения нами использована разработанная в рамках предшествующих исследований система дифференциации ограничений внедрения ИИ на группы: безопасностные, инфраструктурно-технологические, административные и регуляторные, кадровые, инвестиционные; выделена особая роль этических ограничений, влияющих на перечисленные группы [1]. Данный классификационный подход адаптирован применительно к сфере медицинской диагностики.

Для обработки статистических и экономических данных (оценки экономической эффективности ИИ) использованы метод сравнения показателей до и после внедрения технологий, а также экстраполяция результатов пилотных проектов на более широкую популяцию пациентов. Например, приведенные в источниках данные об экономике средств и улучшении показателей

¹ Young K. D. Op. cit.

² Экономический эффект от внедрения нейросетей в здравоохранение оценили в 13 млрд рублей // Медвестник. 2022. 10 ноября. URL: <https://medvestnik.ru/content/news/Ekonomicheskii-effekt-ot-vnedreniya-neirosetei-v-zdravooxranenie-ocenili-v-13-mlrd-rublei.html> (дата обращения: 14.12.2025); Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance // World Health Organization (WHO). June 28. 2021. URL: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200> (дата обращения: 19.12.2025).

здоровья при применении ИИ-систем (скрининг ретинопатии, диагностика аритмий и др.¹) соотнесены с аналогичными метриками традиционных методов, что позволило оценить прирост эффективности. Изучены методические рекомендации по проведению оценки технологий здравоохранения (*Health Technology Assessment, HTA*) применительно к ИИ [6], что включало в себя учет прямых и косвенных затрат, анализ чувствительности результатов к различным предположениям и рассмотрение долгосрочных выгод.

Настоящее исследование носит обзорно-синтетический характер. Полученные сведения из разных источников подвергнуты содержательному анализу, синтезированы и представлены в разделе результатов в структурированном виде (по основным аспектам применения ИИ в диагностике). Изложенный подход соответствует принятым в научных обзорах практикам, обеспечивает достоверность выводов за счет опоры на проверенные эмпирические данные и экспертные оценки.

Результаты

Ограничения и риски внедрения ИИ в медицинскую диагностику

По результатам обобщения выделен ряд типовых барьеров, сдерживающих внедрение ИИ, которые актуальны и для медицинской сферы. К основным группам ограничений отнесены:

- *безопасность и надежность технологий* (в медицине это проявляется как необходимость гарантировать точность диагностических алгоритмов, их устойчивость к сбоям и кибербезопасность, защита от несанкционированного вмешательства или взлома медицинских ИИ-систем);

- *инфраструктурно-технологические ограничения* (многие медицинские учреждения могут быть не готовы к интеграции ИИ из-за недостатка IT-инфраструктуры, устаревшего оборудования, отсутствия достаточных объемов качественных электронных медицинских данных для обучения моделей);

- *административно-регуляторные барьеры* (например, сложности сертификации и лицензирования ИИ-решений в качестве медицинских изделий, неурегулированность вопросов ответственности, в связи

с которыми государственные регуляторы в мире ищут подходы к классификации и контролю медицинских ИИ; в частности, требуется обновление нормативной базы, чтобы учитывать понятия самообучающегося алгоритма и его валидации);

- *человеческий капитал* (недостаток специалистов, разбирающихся одновременно в медицине и данных/алгоритмах, ограничивает скорость внедрения ИИ. Необходимы междисциплинарные команды, включающие в себя врачей, специалистов по обработке данных (*data scientist*), инженеров и менеджеров по внедрению);

- *инвестиционные и экономические факторы* (высокая стоимость разработки, приобретения и поддержки ИИ-систем может быть препятствием, особенно для региональных и небольших медицинских учреждений, поскольку первоначальные капитальные затраты на ИИ нередко упускают из виду, в то время как заявленные выгоды основаны только на операционной экономии [6]; такой перекоп может создавать иллюзию экономической эффективности, между тем в целом ситуация с учетом всех затрат может быть иной).

Выделенная отдельно этика служит специфическим ограничителем, влияющим на каждый из перечисленных выше барьеров [1]. К примеру, вопросы безопасности данных тесно связаны с этическим требованием конфиденциальности; кадровый дефицит подразумевает не только недостаток навыков, но и необходимость привития этической культуры работы с ИИ; инвестиционные решения зависят от общественного одобрения технологии, которое определено этическими оценками.

Вместе с тем в контексте медицинской диагностики особое значение приобретают устойчивость и надежность алгоритмов машинного обучения при работе с неидеальными, зашумленными и искаженными данными. Показателен пример разработок российских ученых, которыми предложен метод обучения сверточных нейронных сетей с учетом степени искажения входных данных, позволяющий сохранить высокую точность классификации при одновременном формировании интерпретируемого показателя доверия к результату [7]. Приведенный подход методологически значим для медицинской диагностики, в которой вариативность

¹ Young K. D. Op. cit.

условий получения изображений (лучевая диагностика, видеоэндоскопия, мобильные устройства) и качество данных напрямую влияют на клиническую безопасность решений. Трансляция этих методов из задач технического зрения и распознавания образов в медицинскую диагностику повышает устойчивость ИИ-систем и снижает риск клинически значимых ошибок, что имеет прямое социально-экономическое значение в контексте снижения затрат на повторные исследования и ошибочные назначения.

