Российский кардиологический журнал 2026;31(2S):6640
doi: 10.15829/1560-4071-2026-6640
https://russjcardiol.elpub.ru

ОБЗОРНАЯ СТАТЬЯ
ISSN 1560-4071 (print)
ISSN 2618-7620 (online)
ISSN 2782-2257 (online)

Аспекты применения искусственного интеллекта для наблюдения за пациентами с болезнями системы кровообращения: систематический обзор

Гаранин А. А., Рубаненко О. А., Трусов Ю. А., Колсанов А. В.

Цель. Систематический обзор литературных данных об эффективности применения технологий искусственного интеллекта (ИИ) для скрининга, диагностики и мониторинга болезней системы кровообращения.
Материал и методы. Проведен поиск научных публикаций в базах данных PubMed, Web of Science, Scopus, CyberLeninka, eLibrary и Google Scholar. Стратегия поиска включала использование ключевых слов на русском и английском языках: "circulatory system diseases", "cardiovascular diseases", "artificial intelligence", "machine learning", "deep learning", "patient monitoring", "remote monitoring", "болезни системы кровообращения", "сердечно-сосудистые заболевания", "искусственный интеллект", "машинное обучение", "глубокое обучение", "наблюдение за пациентами", "мониторинг". Включение оригинальных исследований в период 2015-2025гг основано на независимой оценке авторами.
Результаты. Из 594 публикаций после скрининга в окончательный анализ включено 8 исследований, отвечающих критериям включения.
Заключение. ИИ представляет собой инструмент, меняющий современные методы мониторинга, диагностики и прогнозирования исходов болезней системы кровообращения. Разработанные на основе ИИ решения демонстрируют высокую диагностическую и прогностическую эффективность, зачастую превосходящую традиционные клинические шкалы, и составляют основу интеллектуальных систем поддержки принятия врачебных решений.

Ключевые слова: болезни системы кровообращения, сердечно-сосудистые заболевания, искусственный интеллект, машинное обучение, глубокое обучение, мониторинг пациентов.

Отношения и деятельность: нет.

ФГБОУ ВО Самарский государственный медицинский университет Минздрава России, Самара, Россия.

Гаранин А. А.* — к.м.н., доцент, директор научно-практического центра дистанционной медицины, ORCID: 0000-0001-6665-1533, Рубаненко О. А. — д.м.н., доцент, зав. центром доказательной медицины и статистики, ORCID: 0000-0001-9351-6177, Трусов Ю. А. — ассистент кафедры пропедевтической терапии с курсом кардиологии, ORCID: 0000-0001-6407-3880, Колсанов А. В. — д.м.н., профессор, член-корр. РАН, ректор, зав. кафедрой оперативной хирургии и топографической анатомии, ORCID: 0000-0002-4144-7090.

*Автор, ответственный за переписку (Corresponding author): sameagle@yandex.ru

БСК — болезни системы кровообращения, ДИ — доверительный интервал, ИИ — искусственный интеллект, ОР — отношение рисков, ССЗ — сердечно-сосудистые заболевания, ФВ — фракция выброса, ЭКГ — электрокардиография, AUC-ROC — площадь под ROC-кривой, Bi-LSTM — двунаправленные архитектуры с долговременной памятью, MACE — основные неблагоприятные кардиологические события.

Рукопись получена 25.10.2025
Рецензия получена 30.01.2026
Принята к публикации 23.02.2026

CC BY 4.0

Для цитирования: Гаранин А. А., Рубаненко О. А., Трусов Ю. А., Колсанов А. В. Аспекты применения искусственного интеллекта для наблюдения за пациентами с болезнями системы кровообращения: систематический обзор. *Российский кардиологический журнал.* 2026;31(2S):6640. doi: 10.15829/1560-4071-2026-6640. EDN: HQREAH

Aspects of artificial intelligence application for monitoring patients with cardiovascular diseases: a systematic review

Garanin A. A., Rubanenko O. A., Trusov Yu. A., Kolsanov A. V.

Aim. To review the literature on the effectiveness of artificial intelligence (AI) technologies for screening, diagnosis, and monitoring of cardiovascular diseases.
Material and methods. We searched publications in PubMed, Web of Science, Scopus, CyberLeninka, eLibrary, and Google Scholar. The search strategy included the following keywords: "circulatory system diseases", "cardiovascular diseases", "artificial intelligence", "machine learning", "deep learning", "patient monitoring", "remote monitoring". Inclusion of original studies from 2015 to 2025 was based on independent author assessment.
Results. Of 594 publications, 8 studies meeting the inclusion criteria were included in the final analysis.
Conclusion. AI is a tool that is transforming modern methods of monitoring, diagnosing, and predicting cardiovascular outcomes. AI-based solutions demonstrate high diagnostic and prognostic efficacy, often exceeding traditional clinical scores, and form the basis of intelligent decision support systems for physicians.

Keywords: circulatory system diseases, cardiovascular diseases, artificial intelligence, machine learning, deep learning, patient monitoring.

Relationships and Activities: none.

Samara State Medical University, Samara, Russia.

