



Интеграция искусственного интеллекта в мультидисциплинарную диагностику сердечно-сосудистых и неврологических заболеваний

Юсупов Ф. А., Абдыкадыров М. Ш.

Сердечно-сосудистые и неврологические заболевания представляют собой ведущие причины заболеваемости и смертности во всем мире, а их тесная патофизиологическая взаимосвязь, известная как "ось мозг-сердце", требует комплексного мультидисциплинарного подхода к диагностике. Настоящий обзор посвящен анализу и обобщению научных исследований преимущественно за последние пять лет, посвященных интеграции технологий искусственного интеллекта в диагностику данной группы заболеваний. В ходе обзора выявлено, что искусственный интеллект, в частности модели глубокого обучения, демонстрирует трансформационный потенциал в анализе электрокардиограмм, методов нейровизуализации и мультимодальных клинических данных, обеспечивая значительное повышение точности и раннее выявление патологий. Ключевые достижения включают способность алгоритмов искусственного интеллекта идентифицировать скрытые маркеры заболеваний, недоступные для человеческого восприятия, и прогнозировать риски развития таких состояний, как фибрилляция предсердий и ишемический инсульт. Однако широкое клиническое внедрение искусственного интеллекта сталкивается с серьезными проблемами, включая непрозрачность алгоритмов ("черный ящик"), системную предвзятость в обучающих данных, недостаточную генерализацию моделей и острую нехватку доказательств, полученных в ходе крупномасштабных проспективных клинических испытаний. В заключение подчеркивается, что реализация потенциала искусственного интеллекта для создания персонализированной предиктивной медицины в области нейрокардиологии возможна только при условии преодоления существующих технических, этических и регуляторных барьеров через междисциплинарное сотрудничество.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, сердечно-сосудистые заболевания, неврологические расстройства, мультидисциплинарная диагностика, нейрокардиология, глубокое обучение, анализ медицинских изображений, электрокардиография.

Отношения и деятельность: нет.

Ошский государственный университет, Ош, Кыргызстан.

Юсупов Ф. А. — д.м.н., профессор, зав. кафедрой неврологии, медицинской реабилитации и психического здоровья медицинского факультета, ORCID: 0000-0003-0632-6653, SPIN-код: 7415-1629, Абдыкадыров М. Ш.* — аспирант, ассистент кафедры неврологии, медицинской реабилитации и психического здоровья медицинского факультета, ORCID: 0000-0001-5549-3832, SPIN-код: 5384-7010.

*Автор, ответственный за переписку (Corresponding author):
aratingo@mail.ru

ГО — глубокое обучение, ИИ — искусственный интеллект, КТ — компьютерная томография, МРТ — магнитно-резонансная томография, ФП — фибрилляция предсердий, ЭКГ — электрокардиограмма/электрокардиография, ЭМК — электронные медицинские карты, ЭхоКГ — эхокардиография, AUC — площадь под ROC-кривой (Area Under the Curve), CNNs — Convolutional Neural Networks (сверточные нейронные сети), DNNs — Deep Neural Networks (глубокие нейронные сети), LSTM-Long Short-Term Memory (сети долгой краткосрочной памяти).

Рукопись получена 29.10.2025

Рецензия получена 09.02.2026

Принята к публикации 23.02.2026



Для цитирования: Юсупов Ф. А., Абдыкадыров М. Ш. Интеграция искусственного интеллекта в мультидисциплинарную диагностику сердечно-сосудистых и неврологических заболеваний. *Российский кардиологический журнал*. 2026;31(2S):6646. doi: 10.15829/1560-4071-2026-6646. EDN: UZWMGC

Integration of artificial intelligence into multidisciplinary diagnostics of cardiovascular and neurological diseases

Yusupov F. A., Abdykadyrov M. Sh.

Cardiovascular and neurological diseases are leading causes of morbidity and mortality worldwide, and their close pathophysiological relationship, known as the brain-heart axis, requires a comprehensive multidisciplinary approach to diagnosis. This review analyzes and summarizes research conducted primarily over the past five years on the integration of artificial intelligence technologies into the diagnostics of this group of diseases. The review reveals that artificial intelligence, particularly deep learning models, demonstrates transformative potential in the analysis of electrocardiograms, neuroimaging, and multimodal clinical data, providing significant improvements in accuracy and early detection of pathologies. Key advances include the ability of artificial intelligence algorithms to identify hidden disease markers inaccessible to human perception and to predict the risk of conditions such as atrial fibrillation and ischemic stroke. However, the widespread clinical implementation of artificial intelligence faces significant challenges, including black box, systemic bias in training data, poor model generalization, and a severe lack of evidence from large-scale prospective clinical trials. The paper concludes that realizing the potential of artificial intelligence for personalized predictive medicine in neurocardiology is only possible by overcoming existing technical, ethical, and regulatory barriers through interdisciplinary collaboration.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, cardiovascular diseases, neurological disorders, multidisciplinary diagnostics, neurocardiology, deep learning, medical image analysis, electrocardiography.