Проведенный в исследовании анализ подтвердил актуальность перечисленных групп рисков для сферы здравоохранения. Так, в обзорах экономической эффективности часто утверждается, что вариативность результатов между разными исследованиями связана с особенностями локальной инфраструктуры и контекста [6]. То, что является эффективным в одной медицинской организации, может не сработать в другой вследствие отсутствия востребованной IT-поддержки или различий в протоколах оказания помощи. Поэтому при масштабировании пилотных ИИ-проектов важно проводить адаптацию под конкретные условия, заранее планировать бюджет не только на покупку алгоритма, но и на его встроенность в процесс, то есть его интеграцию с медицинскими информационными системами, обучением персонала, технической поддержкой.

Этические и социальные аспекты интеграции ИИ в диагностику

Анализ показал, что этические принципы являются краеугольным камнем при внедрении ИИ в медицину. Этический фактор выступает своеобразным ограничителем, пронизывающим все этапы разработки и внедрения ИИ-систем, влияющим на эффективность их применения [1]. В области медицинской диагностики этические нормы особенно значимы: нужно учитывать вопросы конфиденциальности данных пациентов, получения информированного согласия на использование ИИ при постановке диагноза, недопущения дискриминации и предвзятости. Без формирования системы этического регулирования дальнейшее расширенное внедрение ИИ может столкнуться с недоверием общества и торможением прогресса [2]. Настоящий обзор подтверждает это предположение: например, выявленные

случаи алгоритмической дискриминации (упомянутый выше пример со смещением по расовому признаку при оценке рисков заболеваний) указывают на возможность негативных социальных последствий, вплоть до ухудшения доступа отдельных групп населения к медицинской помощи.

Вместе с тем правильно построенные этические рамки способны повысить общественное принятие ИИ. Так, согласно рекомендациям ВОЗ, для обеспечения справедливости ИИ-системы нужно разрабатывать на основе разнообразных выборок данных, а в командах разработчиков видится необходимым присутствие представителей разных социальных групп¹. Это позволит ИИ-алгоритмам учитывать различия между пациентами и избегать систематических ошибок в отношении уязвимых категорий.

Кроме того, *социальный эффект* применения ИИ во многом связан с уровнем доверия со стороны врачей и пациентов. Если врачи понимают принципы работы алгоритмов и убеждены в их надежности, они охотнее используют ИИ-инструменты в практике. Пациенты должны быть уверены в том, что применение ИИ идет им на благо, а не заменяет человеческого врача без необходимости. Анализ актуальной научной литературы показывает, что открытость и объяснимость решений ИИ (то есть интерпретируемость алгоритмов) служат неотъемлемыми условиями принятия технологии. В противном случае возможны социальные риски: от сопротивления медицинского персонала (опасения «вытеснения» врачей машинами) до отказа пациентов следовать рекомендациям, если они получены от «непонятной» программы. Таким образом, этические и социальные аспекты — это не только вопрос этики как философии, но и вопрос человеческого фактора при внедрении ИИ. Учитывая это, можно утверждать, что стратегии внедрения должны предусматривать просвещение и обучение: врачей — принципам работы новых систем и этичным практикам их использования, пациентов — информированию о преимуществах ИИ и мерах безопасности.

Положительные эффекты ИИ в медицинской диагностике

Несмотря на указанные выше сложности, результаты внедрения ИИ в медицинской диагностике сегодня демонстрируют ряд

¹ Young K. D. Op. cit.

преимуществ. Обобщение данных [6; 8], приведенных в исследованиях, позволяет выделить следующие подтвержденные эффекты.

ИИ-системы, обученные на больших выборках клинических данных, способны распознавать патологии на изображениях (МРТ, рентген, КТ, цифровые слайды) не хуже, а подчас и лучше экспертов-врачей. Например, алгоритмы компьютерного зрения в радиологии выявляют легкие узлы, опухоли, очаги заболеваний, которые могут быть пропущены человеческим глазом. Дополнение такого алгоритма к стандартному анализу снимков позволяет существенно повысить выявляемость скрытой патологии, что ведет к своевременному лечению.

Автоматизация анализа данных помогает значительно увеличить пропускную способность диагностических служб. Упомянутый пример о диабетической ретинопатии показал увеличение количества обследуемых пациентов в час почти на 40 % при использовании ИИ-инструмента¹. Другой пример — прогнозирование потребности в госпитализации с помощью моделей машинного обучения. В целом ИИ-системы могут выполнять рутинные диагностические задачи (в их числе — расшифровка анализов, ЭКГ, сортировка пациентов по приоритетности) быстрее человека, и за счет этого сокращается время ожидания результатов и лечения. Это особенно важно для удаленных или бедных регионов, в которых наблюдается острый дефицит врачей: ИИ способен дистанционно обслуживать больше людей, сглаживая неравенство в доступе к медицинской помощи.

Повышение точности и скорости диагностики приводит к экономии средств на уровне медицинских организаций и системы здравоохранения в целом. Улучшенная ранняя диагностика позволяет предотвратить развитие болезней до тяжелых стадий, требующих дорогого лечения. Сокращение ошибок диагностики уменьшает количество лишних процедур, повторных исследований, неправильно назначенных лекарств. Согласно систематическому обзору экономических оценок, почти 80 % проанализи-

рованных случаев внедрения ИИ показали уменьшение расходов без ухудшения, а чаще — с улучшением показателей здоровья пациентов [6]. В частности, в скрининге на рак легких с помощью ИИ получено снижение затрат ~68 долл. США на пациента при одновременном сохранении высокого качества диагностики [6].