Garanin A. A.* ORCID: 0000-0001-6665-1533, Rubanenko O. A. ORCID: 0000-0001-9351-6177, Trusov Yu. A. ORCID: 0000-0001-6407-3880, Kolsanov A. V. ORCID: 0000-0002-4144-7090.

*Corresponding author:
sameagle@yandex.ru

Received: 25.10.2025 **Revision Received:** 30.01.2026 **Accepted:** 23.02.2026

For citation: Garanin A. A., Rubanenko O. A., Trusov Yu. A., Kolsanov A. V. Aspects of artificial intelligence application for monitoring patients with cardiovascular diseases: a systematic review. *Russian Journal of Cardiology.* 2026;31(2S):6640. doi: 10.15829/1560-4071-2026-6640. EDN: HQREAH

Ключевые моменты

- Перспективы искусственного интеллекта (ИИ) в медицине: технологии ИИ позволяют значительно повысить качество диагностики и прогнозирования, предлагая комплексные инструменты анализа большого объема разнородных данных.
- Модели на основе алгоритмов глубокого обучения и нейронных сетей показывают лучшие результаты по сравнению с традиционными методами прогнозирования и диагностики.
- Решение организационно-правовых вопросов обеспечит эффективное использование ИИ-технологий в повседневной медицинской практике и приведет к снижению смертности от сердечно-сосудистых заболеваний.

Key messages

- There are following prospects of artificial intelligence (AI) in medicine: AI technologies can significantly improve the quality of diagnostics and prediction by offering comprehensive tools for analyzing large volumes of heterogeneous data.
- Models based on deep learning algorithms and neural networks demonstrate superior results compared to traditional forecasting and diagnostic methods.
- Resolving organizational and legal issues will ensure the effective use of AI technologies in everyday practice and lead to a reduction in cardiovascular mortality.

Болезни системы кровообращения (БСК) занимают лидирующую позицию среди причин смерти в Российской Федерации. По данным за 2022г, показатели общей смертности составили 566,8 на 100 тыс. населения и 159,9 на 100 тыс. населения трудоспособного возраста, при этом более половины случаев связаны с ишемической болезнью сердца [1, 2]. Данная ситуация усугубляется рядом факторов, включая большую нагрузку на врачей, связанную с документооборотом, и продолжительность рабочей недели, превышающую 60 ч, что ограничивает возможность проведения комплексной оценки множественных факторов риска [3]. В данном контексте цифровизация здравоохранения и внедрение технологий искусственного интеллекта (ИИ) открывают новые перспективы для перехода от реактивной к проактивной превентивной модели, что соответствует общемировым тенденциям смещения акцента со стационарной помощи в сторону амбулаторного ведения пациентов и повышения их приверженности лечению [3, 4].

Эффективность применения ИИ в мониторинге пациентов с БСК определяется способностью алгоритмов к обработке и анализу больших объемов данных [2, 5]. Источники данных включают электронные медицинские карты, результаты клинико-лабораторных и инструментальных исследований, показания носимых и имплантированных устройств, а также информацию, предоставляемую пациентами [6]. ИИ позволяет анализировать информацию из больших массивов данных, выявлять скрытые паттерны и строить точные прогностические модели [2, 6]. В отличие от традиционных статистических методов, оперирующих ограниченным набором переменных, алгоритмы машинного обучения способны к идентификации новых предикторов и анализу сложных взаимосвязей между ними, что способствует повышению точности прогнозирования [2, 7]. Модель на основе платформы AutoPrognosis, использующая 473 переменные из UK Biobank, имеет площадь под ROC-кривой (AUC-ROC) 0,774, 95% доверительный интервал (ДИ) 0,768-0,780, что статистически значимо превосходит прогностическую способность шкалы Фрамингема (AUC-ROC 0,724, 95% ДИ: 0,720-0,728, p<0,001) и позволяет корректно идентифицировать случаи БСК в течение 5-летнего периода наблюдения [7].

Среди перспективных направлений в мониторинге состояния пациентов с использованием ИИ выделяются рекуррентные нейронные сети (РНС), в частности архитектуры с долговременной памятью (LSTM) и двунаправленные LSTM (Bi-LSTM), предназначенные для анализа последовательных временных рядов данных [1, 8]. Данный подход представляет важное значение для прогнозирования риска развития заболеваний, поскольку учитывает долгосрочные зависимости и динамику изменения клинических показателей. Интеллектуальная система на основе Bi-LSTM в контексте мониторинга и прогнозирования риска БСК имеет точность 98,86% и чувствительность 98,8%, что существенно превышает показатели существующих аналогов [8]. Другим не менее значимым направлением является интеграция ИИ в носимые устройства, такие как смарт-часы с функцией регистрации электрокардиограммы (ЭКГ). Алгоритмы на основе глубоких нейронных сетей, применяемых для верификации наджелудочковых аритмий на ЭКГ, или оценки с помощью программного обеспечения Apple watch ECG (приложение Apple App) носимых устройств, показали чувствительность 91% (95% ДИ: 85-95%) и 61% (95% ДИ: 44-75%) при специфичности 95% (95% ДИ: 91-97%) и 97% (95% ДИ: 93-99%) по сравнению с интерпретацией ЭКГ врачами-экспертами. Глубокие нейронные сети смогли поставить диагноз на 99% ЭКГ, в то время как приложение Apple смо-