Relationships and Activities: none.

Osh State University, Osh, Kyrgyzstan.

Yusupov F. A. ORCID: 0000-0003-0632-6653, Abdykadyrov M. Sh.* ORCID: 0000-0001-5549-3832.

*Corresponding author: aratingo@mail.ru

Received: 29.10.2025 Revision Received: 09.02.2026 Accepted: 23.02.2026

For citation: Yusupov F. A., Abdykadyrov M. Sh. Integration of artificial intelligence into multidisciplinary diagnostics of cardiovascular and neurological diseases. *Russian Journal of Cardiology*. 2026;31(2S):6646. doi: 10.15829/1560-4071-2026-6646. EDN: UZWMGC

Сердечно-сосудистые заболевания на протяжении десятилетий остаются основной причиной смертности в глобальном масштабе, создавая колоссальную нагрузку на системы здравоохранения по всему миру [1, 2]. Параллельно с этим, в связи с общим старением населения, неуклонно растет распространенность неврологических расстройств, включая цереброваскулярные заболевания, такие как инсульт, и нейродегенеративные состояния, что усугубляет социально-экономическое бремя [3-5]. Сложность и многофакторность этих патологий, а также динамичный характер их течения требуют разработки и внедрения инновационных, высокоточных и эффективных методов ранней диагностики и стратификации рисков для своевременного начала профилактических и терапевтических мероприятий.

Современная медицина все больше признает существование глубокой и двунаправленной связи между сердечно-сосудистой и нервной системами [6]. Эта взаимосвязь, описываемая концепцией "оси мозг-сердце", подчеркивает, что патологические процессы в одной системе могут инициировать или усугублять заболевания в другой [7]. Классическим примером является фибрилляция предсердий (ФП) — распространенное нарушение сердечного ритма, которое является ведущей причиной кардиоэмболического ишемического инсульта [8, 9]. С другой стороны, острые неврологические события, такие как инсульт, могут вызывать вторичные кардиальные осложнения, включая аритмии и стресс-индуцированную кардиомиопатию [10]. Этот сложный патофизиологический перекрест диктует острую необходимость в мультидисциплинарном диагностическом подходе, который способен интегрировать и анализировать данные из обеих областей для формирования целостной клинической картины и точного прогнозирования рисков.

В последние годы искусственный интеллект (ИИ), и в особенности его подразделы — машинное обучение и глубокое обучение (ГО), — стал мощным инструментом, способным кардинально изменить парадигму медицинской диагностики [11]. Алгоритмы ИИ обладают уникальной способностью анализировать огромные и гетерогенные массивы данных, включая электронные медицинские карты (ЭМК), данные медицинской визуализации (магнитно-резонансная томография (МРТ), компьютерная томография (КТ), эхокардиография (ЭхоКГ)) и физиологические сигналы (электрокардиография (ЭКГ)), с беспрецедентной скоростью и точностью, зачастую превосходящей возможности человека [12]. Потенциал ИИ заключается в его способности выявлять скрытые, нелинейные закономерности в данных, что открывает новые горизонты для повышения точности диагностики, персонализации лечения, оптимизации клинических рабочих процессов и, в конечном счете, улучшения исходов для пациентов [12].

Текущий этап развития медицины характеризуется уникальным совпадением факторов. С одной стороны, существует острая клиническая потребность в интегрированных и предиктивных диагностических решениях, обусловленная огромным бременем кардиологических и неврологических заболеваний [13]. С другой стороны, наблюдается экспоненциальный рост технологических возможностей, связанных с развитием зрелых моделей ИИ, увеличением вычислительных мощностей и доступностью больших массивов клинических данных [14]. Это синергетическое слияние клинической необходимости и технологической готовности является движущей силой бурного развития исследований на стыке этих областей, формируя новую дисциплину — вычислительную мультидисциплинарную медицину.

Целью настоящего обзора является систематизация и анализ научных данных об интеграции ИИ в диагностику сердечно-сосудистых заболеваний и неврологических расстройств. В рамках обзора ставятся задачи выявить ключевые технологические достижения, основные клинические приложения, фундаментальные проблемы, препятствующие внедрению, и наиболее перспективные направления для будущих исследований в этой стремительно развивающейся области.

Методология исследования

Для обеспечения полноты и объективности обзора был проведен поиск релевантных публикаций в ведущих электронных базах данных, включая PubMed, Scopus, ScienceDirect, Web of Science и Google Scholar. Временные рамки поиска были ограничены периодом преимущественно с 2020г по 2025г включительно. Поисковая стратегия была основана на комбинации ключевых слов кардиологических заболеваний и неврологических расстройств. ("Искусственный интеллект — Artificial Intelligence", "Машинное обучение — Machine Learning", "Глубокое обучение — Deep Learning", "Сердечно-сосудистые заболевания — Cardiovascular Diseases", "Кардиология — Cardiology", "Болезни сердца — Heart Disease", "Неврологические расстройства — Neurological Disorders", "Неврология — Neurology", "Инсульт — Stroke", "Диагностика — Diagnosis", "Прогнозирование — Prediction", "Визуализация — Imaging").