В других исследованиях рассчитаны значительные потенциальные ежегодные сбережения средств при масштабном применении ИИ: например, прогнозируется экономия 200–360 млрд долл. США для здравоохранения США в год к началу следующего десятилетия за счет ИИ-интеграции в процессы профилактики, диагностики и лечения. В российском контексте тоже обнаружен положительный экономический эффект: по данным Национального центра развития ИИ, в 2021 г. применение нейросетей позволило организациям здравоохранения дополнительно получить совокупный эффект свыше 13 млрд руб. Около 16 % компаний медицинской отрасли в России уже использовали ИИ-технологии, в основном именно в задачах диагностики². Эти цифры свидетельствуют о том, что даже частичное внедрение ИИ дает измеримую отдачу, и потенциал экономической эффективности далек от исчерпания.

Помимо сугубо количественных показателей (точности, скорости, стоимости), прослеживаются качественные изменения в работе медицинских служб. Внедрение ИИ-инструментов позволяет врачам уделять больше времени клиническому мышлению и общению с пациентами, переложив рутинную техническую работу на алгоритмы. Это способствует человекоцентричности медицины: парадоксально, но автоматизация диагностики может вернуть врачу время на пациента, что улучшает удовлетворенность обеих сторон процессом лечения. ИИ способствует и персонализации медицины. В частности, анализ больших данных истории болезни и генетической информации с помощью ИИ помогает подбирать оптимальные индивидуальные стратегии диагностики и терапии, что повышает эффективность лечения и снижает побочные эффекты [9; 10; 11].

¹ Young K. D. Op. cit.

² Экономический эффект от внедрения нейросетей в здравоохранение оценили в 13 млрд рублей // Медвестник. 2022. 10 ноября. URL: <https://medvestnik.ru/content/news/Ekonomicheskii-effekt-ot-vnedreniya-neirosetei-v-zdravooxranenie-ocenili-v-13-mlrd-rublei.html> (дата обращения: 14.12.2025).

Исследовательский интерес представляют перспективы, открывающиеся на стыке ИИ, нейронаук и медицины. В опубликованных ранее исследованиях [3; 5; 12] нами рассмотрены нейротехнологии, такие как нейрокомпьютерные интерфейсы; обсуждается их роль в коммуникациях и управленческих процессах. Перенос акцент на медицинскую диагностику, можно предположить огромный потенциал использования нейроинтерфейсов для диагностики и мониторинга состояния пациентов. Существуют экспериментальные разработки, позволяющие по сигналам мозга диагностировать наступление эпилептического припадка или восстановить коммуникацию с пациентами, утратившими способность говорить (например, после инсульта, при синдроме запертого человека).

Так, нейроинтерфейсы, будучи элементом нейрокоммуникации, могут обеспечить принципиально новый уровень эффективности передачи информации и управления за счет вовлечения подсознательных реакций и непосредственного соединения «мозг-компьютер» [3; 5]. В управленческих коммуникациях это ведет к ускорению и повышению результативности процессов, а в медицине аналогичный подход может означать спасение времени при диагностике критических состояний. Например, нейронные импланты сегодня позволяют непрерывно отслеживать нейросигналы и выявлять аномалии, предупреждая врачей о необходимости вмешательства еще до появления внешних симптомов.

Внедрение передовых технологий сопряжено с комплексом изложенных выше проблем, от этики (инвазивность вмешательства в мозг, вопросы идентичности и свободы воли) до экономики (высокая стоимость оборудования). Тем не менее социально-экономический эффект от успешного внедрения нейротехнологий может быть колоссальным: улучшение качества жизни тяжелобольных, сокращение расходов на длительную реабилитацию за счет раннего восстановления функций, появление новых отраслей промышленности (нейроинженерии, производства нейрочипов и т. п.).

Значимым направлением междисциплинарной трансляции ИИ-методов в медицинскую диагностику является развитие систем поддержки врачебных решений, основанных

на онтологическом моделировании знаний и принципах объяснимого ИИ. Так, в работах ведущих отечественных исследователей разработана онтологическая модель поддержки врачебных решений, интегрирующая клинические рекомендации, экспертные знания и данные реальной клинической практики для диагностики и реабилитации пациентов [13]. Представленный подход свидетельствует о том, что использование интерпретируемых баз знаний и семантических моделей позволяет повысить прозрачность и управляемость ИИ-решений, что становится критически значимым для медицинской диагностики. С социально-экономической точки зрения такие системы способствуют стандартизации диагностических процессов, снижению вариабельности клинических решений и более рациональному использованию ресурсов здравоохранения, особенно в условиях роста нагрузки на медицинские системы и дефицита квалифицированных кадров.

Российская национальная система здравоохранения, обладая значительным научным заделом в нейрофизиологии и математическом моделировании, имеет шансы стать одним из лидеров в этой сфере при условии поддержки научных исследований и стартапов, поскольку развитие интеллектуального капитала в сфере ИИ служит драйвером технологического потенциала страны [4]. При переносе на нейромедицину это означает необходимость инвестиций в подготовку кадров (нейробиологов, инженеров, программистов ИИ), создание междисциплинарных центров, в которых совместно работают врачи и разработчики технологий; сохранение и актуализацию научного наследия в такой области. Последний пункт также значим: традиции отечественной нейрофизиологической школы, заложенные выдающимися учеными, могут служить фундаментом для современных прорывных исследований. *Актуализация научно-технического наследия* рассмотрена исследователями как стратегический инструмент ускорения технологического развития и интеграции накопленных знаний в новые проекты [4]. Такой подход позволяет структурировать сложные междисциплинарные процессы, интегрировать разнообразные ресурсы (компетенции, данные, технологии) и создавать условия для долгосрочного развития сферы ИИ.