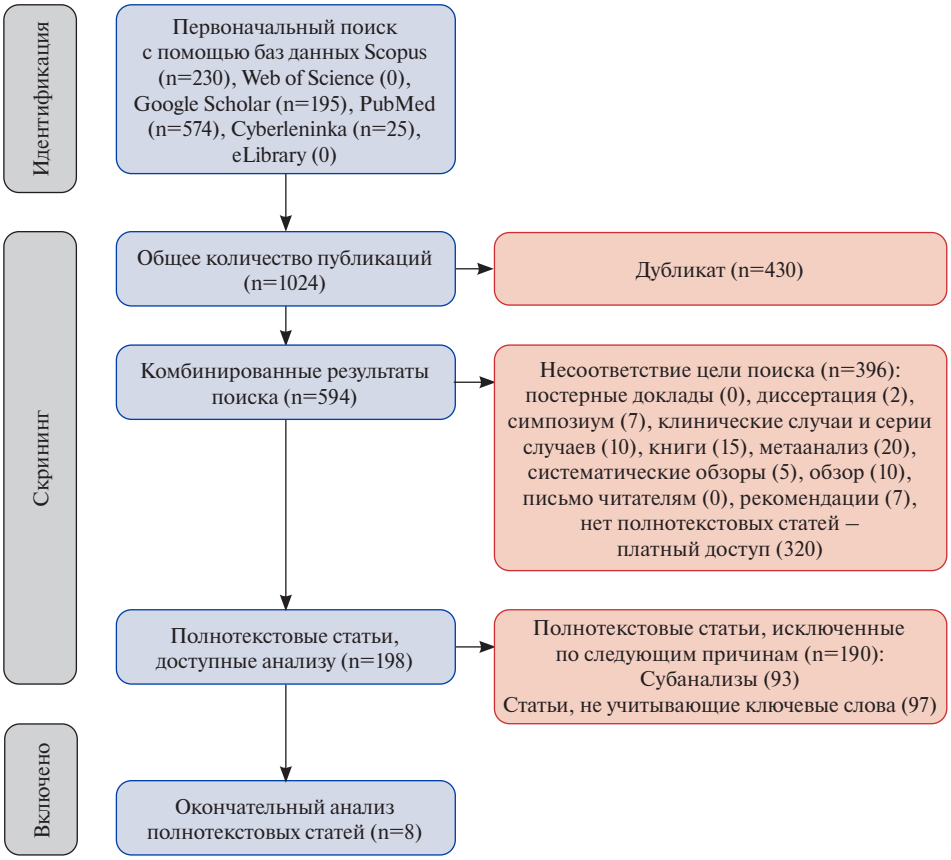

Рис. 1. Алгоритм отбора публикаций для написания систематического обзора.

гло классифицировать только 78% пленок (22% неубедительных диагнозов) [9]. Интеграция носимых устройств с системами ИИ позволяет оптимизировать подходы к ведению пациентов с кардиологической патологией, обеспечивая раннюю диагностику и выявление заболеваний в реальном времени с последующим назначением терапии [10]. Однако для реализации данного метода требуется решение ряда правовых и организационных вопросов, включая обеспечение конфиденциальности данных, адаптацию нормативно-правовой базы и обеспечение финансирования [6, 10].

Цель исследования — систематический обзор литературных данных об эффективности применения технологий ИИ для скрининга, диагностики и мониторинга БСК.

Методология исследования

Для проведения систематического обзора был выполнен поиск научных публикаций в базах данных PubMed, Web of Science, Scopus, CyberLeninka, eLibrary и Google Scholar. На основании ключевых слов выполнялся запрос к соответствующей базе данных с последующим отбором исследований, удовлетворяющих критериям. Стратегия поиска включала использование ключевых слов на русском и английском языках: "circulatory system diseases", "cardiovascular diseases", "artificial intelligence", "machine learning", "deep learning", "patient monitoring", "remote monitoring", "болезни системы кровообращения", "сердечно-сосудистые заболевания", "искусственный интеллект", "машинное обучение", "глубокое обучение", "наблюдение за пациентами", "мониторинг".

Авторы независимо друг от друга проводили отбор исследований, соответствующих критериям включения. Включались оригинальные исследования, опубликованные на русском и английском языках в период с 01 января 2015г по 31 октября 2025г, в которых рассматриваются основные аспекты применения моделей ИИ с целью наблюдения, прогнозирования и мониторинга состояния пациентов с БСК. По итогам отбора в настоящий систематический обзор было включено 8 исследований (рис. 1). Авторы последовательно анализировали аннотации, полные тексты статей и извлекали необходимые данные для формирования систематического обзора. Отбор исследований, которые соответствовали критериям включения, проводился тремя авторами-исследователями. В случае возникновения разногласий относительно включения той или иной публикации, привлекался четвертый, независимый исследователь, и окончательное решение принималось по результатам консилиума.