Критерии включения и исключения. Критерии включения для отбора исследований были следующими:

- Тип публикации: рецензируемые оригинальные исследовательские статьи, систематические обзоры и метаанализы.
- Язык: английский или русский.
- Предмет исследования: применение ИИ для решения диагностических или прогностических задач у пациентов с сердечно-сосудистыми или неврологическими заболеваниями.

Критерии исключения:

- Редакционные статьи, письма в редакцию, отчеты о клинических случаях.
- Публикации, посвященные исключительно терапевтическим аспектам применения ИИ без диагностического компонента.
- Статьи, опубликованные до 2020г за исключением тех, которые обладают высокой научной значимостью.

Процесс отбора и анализа публикаций. Процесс отбора публикаций проводился в два этапа в соответствии с рекомендациями PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses). На первом этапе проводился скрининг названий и аннотаций всех найденных статей на предмет их соответствия критериям включения. На втором этапе анализировались полные тексты статей, прошедших первичный отбор, для принятия окончательного решения о включении в обзор. Из отобранных публикаций извлекались следующие данные: тип и архитектура модели ИИ, модальность используемых данных, целевое заболевание, ключевые метрики производительности (например, точность, чувствительность, специфичность, площадь под ROC-кривой (AUC)), а также описанные авторами ограничения и проблемы. Этот строгий методологический подход был применен для обеспечения высокого качества и воспроизводимости результатов данного обзора.

Результаты и обсуждение

Анализ ЭКГ стал одной из первых областей кардиологии, претерпевших революционные изменения благодаря ИИ. Модели ГО, в частности глубокие нейронные сети (Deep Neural Networks, DNNs) и сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNNs), продемонстрировали способность анализировать стандартные 12-канальные ЭКГ с точностью, сопоставимой или даже превосходящей таковую у сертифицированных кардиологов. Например, в одном из исследований DNN-алгоритм достиг более высокого показателя F-меры (0,84 vs 0,78) при классификации 12 различных типов аритмий по сравнению с врачами [15].

Однако наиболее значимым прорывом стала способность ИИ выявлять "скрытые" или бессимптомные патологии. Алгоритмы научились диагностировать такие состояния, как бессимптомная дисфункция левого желудочка, гипертрофическая кардиомиопатия и, что особенно важно для нейрокардиологии, ФП, даже когда ЭКГ была записана в период синусового ритма [16]. Эта возможность представляет собой фундаментальный сдвиг от реактивной диагностики к проактивному прогнозированию. Вместо того чтобы просто отвечать на вопрос "Есть ли ФП сейчас?", ИИ позволяет ответить на вопрос "Имеет ли данный пациент электрофизиологический субстрат,

который с высокой вероятностью приведет к развитию ФП в будущем?". По сути, ИИ выявляет новый, ранее недоступный для человеческого глаза "электрофизиологический фенотип" риска, что открывает беспрецедентные возможности для превентивной медицины, в частности для раннего назначения антикоагулянтной терапии с целью профилактики инсульта.

Кроме того, интеграция ИИ в носимые устройства, такие как умные часы и ЭКГ-патчи, демократизирует раннюю диагностику. Системы на базе CNN в таких устройствах достигают чувствительности >97% в мониторинге аритмий в режиме реального времени, делая скрининг доступным для широких слоев населения [17].

ИИ также трансформирует область кардиологической визуализации, решая проблемы вариабельности и трудоемкости ручной интерпретации.

- **ЭхоКГ:** Алгоритмы ИИ автоматизируют рутинные измерения, такие как фракция выброса левого желудочка, что значительно снижает межоператорскую вариабельность и повышает эффективность рабочего процесса [18]. Модели ГО способны классифицировать клапанные пороки сердца (Valvular Heart Disease, VHD), включая аортальный стеноз и митральную регургитацию, путем анализа двухмерных изображений и доплеровских показателей. Такие системы демонстрируют высокую диагностическую точность с AUC в диапазоне от 0,91 до 0,97 [19, 20].

- **КТ и МРТ сердца:** В области КТ сердца ИИ способствует улучшению качества изображений при одновременном снижении дозы облучения. Для МРТ сердца алгоритмы ИИ позволяют значительно сократить время сканирования, что повышает комфорт пациента и пропускную способность отделений. Ключевой функцией ИИ в обеих модальностях является автоматическая сегментация камер сердца, миокарда и коронарных артерий. Это обеспечивает точную и воспроизводимую количественную оценку атеросклероза, объемов сердца и массы миокарда, что критически важно для диагностики, стратификации риска и планирования инвазивных вмешательств [21].

Успех ИИ в кардиологии обусловлен применением специализированных архитектур нейронных сетей, адаптированных к различным типам данных.