В целом встраивание междисциплинарных ИИ-методов в медицинскую диагно-

стику целесообразно рассматривать через призму пациентоориентированной модели и доказательств реальной клинической практики: в этой логике приоритетом становится улучшение результатов лечения «для конкретного пациента» с учетом его целей/ценностей и имеющихся экономических ресурсов на уровне пациента и системы здравоохранения, а также развитие RWD/RWE-подходов и цифровых инструментов, сокращающих разрыв между клиническими исследованиями и практикой [14]. Одновременно междисциплинарная трансляция ИИ-решений в диагностику и смежные контуры (включая фармако- и биомедицинские направления) требует четкого этического и регуляторного «сопровождения»: ключевыми становятся прозрачность и объяснимость алгоритмов, распределение ответственности за ошибки, защита конфиденциальности медицинских данных, справедливость доступа к технологиям, учет рисков и управленческих мер для больших (в том числе мультимодальных) моделей [15] в здравоохранении¹.

Оценка социально-экономических эффектов

На основании анализа источников представляется возможным сформировать комплексную оценку ожидаемых социально-экономических последствий широкого внедрения технологий ИИ в медицинскую диагностику. В социальном измерении применение ИИ ассоциируется прежде всего с улучшением показателей здоровья населения за счет более раннего и точного выявления заболеваний, а также с расширением доступности квалифицированной диагностической помощи, включая удаленные и труднодоступные территории посредством телемедицинских ИИ-сервисов. Автоматизация отдельных диагностических процедур способствует сокращению очередей и времени ожидания медицинской помощи, снижению влияния человеческого фактора и, как следствие, повышению безопасности пациентов. Параллельно формируется спрос на новые высокотехнологичные медицинские услуги, что в совокупности может способствовать укреплению доверия населения к системе здравоохранения и повышению институционального имиджа медицинских организаций.

¹ Михаил Мурашко: Развитие технологий и методов лечения нужно, чтобы победить наиболее опасные заболевания // Министерство здравоохранения РФ: офиц. сайт. 2024. 7 июня. URL: <https://minzdrav.gov.ru/special/news/2024/06/07/21491-mihail-murashko-razvitie-tehnologiy-i-metodov-lecheniya-nuzhno-ctoby-pobedit-naibolee-opasnye-zabolevaniya> (дата обращения: 22.12.2025).

Экономические эффекты внедрения ИИ в диагностические процессы выражены в потенциальном снижении совокупных затрат системы здравоохранения за счет профилактики осложнений, оптимизации клинических и организационных процессов и более рационального использования ресурсов, что подтверждается результатами ряда количественных исследований [6]. Автоматизация рутинных операций повышает производительность труда медицинского персонала, позволяя специалистам сосредоточиться на клинически более сложных и значимых задачах, а также способствует развитию рынка медицинских ИИ-решений и смежных отраслей, включая цифровое здравоохранение и биотехнологии. Дополнительные косвенные экономические выгоды формируются за счет повышения общей продуктивности населения и сокращения потерь рабочего времени, связанных с заболеванием.

Вместе с тем социально-экономические эффекты внедрения ИИ носят неоднозначный характер, сопровождаются рядом потенциальных рисков. В социальной плоскости это проявляется в трансформации профессиональных ролей медицинских работников и возможном снижении потребности в выполнении отдельных рутинных функций, что требует программ переобучения и адаптации кадров. Психологическое сопротивление медицинского персонала новым технологиям и опасения утраты значимости межличностного взаимодействия в случае чрезмерной автоматизации также могут негативно отразиться на принятии ИИ в клинической практике. Существенным фактором остаются риски нарушения конфиденциальности медицинских данных, способные ослабить доверие пациентов, а также вероятность усиления неравенства в доступе к инновационным диагностическим технологиям при их концентрации в крупных и финансово обеспеченных медицинских центрах. В этой связи главная роль государства заключается в формировании механизмов равномерного распространения ИИ-решений и поддержке их внедрения в регионах.

Экономические риски связаны с высокими первоначальными инвестиционными затратами на закупку, внедрение и сопровождение ИИ-систем, а также с расходами

на кибербезопасность, обновление программного обеспечения и возможное устранение последствий диагностических ошибок, включая юридические издержки и компенсации. Отдельные исследования указывают и на наличие скрытых издержек, таких как рост энергопотребления и экологическая нагрузка, обусловленные использованием вычислительно емких ИИ-моделей, что требует учета на уровне национальной политики.

В целом баланс социально-экономических эффектов внедрения ИИ в медицинскую диагностику представляется положительным, что обуславливает целесообразность дальнейшего развития и масштабирования этих технологий. Вместе с тем для предотвращения нивелирования ожидаемых выгод необходима продуманная стратегия внедрения, включающая в себя этапы пилотирования, оценку экономической эффективности с использованием методов *HTA*, то есть оценки технологий здравоохранения, постоянный мониторинг качества и безопасности ИИ-решений, своевременную корректировку нормативно-правовой базы. Реализация пилотных региональных проектов и меры государственной поддержки в рамках федеральных программ развития ИИ, параллельное развитие кадрового и научного потенциала создают институциональные предпосылки для устойчивого внедрения ИИ-технологий в систему здравоохранения¹.