Из поиска были исключены тезисы конференций, диссертационные исследования, нарративные и систематические обзоры, повторяющиеся публикации, а также методические рекомендации, т.к. они часто не содержат необходимых деталей об архитектуре моделей ИИ и конкретных результатах их валидации.

Поскольку критерии стандартизированных инструментов оценки доказательств (в частности, шкалы Ньюкасла-Оттава и алгоритмов Кокрейновского сотрудничества) разработаны для исследований, основанных на сравнении групп (когортные исследования, исследования "случай-контроль"), их применение к работам, сфокусированным на разработке и валидации прогностических моделей некорректно. В связи с этим формальная оценка риска смещения в рамках данного обзора не проводилась.

Синтез данных. Из каждой статьи, которая была включена в обзор, извлекалась следующая информация:

- характеристики исследуемой выборки (размер выборки, возраст, пол, нозология);
- тип и источник данных (ЭКГ, данные носимых устройств, медицинские изображения и др.);
- характеристики модели ИИ (тип алгоритма, архитектура нейронной сети, решаемая задача);
- основные результаты и метрики эффективности модели (точность, чувствительность, специфичность, AUC-ROC и др.).

Результаты

Основные характеристики статей, отвечающих критериям включения, представлены в таблице 1.

Проведенный анализ литературы свидетельствует о высокой эффективности методов ИИ в решении широкого спектра задач мониторинга и наблюдения за пациентами с сердечно-сосудистыми заболеваниями (ССЗ), начиная от стратификации риска до оптимизации терапии. В кардиологии модели машинного обучения находят применение для прецизионного фенотипирования, позволяя прогнозировать ответ пациента на лечение. Так, в ходе исследования Cikes M, et al. с целью выявления гетерогенности фенотипических проявлений сердечной недостаточности была применена двухэтапная процедура анализа, включающая множественное ядерное обучение (multiple kernel learning) с последующим методом k-средней кластеризации, что позволило стратифицировать когорту на дискретные фенотипические подгруппы, различающиеся по ответу на кардиоресинхронизирующую терапию, что подтверждается значительным снижением риска осложнений в двух выделенных группах (отношение рисков (ОР) 0,35 и 0,36) [11].

Потенциал ИИ отмечается в области ранней диагностики ССЗ, в частности, в выявлении бессимптомной систолической дисфункции левого желудочка. Эффективность ИИ подтверждена в рандомизированном контролируемом исследовании Tsai DJ, et al., в котором система поддержки принятия решений на основе глубокого обучения, анализирующая данные ЭКГ, значимо повысила частоту выявления впервые диагностированной сниженной фракции выброса (ФВ), особенно в группе пациентов высокого риска [12]. В сфере прогнозирования отдаленных рисков у пациентов с артериальной гипертензией разработанная Незоровой В.А. и др. последовательная нейронная сеть (Keras), обрабатывающая 26 значимых предикторов, продемонстрировала прогностическую точность 97,9%, что на 34,9% превысило точность шкалы SCORE [13]. Методы глубокого обучения также показывают положительные результаты в прогнозировании неблагоприятных исходов у пациентов с патологией периферических артерий. В исследовании McBane II RD, et al. использовалась глубокая нейронная сеть (Deep Neural Network, DNN), представляющая собой класс архитектур искусственных нейронных сетей, характеризующийся наличием множества скрытых слоев (hidden layers) между входным и выходным слоями, данная многослойная структура позволяет модели последовательно извлекать иерархические представления данных: от низкоуровневых признаков на ранних слоях до абстрактных семантических концепций на более глубоких уровнях. В данном исследовании нейронная сеть, анализирующая допплеровские кривые, обеспечила независимое прогнозирование уровня смертности, MACE (Major Adverse Cardiovascular Events — композитная конечная точка, используемая в клинических исследованиях для оценки безопасности и эффективности терапии, объединяющая наиболее клинически значимые случаи сердечно-сосудистой патологии) и MALE (Major Adverse Limb Events — композитная конечная точка, специфичная для исследований заболеваний периферических артерий, в особенности поражающих артерии нижних конечностей) с достоверными ОР после поправки на факторы риска [14].

Не менее важным аспектом является стратификация риска после перенесенного острого инфаркта миокарда. Исследование Pérez-Solé N, et al. подтверждает, что даже валидированные биомаркеры, такие как N-концевой промозговой натрийуретический пептид, измеренные после курса кардиореабилитации, обладают высокой прогностической ценностью в отношении развития осложнений по MACE (ОР 4,6), а их интеграция в прогностические модели ассоциируется со значимым увеличением показателей дискриминации (AUC 0,81 vs 0,72), что показывает положительное влияние комбинирования данных из различных источников [15].