- **CNNs:** Являются "рабочей лошадкой" для анализа медицинских изображений (ЭхоКГ, КТ, МРТ). Их архитектура, включающая сверточные и пулинговые слои, идеально подходит для изучения пространственных иерархий признаков — от простых (края, текстуры) до сложных (анатомические структуры) [22].

- **Рекуррентные нейронные сети (RNNs) и сети долгой краткосрочной памяти (LSTM):** Эти архитектуры предназначены для обработки последовательных данных, таких как сигналы ЭКГ. Они обладают "памятью", которая позволяет им улавливать временные зависимости и паттерны в динамике сигнала, что недо-

ступно для стандартных CNN [23]. В последнее время все большую популярность приобретают гибридные модели (CNN-LSTM), которые сначала используют CNN для извлечения пространственных признаков из сегментов ЭКГ, а затем LSTM для анализа их временной последовательности, что позволяет достичь более высокой точности [24].

Для оценки производительности этих моделей используется набор стандартных метрик. Чувствительность (Sensitivity) показывает долю истинно положительных случаев, правильно идентифицированных моделью. Специфичность (Specificity) отражает долю истинно отрицательных случаев. F1-score представляет собой гармоническое среднее между точностью (precision) и полнотой (recall), обеспечивая сбалансированную оценку на несбалансированных наборах данных. AUC является интегральной метрикой, которая оценивает общую способность модели различать два класса (например, "болен" и "здоров") при всех возможных порогах отсечения [25].

В неврологии ИИ демонстрирует выдающиеся результаты в анализе данных нейровизуализации. Модели ГО, такие как VGG-19, достигли впечатляющей точности в 99,48% при классификации изображений МРТ головного мозга, что открывает возможности для автоматизированного скрининга и диагностики [26-28].

Особенно значим вклад ИИ в диагностику нейродегенеративных заболеваний. При болезни Паркинсона анализ изображений DaTscan (визуализация дофаминовых транспортеров) с помощью CNN позволяет отличать пациентов от здоровых лиц с точностью, превышающей 95%, что значительно превосходит традиционную визуальную интерпретацию врачом [29, 30]. При болезни Альцгеймера модели на основе метода опорных векторов (Support Vector Machine, SVM) способны не только диагностировать заболевание, но и с высокой точностью прогнозировать его прогрессирование на 4-летний период [31].

Одним из ключевых достижений в неврологической диагностике является переход от анализа отдельных модальностей к созданию мультимодальных ИИ-систем. Эти комплексные платформы способны одновременно интегрировать и анализировать данные из различных источников: нейровизуализация (МРТ, КТ), мультиомиксные данные (геномика, протеомика), структурированная клиническая информация из ЭМК, а также нетрадиционные источники, такие как паттерны голоса, анализ походки и данные с носимых датчиков [32].

Такой синергетический подход позволяет получить гораздо более полную и целостную картину состояния пациента. Например, экспериментальная мультимодальная ИИ-система для диагностики болезни Паркинсона, объединяющая анализ моторики на основе компьютерного зрения, распознавание паттернов

голоса и анализ походки, достигла точности в 94,2%. Этот результат значительно превосходит как традиционную клиническую оценку (78,3%), так и любую из модальностей, используемых по отдельности [33, 34]. Это демонстрирует, что интеграция разнородных данных позволяет ИИ улавливать тонкие, взаимосвязанные паттерны, которые остаются незамеченными при изолированном анализе.

Наиболее глубокое влияние ИИ в неврологии заключается в переходе от простой бинарной диагностики ("болезнь есть/болезни нет") к прогнозированию индивидуальной траектории заболевания для каждого пациента. Вместо того чтобы просто ставить диагноз, передовые модели ИИ начинают отвечать на более сложные клинические вопросы: "Как быстро будет прогрессировать заболевание у этого конкретного пациента?", "На какой вид терапии он, скорее всего, ответит?", "Каков риск развития у него определенных осложнений?" [35]. Эта способность моделировать сложные, продольные и мультимодальные данные является сутью персонализированной медицины. Диагностика перестает быть статичным ярлыком и превращается в динамический, предиктивный инструмент для долгосрочного ведения пациента, позволяя подбирать терапию и мониторинг в соответствии с его уникальным профилем [35].

Именно на стыке кардиологии и неврологии ИИ демонстрирует свой уникальный интегративный потенциал. Ключевым приложением здесь является прогнозирование риска ишемического инсульта на основе анализа кардиологических данных. Как уже упоминалось, алгоритмы ИИ способны анализировать ЭКГ в синусовом ритме для выявления пациентов с высоким риском развития пароксизмальной или будущей ФП [36]. Модели, объединяющие признаки ЭКГ с клиническими данными из ЭМК, достигают высоких показателей в детекции ФП, что позволяет своевременно назначать антикоагулянтную терапию и предотвращать инсульты. Кроме того, ИИ применяется для анализа данных ЭхоКГ с целью выявления других кардиальных источников эмболии, таких как тяжелый аортальный стеноз, который является известным фактором риска ишемического инсульта [37, 38].