Обсуждение

Результаты обзора подтвердили гипотезу о высокой значимости междисциплинарного подхода при внедрении ИИ в медицинскую диагностику. В смежных областях (управлении, экономике) сформулированы важные концепции (этическое регулирование, разумное ограничение применения, оценка рисков и барьеров, развитие интеллектуального капитала), которые оказываются прямо релевантными для сферы здравоохранения. Более того, опыт этих областей помогает увидеть «слепые зоны» в традиционном взгляде медицинского сообщества на ИИ. Если врачи зачастую сосредоточены на точности алгоритма и его клинической эффективности, то междисциплинарный взгляд дополняет неочевидные, но критические измерения успеха. Это этичность, социальная

приемлемость, организационная готовность системы принять инновацию, макроэкономические последствия.

Один из ключевых вопросов — интеграция ИИ в существующие структуры. Как указано нами ранее в публикациях [8; 12], ИИ-технологии способны трансформировать процессы управления; аналогично и в медицинской организации внедрение ИИ трансформирует процессы диагностики. Однако без системного подхода такая трансформация может встретить сопротивление системы: любые инновации требуют адаптации рабочих процессов, переобучения персонала, изменения нормативов работы. Полезен опыт государственного управления, при котором внедрение цифровых технологий сопровождается реинжинирингом бизнес-процессов, изменением регламентов, часто и законодательными мерами. Здравоохранение, будучи консервативной отраслью, нуждается в пошаговой стратегии внедрения ИИ: от экспериментальных испытаний в отдельных подразделениях до масштабирования на систему в целом. Необходимо включать медицинских работников в процесс изменений, делать их участниками разработки ИИ-инструментов (систем *co-creation*), при этом они будут воспринимать ИИ как помощь, а не как угрозу.

Следующий важный аспект — оценка эффективности и качества. Междисциплинарный подход предполагает, что успех измеряется не только медицинскими показателями (например, точностью диагностики), но и экономическими (стоимость на единицу результата, возврат инвестиций), социальными (удовлетворенность пациентов, доступность услуги, эффект на здоровье населения). Как следует из обзора [6], далеко не всегда экономические оценки дают однозначный ответ: многое зависит от методологии, горизонта времени, учитываемых статей затрат. Поэтому при принятии решений о внедрении конкретного ИИ-сервиса в клинику необходимо проводить всесторонний анализ, в том числе клинические испытания для проверки безопасности и пользы, экономическое моделирование для прогноза затрат/выгод, рассматривать этические и правовые аспекты (например, через институт этического комитета или общественного совета при медицинском учреждении).

¹ Экономический эффект от внедрения нейросетей в здравоохранение оценили в 13 млрд рублей // Медвестник. 2022. 10 ноября. URL: <https://medvestnik.ru/content/news/Ekonomicheskii-effekt-ot-vnedreniya-neirosetei-v-zdravoohranenie-ocenili-v-13-mlrd-rublei.html> (дата обращения: 14.12.2025).

Комплексный анализ может показать, что в ряде случаев ИИ-решение еще не готово для внедрения (например, не окупается или несет неразрешимые этические риски), и это тоже ценный результат, позволяющий избежать ошибок. Вместе с тем, если выгоды очевидны, результаты анализа станут основанием для поддержки проекта руководством и инвесторами.

Интересным дискуссионным аспектом являются разумные ограничения и контроль за ИИ. Столкновение двух подходов — идеалистического (неограниченное использование ИИ ради прогресса) и осторожного (введение мораториев, ограничений) — проявляется и в медицине. В этом контексте представляется эвристически значимой разработанная нами *концепция разумного (само)ограничения* в использовании ИИ [1], подтверждаемая опытом последних лет: например, в ряде стран вводили временные запреты на использование некоторых ИИ-инструментов до выработки регуляторных норм. В медицине подобный принцип означает, что, даже имея технологическую возможность полностью автоматизировать какой-то диагностический процесс, общество может решить сохранить участие человека в критических точках (для контроля и принятия ответственности). Вероятно, наиболее эффективным будет гибридный подход машинного обучения, так называемый человек в петле, при котором ИИ выполняет рутинную или первичную часть анализа, а врач подтверждает и принимает финальное решение. Такой баланс позволяет использовать сильные стороны и машины, и человека, в частности скорость вычислений и широкий обзор данных ИИ; профессиональные знания и навыки, интуицию и ответственность от врача.

Отдельного внимания заслуживает вопрос развития интеллектуального капитала и научных школ как условия долгосрочного прогресса. Статья [4] показала, что актуализация научного наследия и межпоколенческая передача знаний способствуют технологическому рывку. Для медицины это означает интеграцию знаний врачей, накопленных десятилетиями (например, диагностических критериев, уникальных случаев), с новыми методами машинного обучения. Комбинация экспертных систем (основанных на правилах из опыта) и обучаемых нейросетей может дать более надежные и объяснимые системы. Кроме того,

следует инвестировать в фундаментальные исследования на стыке ИИ и медицины, такие как понимание процессов принятия решений врачами, когнитивные аспекты диагностики, моделирование заболеваний, чтобы новые алгоритмы были созданы с опорой на глубокое понимание медицины, а не методом черного ящика. С учетом этого междисциплинарное взаимодействие медиков с математиками, инженерами, социологами и экономистами должно быть организовано на институциональном уровне (консорциумы, научно-образовательные центры). Такая экосистема позволит России и другим странам получить технологический суверенитет в области медицинского ИИ, о котором говорят авторы [2] применительно к социально-экономической сфере. Для нашей страны технологический суверенитет в медицине — гарантия независимости от импорта решений, устойчивости национальной системы здравоохранения и расширенные возможности экспорта своих разработок на мировой рынок, преимущественно в дружественные государства.