В качестве перспективного направления исследований рассматривается неинвазивная верификация острых коронарных и цереброваскулярных событий, что обусловлено необходимостью своевременной

Таблица 1

Характеристика исследований

№	Автор исследования (год)	Возраст (лет)	Пол (М/Ж)	Размер выборки	Алгоритм обработки	Вид ИИ	Характеристика модели	Сравнение с контрольной группой
1	Cikes M, et al. (2018) [11]	64±11 (средний)	874 М (41%), 1257 Ж	1106	множественное ядерное обучение и кластеризация методом k-средних	машинное обучение	не указана	ОР 0,35; 95% ДИ: 0,19-0,64; p=0,0005 и ОР 0,36; 95% ДИ: 0,19-0,68; p=0,001
2	Tsai D-J, et al. (2025) [12]	59,9±17,3 (средний)	3103 М (45,4%), 3737 Ж (54,6%)	13631	алгоритм глубокого обучения на основе электрокардиографии для стратификации риска низкой ФВ	глубокое обучение	чувствительность 72,4%, специфичность 89,1% для обнаружения ФВ ⩽50%	вмешательство увеличило выявление новой низкой ФВ (1,5% vs 1,1%, ОР 1,50, 95% ДИ: 1,11-2,03). Среди пациентов высокого риска: 13,0% vs 8,9%, ОР 1,55, 95% ДИ: 1,08-2,21
3	Невзорова В. А. и др. (2020) [13]	45,75±11,7	874 М (41%), 1257 Ж	2131 (общая), 733 (с АГ)	Последовательная нейронная сеть (Keras)	нейросеть (машинное обучение)	точность прогнозирования: 97,9%	прогностическая способность созданной нейросети на 34,9% превысила таковую у шкалы SCORE
4	McBane II RD, et al. (2024) [14]	65,8±14,8 (средний)	4237 Ж (40,6%)	10437	анализ артериальной допплеровской волны с помощью глубокой нейронной сети	глубокое обучение	прогнозирование смерти (ОР: 2,44), MACE (ОР: 1,97), MALE (ОР: 11,03) за 5 лет. С-индекс для смерти: 0,72	модель ИИ обеспечила независимое прогнозирование рисков после корректировки на возраст, пол и коморбидность
5	Pérez-Solé N, et al. (2025) [15]	61±12 (средний)	215 М (78%)	276	измерение NT-proBNP после кардиореабилитации	не применимо (биомаркер)	NT-proBNP >400 пг/мл: ОР для MACE 4,6 (95% ДИ: 2,3-8,9). AUC модели с NT-proBNP: 0,81	NT-proBNP улучшил прогностическую способность по сравнению с моделью только с клиническими и визуализационными переменными (AUC 0,72)
6	Gupta P, et al. (ERA-Nudge, 2025) [18]	56±11 (средний)	130 Ж (29%)	447	домашняя vs стационарная КР + поведенческие напоминания (nudge)	не применимо	прагматичное RCT 2×2 факториального дизайна. Первичный исход: приверженность (⩾8 сеансов/дней за 4 недели)	оценивается эффективность выбора места КР и напоминаний для улучшения приверженности в условиях реальной практики
7	van Beek EJR, et al. (2023) [17]	13-102 (диапазон)	52,4% М (ED), 55,8% Ж (GP)	1960 (992 GP + 968 ED)	Lunit INSIGHT CXR (v3.1.2.0)	полуконтролируемое глубокое обучение (сверточная нейронная сеть)	AUC: 0,881-0,999 (ED) и 0,881-0,998 (GP) для 10 патологий. Высокая точность для критических находок (0,985)	производительность ИИ была сопоставима с экспертами-рентгенологами, за исключением выпота (p<0,001). Может использоваться как инструмент триажа
8	Lu Q, et al. (2023) [16]	62,1 (средний)	23 М (0,57%), 17 Ж (0,43%)	40 (16 пациентов + 24 контроля)	анализ движений глаз под 5-цветными стимулами + RF	машинное обучение (RF, KNN, DT, GBC, XGBoost, CatBoost)	наилучшая модель (RF под красным стимулом): Accuracy 88,45%, Recall 84,65%, Precision 86,48%, F1-score 85,47%	RF и CatBoost показали наилучшие результаты среди 6 алгоритмов. Метод обеспечивает неинвазивную диагностику инсульта в повседневных условиях

Сокращения: АГ — артериальная гипертензия, ДИ — доверительный интервал, ИИ — искусственный интеллект, КР — кардиореабилитация, ОР — отношение рисков, ФВ — фракция выброса, AUC-ROC — площадь под ROC-кривой, MACE — основные неблагоприятные кардиологические события, MALE — основные неблагоприятные события на конечностях, NT-proBNP — N-концевой промозговой натрийуретический пептид.

стратификации рисков. В работе Lu Q, et al. модель случайного леса, обученная на параметрах окуломоторной активности в ответ на цветовые стимулы, достигла точности 88,45% в диагностике острого нарушения мозгового кровообращения, открывая возможности для разработки скрининговых инструментов для рутинного применения [16]. В области диагностической визуализации алгоритм Lunit INSIGHT CXR, использованный в исследовании Van Beek EJR, et al. для анализа рентгенограмм органов грудной клетки, продемонстрировал высокую диагностическую точность в детекции кардиомегалии, показав результаты, сопоставимые с заключениями опытных рентгенологов, что обосновывает его использование в качестве диагностического инструмента [17]. В частности, AUROC выявления кардиомегалии составил в группе алгоритма визуализации 0,943 (95% ДИ: 0,992-0,964) vs группы врачей 0,97 (95% ДИ: 0,942-0,998) (p=0,133), в то время как AUROC верификации плеврального выпота показал худший результат в группе алгоритма визуализации 0,954 (95% ДИ: 0,937-0,971) vs 0,988 (95% ДИ: 0,982-0,995) (p<0,001).