Одной из сложных клинических проблем является диагностика эмболических инсультов с неустановленным источником (Embolic Strokes of Undetermined Source, ESUS). На их долю приходится значительная часть ишемических инсультов, и неопределенность этиологии затрудняет подбор оптимальной стратегии вторичной профилактики. ИИ исследуется как инструмент для анализа комплексных кардиологических обследований (ЭКГ, холтеровское мониторирование, ЭхоКГ) с целью выявления вероятной кардиальной причины инсульта, которая могла быть пропущена при стандартном анализе [39].

Более того, алгоритмы ИИ, использующие обработку естественного языка (Natural Language Processing, NLP), могут анализировать неструктурированные данные из ЭМК, такие как текстовые записи врачей при поступлении пациента с инсультом. Это позволяет создавать модели, которые прогнозируют первые выявленную ФП в ходе госпитализации с точностью, превосходящей существующие клинические шкалы риска [40].

Истинная ценность ИИ в мультидисциплинарной диагностике заключается не только в его аналитической мощи, но и в его способности функционировать как практический интегратор данных из традиционно изолированных медицинских специальностей. В реальной клинической практике отделения кардиологии и неврологии часто работают обособленно, а их данные (ЭКГ, МРТ головного мозга) анализируются изолированно. Связь между ними является концептуальной, но ее трудно количественно оценить для конкретного пациента. Модели ИИ, по своей сути, предназначены для работы с гетерогенными данными из разных источников. Алгоритм может принять на вход ЭКГ из кардиологического отделения и выдать оценку риска инсульта для неврологического отделения. Следовательно, ИИ разрушает информационные "бункеры", создавая вычислительный мост, который делает концепцию "оси мозг-сердце" операционной реальностью в повседневной клинической практике. Он превращает "нейрокардиологический консилиум" в непрерывный, автоматизированный процесс оценки риска.

Несмотря на впечатляющие достижения, путь от прототипа в исследовательской лаборатории до надежного инструмента в клинической практике сопряжен с многочисленными фундаментальными проблемами.

- **Интерпретируемость ("Черный ящик"):** Одним из главных препятствий является непрозрачность многих моделей ГО. Врачи и пациенты с трудом могут доверять диагностическому выводу, если невозможно понять, на основании каких именно признаков модель приняла решение. Это создает серьезные проблемы с ответственностью и подотчетностью в случае ошибочного диагноза [41]. В качестве решения этой проблемы активно развиваются методы "объяснимого ИИ" (Explainable AI, XAI), такие как SHAP и LIME, которые направлены на визуализацию и объяснение логики работы модели [42].

- **Предвзятость данных (Data Bias):** Производительность моделей ИИ напрямую зависит от данных, на которых они обучались. Если обучающий набор данных не является репрезентативным и, например, содержит преимущественно данные пациентов одной расы, пола или возраста, модель будет плохо работать на других демографических группах. Это создает серьезную угрозу для справедливости в здравоохранении, поскольку может привести к усугубле-

нию существующего неравенства в качестве медицинской помощи.

- **Генерализация и переобучение (Overfitting):** Модель, которая показывает исключительно высокие результаты на данных из одного медицинского центра, может полностью провалиться при тестировании на данных из другой больницы, где используется другое оборудование, протоколы сканирования или имеются отличия в популяции пациентов. Это явление, известное как переобучение, является серьезной угрозой для реальной клинической применимости ИИ и требует разработки более робастных и генерализуемых моделей [43].

Подавляющее большинство исследований, демонстрирующих высокую точность ИИ, носят ретроспективный характер. Несмотря на многообещающие метрики, полученные в таких исследованиях, существует критический дефицит доказательств из крупномасштабных, многоцентровых, проспективных рандомизированных контролируемых исследований. Только такие исследования могут достоверно доказать, что применение ИИ-инструмента действительно улучшает клинические исходы для пациентов, такие как снижение смертности, частоты госпитализаций или улучшение качества жизни. Без таких доказательств широкое внедрение ИИ в клиническую практику остается преждевременным. Кроме того, существуют значительные регуляторные барьеры, связанные с конфиденциальностью данных пациентов и сертификацией ИИ как медицинского изделия. Для повышения качества и сопоставимости исследований необходима стандартизация отчетности с использованием руководств.

Ключевую роль в развитии и валидации ИИ-моделей играют большие, высококачественные и общедоступные наборы деидентифицированных клинических данных. Платформы, такие как PhysioNet, и базы данных, такие как MIMIC (Medical Information Mart for Intensive Care), предоставляют исследователям по всему миру доступ к десяткам тысяч записей из отделений интенсивной терапии, включая физиологические сигналы, лабораторные результаты, данные визуализации и клинические заметки [44]. Эти ресурсы абсолютно необходимы для обеспечения воспроизводимости исследований, сравнительного анализа новых алгоритмов и демократизации доступа к данным, что ускоряет темпы инноваций. Наблюдается тенденция к созданию более сложных, мультимодальных наборов данных, которые связывают различные типы информации (например, ЭКГ, рентгенограммы грудной клетки и лабораторные анализы в наборе данных Symile-MIMIC), что позволяет обучать более комплексные и клинически значимые системы ИИ.