Наконец, в дискуссионном поле находятся и вопросы долгосрочных социальных изменений от внедрения ИИ. Сможет ли массовое использование ИИ в диагностике изменить роль врача в обществе? Не приведет ли оно к смещению парадигмы здравоохранения от лечения болезней к предиктивной и превентивной медицине? Сегодня известны предпосылки: анализ больших данных и генетических предрасположенностей приводит к тому, что ИИ может предсказать заболевание за годы до его клинического проявления. Это ставит вопрос о готовности общества к принятию проактивных мер (например, превентивное лечение или изменение образа жизни по «совету» ИИ-программы). На первый план выходят вопросы правовых стандартов. В частности, кому принадлежат данные о вероятности будущей болезни? Не станут ли они основой для дискриминации (например, страховщики повысят тарифы зная, что у человека высок риск заболевания)? Обсуждение этих вопросов только начинается, а значит, требует участия не только специалистов, но и широкой общественности.

Таким образом, внедрение ИИ в медицинскую диагностику — это не одномоментный акт приобретения оборудования, а длительный процесс трансформации, затрагивающий технологию, экономику и общество.

Результаты настоящего обзора могут служить основой для формирования дорожной карты такого процесса. В частности, можно рекомендовать: а) продолжить разработки и пилотные исследования ИИ-алгоритмов по приоритетным направлениям диагностики (онкоскрининг, кардиология, неврология и др.), параллельно оценивая их экономическую эффективность; б) разработать нормативно-этические требования к медицинским ИИ с учетом международных руководств¹; в) создавать условия для обучения и переквалификации медицинских работников в области деятельности, связанной с ИИ; г) усилить поддержку исследований на стыке наук, чтобы стимулировать разработку прорывных междисциплинарных технологий (например, нейроинтерфейсы) в медицине. Подобные шаги смогут обеспечить преобладание положительных социально-экономических эффектов от применения ИИ в медицинской диагностике, а потенциальные риски будут минимизированы за счет надлежащего контроля.

Выводы

Междисциплинарный подход служит необходимым условием успешной имплементации ИИ в медицинскую диагностику. Опыт смежных сфер (государственного управления, социологии, экономики) показал значимость этических, правовых и организационных факторов, без учета которых эффективность ИИ существенно снижается. Перенос этих принципов в медицину позволит изначально построить процесс внедрения ИИ более устойчиво и ответственно.

Применение ИИ-технологий в диагностике демонстрирует измеримые положительные социально-экономические эффекты. К ним относятся повышение точности и скорости диагностики, сокращение затрат системы здравоохранения за счет предотвращения осложнений и оптимизации процессов, повышение доступности медицинской помощи и качества обслуживания пациентов. В ряде случаев ИИ-инструменты показали высокую экономическую эффективность, достигая соотношения «затраты — эффективность» лучше традиционных методов [6].

Основные ограничения и риски внедрения ИИ в здравоохранение схожи с выявленными

ми в других областях и требуют проактивного управления. Выделены группы барьеров: технологические, инфраструктурные, регуляторные, кадровые, финансовые, а также этические вопросы, пронизывающие все уровни. Их преодоление станет возможным через разработку четких нормативных требований (например, процедур сертификации ИИ как медицинского изделия), инвестирование в инфраструктуру (цифровизация больниц, создание дата-центров для хранения и обработки медицинских данных), подготовку специалистов новой формации (врачей, владеющих навыками работы с данными, и IT-специалистов, понимающих специфику медицины). Особое внимание должно быть уделено обеспечению этичности ИИ: прозрачности алгоритмов, защите данных, недопущению дискриминации и соблюдению прав пациентов.

Социально-экономические эффекты внедрения ИИ носят разнонаправленный характер, но при взвешенном подходе выгоды перевешивают издержки. Положительные эффекты выражены в улучшении здоровья населения и экономии ресурсов, а негативные риски (вытеснение работников, неравномерность доступа, ошибки алгоритмов) могут быть смягчены через механизмы регулирования и обучения. Государственная политика и стратегия медицинских организаций должны предусматривать мониторинг этих эффектов и гибкую коррекцию курса. Например, если анализ покажет, что тот или иной ИИ-инструмент приводит к нежелательным последствиям, необходимо либо улучшить технологию, либо ограничить сферу ее применения.

Развитие интеллектуального капитала и научно-технической базы — ключевой драйвер внедрения ИИ в медицину. Для долгосрочных успехов отечественного здравоохранения крайне недостаточно быть лишь реципиентом готовых алгоритмов в рамках практической реализации философии так называемого карго-культа (*cargo cult*), что подразумевает поддержку научных исследований в области медицинского ИИ, стимулирование междисциплинарных исследовательских проектов, особенно на стыке ИИ, хемоинформатики и биомедицины, сохранение и передачу накопленного медицинского опыта новым поколениям через цифровые

¹ Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance // World Health Organization (WHO). June 28. 2021. URL: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200> (дата обращения: 19.12.2025).