При этом ключевое значение для улучшения отдаленных исходов ССЗ имеет не только мониторинг, но и приверженность пациентов лечению. В данном контексте исследуются психологические аспекты, как в исследовании Gupta P, et al., где применяется факторный дизайн 2×2 (разновидность экспериментального плана, в котором изучаются две независимые переменные, каждая из которых представлена двумя уровнями, формируя четыре возможные комбинации условий, по которым распределяются участники или экспериментальные единицы) для оценки эффективности медикаментозного лечения и соблюдения рекомендаций между домашней и стационарной кардиореабилитацией в комбинации с поведенческими подходами для повышения приверженности, что является актуальной стратегией для исключения нарушений в точности и регулярности приема медикаментозной терапии у пациентов [18].

Анализ данных, представленных в таблице, позволяет сделать вывод о том, что разработанные модели ИИ имеют высокие прогностические и диагностические показатели, что подтверждается такими метриками, как точность, достигающая 97,9% в задаче прогнозирования ССЗ, чувствительность (72,4%) и специфичность (89,1%) алгоритма для стратификации риска низкой ФВ по данным ЭКГ, а также значимые площади под ROC-кривой в диапазоне от 0,881 до 0,999 для выявления патологий на рентгенограммах грудной клетки. Важно отметить, что рассмотренные модели демонстрируют эффективность в клинической практике. Алгоритм, основанный на анализе ЭКГ, достоверно увеличил выявление впервые возникшей низкой ФВ (1,5% vs 1,1% в контроле, ОР 1,50), а модель для анализа артериальной допплеровской волны независимо прогнозировала риск смерти (ОР 2,44) и MACE (ОР 1,97) после корректировки на возраст, пол и коморбидную патологию. При этом ряд исследований демонстрирует прямое превосходство методов ИИ над традиционными клиническими инструментами, как в случае с нейросетью, которая на 34,9% превысила прогностическую способность шкалы SCORE. Эффективность алгоритмов подтверждается в различных клинических сценариях — от скрининга с использованием портативных устройств для неинвазивной диагностики инсульта по движениям глаз (чувствительность 88,45) до анализа сложных медицинских изображений, где система показала производительность, сопоставимую с опытом специалистов. Проверка моделей на репрезентативных выборках, достигающих в некоторых исследованиях >10 тыс. пациентов, а также использование протоколов валидации свидетельствуют о готовности данных технологий к внедрению в практическое здравоохранение для решения задач диагностики, стратификации риска и прогнозирования результатов лечения у пациентов с ССЗ.

Обсуждение

Проведенный анализ литературных данных свидетельствует о высоком потенциале технологий ИИ в решении широкого спектра задач, связанных с мониторингом пациентов с БСК. Как отмечается в исследованиях, ИИ находит применение не только в области скрининга, подразумевающего массовое обследование для выявления патологии на доклинической стадии, в области диагностики, т.е. целенаправленного обследования пациентов с наличием симптомов, но и проактивного наблюдения, что позволяет в режиме реального времени корректировать терапию, оценивать клинический статус пациентов. Данный подход создает предпосылки для модификации системы здравоохранения, переходя от реактивной, ориентированной на лечение манифестировавших состояний, к сфокусированной на раннем выявлении и профилактике осложнений при проведении регулярного мониторинга состояния пациентов [19, 20].

Многочисленные исследования подтверждают, что алгоритмы машинного обучения, в частности глубокие нейронные сети (например, Bi-LSTM) и ансамблевые методы (такие как Random Forest), демонстрируют статистически значимое превосходство над традиционными шкалами стратификации риска (включая Фрамингемскую шкалу и SCORE) по ключевым метрикам, таким как точность, чувствительность и площадь под ROC-кривой. Это преимущество обусловлено способностью ИИ обрабатывать большие массивы данных — от электронных медицинских карт и показаний носимых

устройств до сложных медицинских изображений и молекулярных биомаркеров — с последующим выявлением сложных, неочевидных для клинициста паттернов [21]. В качестве примеров можно привести системы для раннего выявления сниженной ФВ по данным ЭКГ, неинвазивной верификации инсульта на основе анализа окуломоторной активности и программные комплексы для прогнозирования отдаленных рисков путем анализа артериальных допплеровских кривых.