Заключение

Анализ научной литературы за последние годы убедительно демонстрирует, что ИИ обладает транс-

формационным потенциалом для кардинального улучшения точности, эффективности и прогностической ценности диагностики в кардиологии и неврологии. Ключевые прорывы включают способность алгоритмов ГО выявлять скрытые патофизиологические маркеры в стандартных диагностических данных, таких как ЭКГ, автоматизировать трудоемкий анализ медицинских изображений, снижая вариабельность и повышая производительность, а также интегрировать мультимодальные данные для достижения более высокой диагностической точности, чем при использовании любого отдельного источника информации.

Реализация этого огромного потенциала не является исключительно технической задачей. Успешное внедрение ИИ в клиническую практику требует глубокого и постоянного сотрудничества между специалистами: инженерами, клиницистами (кардиологами, неврологами), специалистами по этике, представителями регуляторных органов и, что немаловажно, самими пациентами. Только совместными усилиями можно создать инструменты, которые будут не только точными с математической точки зрения, но и надежными, справедливыми, интерпретируемыми и органично встроенными в сложные клинические рабочие процессы.

Литература/References

1. Semenov VYu, Samorodskaya IV. Changes of male and female cardiovascular mortality in the Russian Federation over 2013-2022. *Russian Journal of Cardiology*. 2025;30(5):6086. (In Russ.) Семенов В.Ю., Самородская И.В. Динамика мужской и женской смертности от болезней системы кровообращения в Российской Федерации (2013-2022гг.). *Российский кардиологический журнал*. 2025;30(5):6086. doi:10.15829/1560-4071-2025-6086. EDN: STSCBP.
2. Roth GA, Mensah GA, Johnson CO, et al. Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk Factors, 1990-2019: Update From the GBD 2019 Study. *J Am Coll Cardiol*. 2020;76(25):2982-3021. doi:10.1016/j.jacc.2020.11.010.
3. Yusupov FA, Yuldashev AA, Yusupov AF, et al. Urinary syndrome in patients with acute cerebrovascular disorder. *The Scientific Heritage*. 2022;(85-1):26-34. (In Russ.) Юсупов Ф.А., Юлдашев А.А., Юсупов А.Ф. и др. Мочевой синдром у больных с острым нарушением мозгового кровообращения. *The Scientific Heritage*. 2022;(85-1):26-34. EDN: APPXQP.
4. Chukanova EI, Chukanova AS, Andrianov DD. Arterial hypertension is an oxidative stress, as a pathogenetic target for the treatment of chronic cerebrovascular insufficiency. *S. S. Korsakov Journal of Neurology and Psychiatry*. 2025;125(1):84-90. (In Russ.) Чуканова Е.И., Чуканова А.С., Андрианов Д.Д. Артериальная гипертензия — оксидативный стресс как патогенетическая мишень лечения хронической цереброваскулярной недостаточности. *Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова*. 2025;125(1):84-90. doi:10.17116/jnevro202512501184.
5. Yusupov FA, Yuldashev AA, Abdykadyrov MSh, et al. Effect of uric acid on the progression of Parkinson's disease: Myth or reality? *S. S. Korsakov Journal of Neurology and Psychiatry*. 2025;125(7):7-14. (In Russ.) Юсупов Ф.А., Юлдашев А.А., Абдыкадыров М.Ш. и др. Влияние мочевой кислоты на прогрессирование болезни Паркинсона: миф или реальность? *Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова*. 2025;125(7):7-14. doi:10.17116/jnevro20251250717.