базы знаний и обучающие системы ИИ. Формирование таких активов поможет российской медицине, обладающей колоссальным потенциалом, не только адаптировать сторонние разработки, но и генерировать инновации мирового уровня, обеспечивая технологическую независимость страны.

В заключение следует указать, что внедрение ИИ в медицинскую диагностику — сложный, но неизбежный этап эволюции глобального и национального здравоохранения во второй четверти XXI столетия. Его социально-экономическая эффективность будет измерена в первую очередь не только

метриками точности алгоритмов, но и тем, насколько он улучшит жизнь людей, повысит результативность функционирования системы здравоохранения. Междисциплинарный анализ, проведенный в настоящей статье, подтверждает, что разработка и внедрение научно обоснованных моделей интеграции технических достижений на основе ИИ-технологий с этическими нормами, социальными ожиданиями и экономическими реалиями позволит достичь максимально позитивного социально-экономического эффекта от применения ИИ в современной медицинской диагностике.

Список источников

1. Федоров М. В., Репин Д. А., Игнатьев С. А. Технологии искусственного интеллекта в государственном управлении: разработка парадигмы разумного (само)ограничения // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2024. № 5. С. 46–53.
2. Репин Д. А., Игнатьев С. А. «Внедрять нельзя отказаться»: влияние этики на применение технологий искусственного интеллекта в управлении социально-экономическими процессами // Экономика и управление. 2024. Т. 30. № 12. С. 1503–1509. <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2024-12-1503-1509>
3. Репин Д. А., Игнатьев С. А. Нейротехнологии в управленческой коммуникации (на примере нейроинтерфейсов) // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2025. № 1. С. 84–90.
4. Федоров М. В., Репин Д. А., Игнатьев С. А. Интеллектуальный капитал в сфере искусственного интеллекта как драйвер технологического потенциала России // Экономика и управление. 2025. Т. 31. № 9. С. 1105–1120. <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-9-1105-1120>
5. Клевцова О. Ю., Репин Д. А. Проблемные аспекты внедрения нейротехнологий в управление социально-экономическими процессами // Вестник Военной академии материально-технического обеспечения. 2025. № 2. С. 96–108.
6. El Arab R. A., Al Moosa O. A. Systematic review of cost effectiveness and budget impact of artificial intelligence in healthcare // NPJ Digital Medicine. 2025. Vol. 8. Article 548. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01722-y>
7. Яншиевский И. М., Арлазаров В. В. Обучение сверточной нейронной сети с автоматическим учетом искаженности входных данных // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2022. № 9. С. 52–56. <https://doi.org/10.24412/2071-6168-2022-9-52-56>
8. Репин Д. А. Технологии искусственного интеллекта как фактор совершенствования государственного управления: вызовы и угрозы // Экономика и управление. 2025. Т. 31. № 2. С. 139–148. <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-2-139-148>
9. Ткаченко В. Т., Федоров М. В., Федорова В. В. и др. Новые методы оценки рисков патогенов: машинное обучение в анализе спектра токсичности *Albifimbria verrucaria* // Вестник войск РХБ защиты. 2025. Т. 9. № 1. С. 57–73. <https://doi.org/10.35825/2587-5728-2025-9-1-57-73>
10. Nikitin I., Morgunov I., Safronov V., Kalyuzhnaya A., Fedorov M. Towards explainable computational toxicology: Linking antitargets to rodent acute toxicity // Pharmaceutics. 2025. Vol. 17. No. 12. Article 1573. <https://doi.org/10.3390/pharmaceutics17121573>
11. Rassabina A. E., Fedorov M. V. Analysis of the toxicological profile of *Heracleum sosnowskyi* Manden. Metabolites using in Silico methods // Plants. 2025. Vol. 14. No. 21. Article 3253. <https://doi.org/10.3390/plants14213253>
12. Репин Д. А. Формирование социально-технологических инструментов государственного управления на основе ИИ-технологий // Социология и право. 2025. Т. 17. № 2. С. 150–161. <https://doi.org/10.35854/2219-6242-2025-2-150-161>
13. Грибова В. В., Окунь Д. Б., Шалфеева Е. А. Модель поддержки врачебных решений в диагностике и реабилитации пациентов с ограничениями жизнедеятельности // Реальная клиническая практика: данные и доказательства. 2025. Т. 5. № 4. С. 81–96. <https://doi.org/10.37489/2782-3784-mygrwd-091>

14. Хохлов А. Л., Сычев Д. А. Концепция пациентоориентированности в медицине и фармации // Пациентоориентированная медицина и фармация. 2023. Т. 1. № 1. С. 1–4. <https://doi.org/10.37489/2949-1924-0001>
15. Хохлов А. Л., Белоусов Д. Ю. Этические вопросы применения искусственного интеллекта в разработке лекарственных препаратов // Качественная клиническая практика. 2025. № 3. С. 111–117. <https://doi.org/10.37489/2588-0519-2025-3-111-117>