Ключевым аспектом успешной интеграции ИИ в клиническую практику является его позиционирование в качестве инструмента поддержки принятия врачебных решений, а не альтернативы. Данный подход подразумевает использование двойной проверки результатов и необходимость сопоставления выводов алгоритма с клинической картиной и заключением специалиста. Несмотря на доказанные преимущества, широкому внедрению ИИ-технологий препятствует ряд организационных и правовых барьеров [22]. Среди наиболее существенных — необходимость создания набора данных для обучения моделей, обеспечение конфиденциальности и безопасности персональных медицинских данных, а также разработка четких протоколов валидации и нормативно-правовой базы, регулирующей использование подобных технологий.

В перспективе ожидается дальнейшая интеграция ИИ в рутинную медицинскую практику, что позволит не только повысить точность диагностики и прогнозирования, но и реализовать персонализированный подход к лечению, например, путем идентификации фенотипических кластеров ответа на терапию, а также повысить приверженность пациентов лечению за счет использования телемедицинских платформ.

Заключение

ИИ представляет собой мощный инструмент, меняющий современные методы мониторинга, диагностики и прогнозирования исходов БСК у пациентов. Разработанные на основе ИИ решения демонстрируют высокую диагностическую и прогностическую эффективность, зачастую превосходящую традиционные клинические шкалы. Они составляют основу интеллектуальных систем поддержки принятия врачебных решений, способствуя повышению качества и скорости диагностики, стратификации рисков и оптимизации лечебной тактики. Широкое внедрение данных технологий в практическое здравоохранение, при условии решения существующих организационных и нормативно-правовых вопросов, открывает новые горизонты для перехода к персонализированной, превентивной медицине, направленной на снижение смертности от ССЗ.

Отношения и деятельность: все авторы заявляют об отсутствии потенциального конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.

Декларация ИИ. Технологии генеративного ИИ не использовались при подготовке текста рукописи.

Литература/References

1. Almukhametov AA, Petrov IV, Abashev AR, et al. The use of recurrent neural networks for predicting events related to diseases of the circulatory system. ORGZDRAV: News. Opinions. Training. Bulletin of the Higher School of Economics. 2025;11(3):120-32. (In Russ.) Альмухаметов А.А., Петров И.В., Абашев А.Р. и др. Применение рекуррентных нейронных сетей для предсказания событий, связанных с болезнями системы кровообращения. ОРГЗДРАВ: Новости. Мнения. Обучение. Вестник ВШОУЗ. 2025;11(3):120-32. doi:10.33029/2411-8621-2025-11-3-120-132.
2. Geltser BI, Tsivanyuk MM, Shakhgeldyan KI, et al. Machine learning as a tool for diagnostic and prognostic research in coronary artery disease. Russian Journal of Cardiology. 2020;(12):3999. (In Russ.) Гельцер Б.И., Циванюк М.М., Шахгельдян К.И. и др. Методы машинного обучения как инструмент диагностических и прогностических исследований при ишемической болезни сердца. Российский кардиологический журнал. 2020;(12):3999. doi:10.15829/1560-4071-2020-3999.
3. Gusev AV, Kuznetsova TYu, Korsakov IN. Artificial intelligence for cardiovascular risks assessment. Journal of Telemedicine and e-health. 2018;(3):85-90. (In Russ.) Гусев А.В., Кузнецова Т.Ю., Корсаков И.Н. Искусственный интеллект в оценке рисков развития сердечно-сосудистых заболеваний. Журнал телемедицины и электронного здравоохранения. 2018;(3):85-90.
4. Kutelev GG, Parfenov SA, Sapozhnikov KV, et al. Application of artificial intelligence technologies in cardiovascular disease detection and management authors. Translational medicine. 2024;11(6):562-76. (In Russ.) Кутелев Г.Г., Парфенов С.А., Сапожников К.В. и др. Применение технологий искусственного интеллекта для выявления и лечения сердечно-сосудистых заболеваний. Трансляционная медицина. 2024;11(6):562-76. doi:10.18705/2311-4495-2024-11-6-562-576.
5. Kresoja KP, Unterhuber M, Wachter R, et al. A cardiologist's guide to machine learning in cardiovascular disease prognosis prediction. Basic Res Cardiol. 2023;118(1):10. doi:10.1007/s00395-023-00982-7.
6. Leclercq C, Witt H, Hindricks G, et al. Wearables, telemedicine, and artificial intelligence in arrhythmias and heart failure: Proceedings of the European Society of Cardiology Cardiovascular Round Table. EP Europace. 2022;24(9):1372-83. doi:10.1093/europace/euac052.
7. Alaa AM, Bolton T, Di Angelantonio E, et al. Cardiovascular disease risk prediction using automated machine learning: A prospective study of 423,604 UK Biobank participants. PLoS One. 2019;14(5): e0213653. doi:10.1371/journal.pone.0213653.
8. Nancy AA, Ravindran D, Raj Vincent PMD, et al. IoT-Cloud-Based Smart Healthcare Monitoring System for Heart Disease Prediction via Deep Learning. Electronics. 2022; 11(15):2292. doi:10.3390/electronics11152292.
9. Fiorina L, Chemaly P, Cellier J, et al. Artificial intelligence-based electrocardiogram analysis improves atrial arrhythmia detection from a smartwatch electrocardiogram. Eur Heart J Digit Health. 2024;5(5):535-41. doi:10.1093/ehjdh/ztae047.
10. Zainab H, Khan AH, Khan R, et al. Integration of AI and wearable devices for continuous cardiac health monitoring. International Journal of Multidisciplinary Sciences and Arts. 2024;3(4):123-39. doi:10.47709/ijmdsa.v3i4.4956.
11. Cikes M, Sanchez-Martinez S, Claggett B, et al. Machine learning-based phenogrouping in heart failure to identify responders to cardiac resynchronization therapy. European journal of heart failure. 2019;21(1):74-85. doi:10.1002/ejhf.1333.
12. Tsai DJ, Lin C, Liu WT, et al. Artificial intelligence-assisted diagnosis and prognostication in low ejection fraction using electrocardiograms in inpatient department: a pragmatic randomized controlled trial. BMC medicine. 2025;23:342. doi:10.1186/s12916-025-04190-z.
13. Nevzorova VA, Plekhova NG, Priseko LG, et al. Machine learning for predicting the outcomes and risks of cardiovascular diseases in patients with hypertension: results of ESSE-RF in the Primorsky Krai. Russian Journal of Cardiology. 2020;25(3):3751. (In Russ.) Невзорова В.А., Плехова Н.Г., Присеко Л.Г. и др. Методы машинного обучения в прогнозировании исходов и рисков сердечно-сосудистых заболеваний у пациентов с артериальной гипертензией (по материалам ЭССЕ-РФ в Приморском крае). Российский кардиологический журнал. 2020;25(3):3751. doi:10.15829/1560-4071-2020-3-3751.
14. McBane II RD, Murphree DH, Liedl D, et al. Artificial Intelligence of Arterial Doppler Waveforms to Predict Major Adverse Outcomes Among Patients Evaluated for Peripheral Artery Disease. J Am Heart Assoc. 2024;13(3): e031880. doi:10.1161/JAHA.123.031880.
15. Pérez-Solé N, de Dios E, Gavara J, et al. NT-proBNP to guide risk stratification after cardiac rehabilitation in patients with ST-segment elevation myocardial infarction. European Journal of Internal Medicine. 2025;137:83-9. doi:10.1016/j.ejim.2025.04.027.