6. Yusupov FA, Abdykadyrov MSh. Pathophysiological mechanisms of cardiovascular disorders in Parkinson's disease. *Russian Journal of Cardiology*. 2025;30(9S):6401. (In Russ.) Юсупов Ф.А., Абдыкадыров М.Ш. Патофизиологические механизмы сердечно-сосудистых нарушений при болезни Паркинсона. *Российский кардиологический журнал*. 2025;30(9S):6401. doi:10.15829/1560-4071-2025-6401. EDN: HYYUQH.
7. Seligowski AV, Webber TK, Marvar PJ, et al. Involvement of the brain-heart axis in the link between PTSD and cardiovascular disease. *Depress Anxiety*. 2022;39(10-11):663-74. doi:10.1002/da.23271.
8. Abdykadyrov MSh. Atrial fibrillation and ischemic stroke: diagnostic challenges. In: *Proceedings of the XIV International Forum of Cardiologists and Internists, Moscow, March 25-27, 2025. Moscow: Cardiology Advancement Foundation "Cardioprogess", 2025. p. 4. (In Russ.) Абдыкадыров М.Ш. Мерцательная аритмия и ишемический инсульт: вопросы диагностики. Сборник научных трудов XIV международного форума кардиологов и терапевтов: Материалы форума, Москва, 25-27 марта 2025 года. Москва: Фонд содействия развитию кардиологии "Кардиопрогресс", 2025. с. 4. EDN: YTRFAX.*
9. Lip GYH, Fauchier L, Freedman SB, et al. Atrial fibrillation. *Nature Reviews Disease Primers*. 2016;2:16016. doi:10.1038/nrdp.2016.16.
10. Scheitz JF, Nolte CH, Doehner W, et al. Stroke-heart syndrome: clinical presentation and underlying mechanisms. *Lancet Neurol*. 2018;17(12):1109-20. doi:10.1016/S1474-4422(18)30336-3.
11. Meldo AA, Utkin LV, Trofimova TN. Artificial intelligence in medicine: current state and main directions of development of the intellectual diagnostics. *Diagnostic radiology and radiotherapy*. 2020;11(1):9-17. (In Russ.) Мелдо А.А., Уткин Л.В., Трофимова Т.Н. Искусственный интеллект в медицине: современное состояние и основные направления развития интеллектуальной диагностики. *Лучевая диагностика и терапия*. 2020;11(1):9-17. doi:10.22328/2079-5343-2020-11-1-9-17.
12. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*. 2019;25(1):44-56. doi:10.1038/s41591-018-0300-7.
13. McClellan M, Brown N, Califf RM, et al. Call to Action: Urgent Challenges in Cardiovascular Disease: A Presidential Advisory From the American Heart Association. *Circulation*. 2019;139(9):e44-e54. doi:10.1161/CIR.0000000000000652.
14. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine Learning in Medicine. *N Engl J Med*. 2019;380(14):1347-58. doi:10.1056/NEJMr1814259.
15. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nat Med*. 2019;25(1):65-9. doi:10.1038/s41591-018-0268-3.
16. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet*. 2019;394(10201):861-7. doi:10.1016/S0140-6736(19)31721-0.
17. Perez MV, Mahaffey KW, Hedlin H, et al. Large-Scale Assessment of a Smartwatch to Identify Atrial Fibrillation. *N Engl J Med*. 2019;381(20):1909-17. doi:10.1056/NEJMoa1901183.
18. Barry T, Farina JM, Chao CJ, et al. The Role of Artificial Intelligence in Echocardiography. *J Imaging*. 2023;9(2):50. doi:10.3390/jimaging9020050.
19. Long A, Haggerty CM, Finer J, et al. Deep Learning for Echo Analysis, Tracking, and Evaluation of Mitral Regurgitation (DELINEATE-MR). *Circulation*. 2024;150(12):911-22. doi:10.1161/circulationaha.124.068996.
20. Fujiki G, Kodera S, Setoguchi N, et al. Deep Learning-Based Identification of Echocardiographic Abnormalities From Electrocardiograms. *JACC: Asia*. 2025;5(1):88-98. doi:10.1016/j.jacasi.2024.10.012.
21. Chen C, Qin C, Qiu H, et al. Deep Learning for Cardiac Image Segmentation: A Review. *Front Cardiovasc Med*. 2020;7:25. doi:10.3389/fcvm.2020.00025.