References

1. Fedorov M.V., Repin D.A., Ignatev S.A. The future of artificial intelligence in public administration: Finding the paradigm of the reasonable (self)limitation. *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. 2024;(5):46-53. (In Russ.).
2. Repin D.A., Ignatyev S.A. “Implementation impossible to refuse”: The influence of ethics on using artificial intelligence in socio-economic management. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2024;30(12):1503-1509. (In Russ.). <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2024-12-1503-1509>
3. Repin D.A., Ignatev S.A. Neurotechnologies in managerial communication: The case of neurointerfaces. *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. 2025;(1):84-90. (In Russ.).
4. Fedorov M.V., Repin D.A., Ignatev S.A. Intellectual capital in artificial intelligence as a driver of technological potential in Russia. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2025;31(9):1105-1120. (In Russ.). <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-9-1105-1120>
5. Klevtsova O.Yu., Repin D.A. Proposals for improving the methodology of selecting options for financial support of innovative defense projects if there are alternatives. *Vestnik Voennoi akademii material'no-tekhnicheskogo obespecheniya*. 2025;(2):96-108. (In Russ.).
6. El Arab R.A., Al Moosa O.A. Systematic review of cost effectiveness and budget impact of artificial intelligence in healthcare. *NPJ Digital Medicine*. 2025;8:548. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01722-y>
7. Yanishevsky I.M., Arlazarov V.V. Training a convolutional neural network with automatic consideration of input distortion. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki = News of the Tula State University. Technical Sciences*. 2022;(9): 52-56. (In Russ.). <https://doi.org/10.24412/2071-6168-2022-9-52-56>
8. Repin D.A. Artificial intelligence technologies as a factor in improving public administration: Challenges and threats. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2025;31(2):139-148. (In Russ.). <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-2-139-148>
9. Tkachenko V.T., Fedorov M.V., Fedorova V.V., et al. New methods for pathogen risk assessment: Machine learning in the analysis of toxicity spectrum of *Albifimbria verrucaria*. *Vestnik voisk RKhB zashchity = Journal of NBC Protection Corps*. 2025;9(1):57-73. (In Russ.). <https://doi.org/10.35825/2587-5728-2025-9-1-57-73>
10. Nikitin I., Morgunov I., Safronov V., Kalyuzhnaya A., Fedorov M. Towards explainable computational toxicology: Linking antitargets to rodent acute toxicity. *Pharmaceutics*. 2025;17(12):1573. <https://doi.org/10.3390/pharmaceutics17121573>
11. Rassabina A.E., Fedorov M.V. Analysis of the toxicological profile of *Heracleum sosnowskyi* Manden. Metabolites using in Silico methods. *Plants*. 2025;14(21):3253. <https://doi.org/10.3390/plants14213253>
12. Repin D.A. AI-driven socio-technological instruments for public administration. *Sotsiologiya i pravo = Sociology and Law*. 2025;17(2):150-161. (In Russ.). <https://doi.org/10.35854/2219-6242-2025-2-150-161>
13. Gribova V.V., Okun D.B., Shalfeeva E.A. Medical decision support model for diagnosing and rehabilitating patients with disabilities. *Real'naya klinicheskaya praktika: dannye i dokazatel'stva = Real-World Data & Evidence*. 2025;5(4):81-96. (In Russ.). <https://doi.org/10.37489/2782-3784-myrwd-091>
14. Khokhlov A.L., Sychev D.A. The concept of patient-oriented medicine and pharmacy. *Patsientoorientirovannaya meditsina i farmatsiya = Patient-Oriented Medicine and Pharmacy*. 2023;1(1):1-4. (In Russ.). <https://doi.org/10.37489/2949-1924-0001>
15. Khokhlov A.L., Belousov D.Yu. Ethical issues of using artificial intelligence in drug development. *Kachestvennaya klinicheskaya praktika = Good Clinical Practice*. 2025;(3):111-117. (In Russ.). <https://doi.org/10.37489/2588-0519-2025-3-111-117>

Информация об авторах**Максим Валериевич Федоров**

доктор химических наук, кандидат физико-математических наук, член-корреспондент Российской академии наук, и.о. директора

Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук

127051, Москва, Большой Каретный пер., д. 19, стр. 1

Ольга Юрьевна Клевцова

кандидат экономических наук, старший научный сотрудник лаборатории обработки и передачи информации в когнитивных системах

Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук

127051, Москва, Большой Каретный пер., д. 19, стр. 1

Сергей Александрович Игнатьев

научный сотрудник, и. о. заведующего лабораторией информационных процессов в сложных социальных системах

Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук

127051, Москва, Большой Каретный пер., д. 19, стр. 1

Поступила в редакцию 12.01.2026
Прошла рецензирование 04.02.2026
Подписана в печать 25.02.2026

Information about the authors**Maksim V. Fedorov**

D.Sc. in Chemistry, PhD in Physical and Mathematical Sciences, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, acting director

Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute)

19 Bolshoy Karetnyy ln., bldg. 1, Moscow 127051, Russia

Olga Yu. Klevtsova

PhD in Economics, senior researcher at the Laboratory for Information Processing and Transmission in Cognitive Systems

Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute)

19 Bolshoy Karetnyy ln., bldg. 1, Moscow 127051, Russia

Sergei A. Ignatev

researcher, acting head at the Laboratory of Information Processes in Complex Social Systems

Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute)

19 Bolshoy Karetnyy ln., bldg. 1, Moscow 127051, Russia

Received 12.01.2026
Revised 04.02.2026
Accepted 25.02.2026

Конфликт интересов: авторы декларируют отсутствие конфликта интересов, связанных с публикацией данной статьи.

Conflict of interest: the authors declare no conflict of interest related to the publication of this article.