16. Lu Q, Deng J, YuY, et al. Machine learning models for stroke detection by observing the eye-movement features under five-color visual stimuli in traditional Chinese medicine. Journal of Traditional Chinese Medical Sciences. 2023;10(3):321-30. doi:10.1016/j.jtcms.2023.06.003.
17. Van Beek EJR, Ahn JS, Kim MJ, et al. Validation study of machine-learning chest radiograph software in primary and emergency medicine. Clinical Radiology. 2023;78(1):1-7. doi:10.1016/j.crad.2022.08.129.
18. Gupta P, Fletcher DR, Durfee J, et al. Enhancing Cardiac Rehabilitation Adherence Through Home-Based Rehabilitation and Behavioral Nudges: The ERA Nudge Study Design and Rationale. Am Heart J. 2025;290:17-28. doi:10.1016/j.ahj.2025.05.010.
19. Lamotkin AI, Korabelnikov DI, Lamotkin IA, et al. Artificial intelligence in healthcare and medicine: the history of key events, its significance for doctors, the level of development in different countries. FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology. 2024;17(2):243-50. (In Russ.) Ламоткин А. И., Корабельников Д. И., Ламоткин И. А. и др. Искусственный интеллект в здравоохранении и медицине: история ключевых событий, его значимость для врачей, уровень развития в разных странах. ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология. 2024;17(2):243-50. doi:10.17749/2070-4909/farmakoekonomika.2024.254.
20. Alikperova NV. Artificial Intelligence in Healthcare: Risks and Opportunities. City Healthcare. 2023;4(3):41-9. (In Russ.) Аликперова Н. В. Искусственный интеллект в здравоохранении: риски и возможности. Здоровье мегаполиса. 2023;4(3):41-9. doi:10.47619/2713-2617.zm.2023.v.4i3;41-49.
21. Izutkin DA. Artificial Intelligence in the System of "Physician-Patient": Anthropocentrism vs Technocentrism. Humanitarian Vector. 2024;19(1):149-57. (In Russ.) Изуткин Д. А. Искусственный интеллект в системе "врач-больной": антропоцентризм vs техноцентризм. Гуманитарный вектор. 2024;19(1):149-57. doi:10.21209/1996-7853-2024-19-1-149-157.
22. Mishina NV. Artificial intelligence law as a new area of legal regulation or a new branch of law. Eurasian Union of Scientists. 2020;3-5(72):62-5. (In Russ.) Мишина Н. В. Право искусственного интеллекта как новая сфера правового регулирования или новая отрасль права. Евразийский Союз Ученых. 2020;3-5(72):62-5. EDN: FEXOSJ.

Адреса организаций авторов: ФГБОУ ВО Самарский государственный медицинский университет Минздрава России, ул. Чапаевская, д. 89, Самара, 443099, Россия.

Addresses of the authors' institutions: Samara State Medical University, Chapaevskaya str., 89, Samara, 443099, Russia.