22. Kim HE, Cosa-Linan A, Santhanam N, et al. Transfer learning for medical image classification: a literature review. *BMC Medical Imaging*. 2022;22(1). doi:10.1186/s12880-022-00793-7.
23. Minic A, Jovanovic L, Bacanin N, et al. Applying Recurrent Neural Networks for Anomaly Detection in Electrocardiogram Sensor Data. *Sensors (Basel)*. 2023;23(24):9878. doi:10.3390/s23249878.
24. Ebrahimi Z, Loni M, Daneshmand M, et al. A review on deep learning methods for ECG arrhythmia classification. *Expert Systems with Applications: X*. 2020;7:100033. doi:10.1016/j.eswax.2020.100033.
25. Handelman GS, Kok HK, Chandra RV, et al. Peering Into the Black Box of Artificial Intelligence: Evaluation Metrics of Machine Learning Methods. *AJR Am J Roentgenol*. 2019;212(1):38-43. doi:10.2214/AJR.18.20224.
26. Kang J, Ullah Z, Gwak J. MRI-Based Brain Tumor Classification Using Ensemble of Deep Features and Machine Learning Classifiers. *Sensors (Basel)*. 2021;21(6):2222. doi:10.3390/s21062222.
27. Polat Ö, Güngen C. Classification of brain tumors from MR images using deep transfer learning. *The Journal of Supercomputing*. 2021;77(7):7236-52. doi:10.1007/s11227-020-03572-9.
28. Saba T, Sameh Mohamed A, El-Affendi M, et al. Brain tumor detection using fusion of hand crafted and deep learning features. *Cognitive Systems Research*. 2020;59:221-30. doi:10.1016/j.cogsys.2019.09.007.
29. Puppala P, Majety S, Vivek K, et al. Classification of parkinson's disease in brain MRI images using deep residual convolutional neural network. *Applied Computer Science*. 2023;19(2):125-46. doi:10.35784/acs-2023-19.
30. Zafeiropoulos N, Bitilis P, Tsekouras GE, et al. Graph Neural Networks for Parkinson's Disease Monitoring and Alerting. *Sensors (Basel)*. 2023;23(21):8936. doi:10.3390/s23218936.
31. Choi H, Jin KH. Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. Predicting cognitive decline with deep learning of brain metabolism and amyloid imaging. *Behav Brain Res*. 2018;344:103-9. doi:10.1016/j.bbr.2018.02.017.
32. Agarwal S. A Multimodal Machine Learning Approach to Diagnosis, Prognosis, and Treatment Prediction for Neurodegenerative Diseases and Cancer. 2022 IEEE 13th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON). 2022;0475-9. doi:10.1109/uemcon54665.2022.9965655.
33. Skaramagkas V, Pentari A, Kefalopoulou Z, et al. Multi-Modal Deep Learning Diagnosis of Parkinson's Disease — A Systematic Review. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2023;31:2399-423. doi:10.1109/tnsre.2023.3277749.
34. Li W, Rao Q, Dong S, et al. PIDGN: An explainable multimodal deep learning framework for early prediction of Parkinson's disease. *J Neurosci Methods*. 2025;415:110363. doi:10.1016/j.jneumeth.2025.110363.
35. Sebastiani M, Vacchi C, Manfredi A, et al. Personalized Medicine and Machine Learning: A Roadmap for the Future. *J Clin Med*. 2022;11(14):4110. doi:10.3390/jcm11144110.
36. Noseworthy PA, Attia ZI, Behnken EM, et al. Artificial intelligence-guided screening for atrial fibrillation using electrocardiogram during sinus rhythm: a prospective non-randomised interventional trial. *Lancet*. 2022;400(10359):1206-12. doi:10.1016/S0140-6736(22)01637-3.
37. Murkamilov IT, Aitbaev KA, Fomin VV, et al. Functional state of the kidneys in patients with various types of cerebrovascular diseases. S. S. Korsakov Journal of Neurology and Psychiatry. 2025;125(1):105-11. (In Russ.) Муркамилов И.Т., Айтбаев К.А., Фомин В.В. и др. Функциональное состояние почек у больных с различными типами цереброваскулярных заболеваний. *Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова*. 2025;125(1):105-11. doi:10.17116/jnevro2025125011105.
38. Andreasen C, Gislason GH, Køber L, et al. Incidence of Ischemic Stroke in Individuals With and Without Aortic Valve Stenosis. *Stroke*. 2020;51(5):1364-71. doi:10.1161/strokeaha.119.028389.
39. Naser JA, Lee E, Pislaru SV, et al. Artificial intelligence-based classification of echocardiographic views. *Eur Heart J Digit Health*. 2024;5(3):260-9. doi:10.1093/ehjdh/ztae015.
40. Nadarajah R, Wu J, Frangi AF, et al. Predicting patient-level new-onset atrial fibrillation from population-based nationwide electronic health records: protocol of FIND-AF for developing a precision medicine prediction model using artificial intelligence. *BMJ Open*. 2021;11(11):e052887. doi:10.1136/bmjopen-2021-052887.
41. Murad NY, Hasan MH, Azam MH, et al. Unraveling the Black Box: A Review of Explainable Deep Learning Healthcare Techniques. *IEEE Access*. 2024;12:66556-68. doi:10.1109/access.2024.3398203.
42. Vimbi V, Shaffi N, Mahmud M. Interpreting artificial intelligence models: a systematic review on the application of LIME and SHAP in Alzheimer's disease detection. *Brain Informatics*. 2024;11(1):10. doi:10.1186/s40708-024-00222-1.
43. Makowska A, Ananthakrishnan G, Christ M, et al. Screening for Left Ventricular Hypertrophy Using Artificial Intelligence Algorithms Based on 12 Leads of the Electrocardiogram-Applicable in Clinical Practice? Critical Literature Review with Meta-Analysis. *Healthcare (Basel)*. 2025;13(4):408. doi:10.3390/healthcare13040408.
44. Johnson AEW, Bulgarelli L, Shen L, et al. MIMIC-IV, a freely accessible electronic health record dataset. *Scientific Data*. 2023;10(1):1. doi:10.1038/s41597-022-01899-x. Erratum in: *Sci Data*. 2023;10(1):219. doi:10.1038/s41597-023-02136-9.

Адреса организаций авторов: Ошский государственный университет, ул. Ленина, д. 331, Ош, 723500, Кыргызстан.

Addresses of the authors' institutions: Osh State University, Lenin str., 331, Osh, 723500, Kyrgyzstan.