

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ И ЛЕЧЕНИЯ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Кутелев Г. Г.¹, Парфенов С. А.¹, Сапожников К. В.¹, Лазарев А. А.²,
Кузин А. А.¹, Глушаков Р. И.¹, Самохин С. О.¹

¹ Федеральное государственное бюджетное военное образовательное учреждение высшего образования «Военно-медицинская академия имени С. М. Кирова» Министерства обороны Российской Федерации, Санкт-Петербург, Россия

² Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» имени В. И. Ульянова (Ленина)», Санкт-Петербург, Россия

Контактная информация:

Кутелев Геннадий Геннадьевич,
ФГБВОУ ВО «ВМедА им. С. М. Кирова»
Минобороны России,
ул. Академика Лебедева, д. 6, Санкт-Петербург, Россия, 194044.
E-mail: Gena08@yandex.ru

Статья поступила в редакцию 21.11.2024
и принята к печати 09.12.2024

Резюме

Сердечно-сосудистые заболевания остаются ведущей причиной смертности во всем мире, в том числе и в Российской Федерации. Раннее выявление и постоянный мониторинг имеют решающее значение для снижения смертности и улучшения результатов лечения пациентов. В данной статье рассматривается применение технологий искусственного интеллекта в выявлении и лечении сердечно-сосудистых заболеваний, подчеркивается их потенциал для развития сферы кардиологии. Проведен всесторонний поиск литературы с акцентом на исследования, в которых искусственный интеллект использовался для диагностики, лечения и мониторинга сердечно-сосудистых заболеваний. Обзор содержит анализ различных методов искусственного интеллекта, включая машинное обучение и нейронные сети, и их эффективности в выявлении нарушений сердечного ритма с помощью беспроводных датчиков и носимых устройств. В обзоре освещаются перспективные решения с использованием искусственного интеллекта, разработанные как на международном уровне, так и в Российской Федерации, и даются практические рекомендации по их внедрению. Устраняя существующие пробелы в исследованиях и предлагая направления на будущее, статья направлена на улучшение понимания и применения искусственного интеллекта в кардиологии, что в конечном счете способствует оптимизации ухода за пациентами и результатов лечения.

Ключевые слова: биомедицинские сигналы, искусственный интеллект, машинное обучение, нейронная сеть, непрерывный мониторинг, сердечно-сосудистые заболевания

Для цитирования: 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): 562-576. DOI: 10.18705/2311-4495-2024-11-6-562-576. EDN: TVFHTK

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN CARDIOVASCULAR DISEASE DETECTION AND MANAGEMENT

Gennady G. Kutelev¹, Sergei A. Parfenov¹, Kirill V. Sapozhnikov¹, Andrey A. Lazarev², Aleksandr A. Kuzin¹, Ruslan I. Glushakov¹, Simon O. Samokhin¹

Corresponding author:
Gennady G. Kutelev,
Military Medical Academy named after
S. M. Kirov,
Akademika Lebedeva str., 6,
Saint Petersburg, Russia, 194044.
E-mail: Gena08@yandex.ru

¹ Federal state budgetary military educational institution of higher education “Military Medical Academy named after S. M. Kirov” of the Ministry of defence of the Russian Federation, Saint Petersburg, Russia

² Saint Petersburg Electrotechnical University “LETI”, Saint Petersburg, Russia

Received 21 November 2024; accepted
09 December 2024

Abstract

Cardiovascular diseases (CVD) remain the leading cause of death worldwide, including in the Russian Federation. Early detection and continuous monitoring are crucial to reduce mortality and improve patient outcomes. This article examines the use of artificial intelligence technologies in the detection and treatment of cardiovascular diseases, emphasizing their potential for the development of the field of cardiology. A comprehensive literature search was conducted using, focusing on studies in which artificial intelligence was used to diagnose, treat, and monitor cardiovascular diseases. The review includes an analysis of various artificial intelligence methods, including machine learning and neural networks, and their effectiveness in detecting heart rhythm disorders using wireless sensors and wearable devices. The review highlights promising solutions using artificial intelligence developed both internationally and in the Russian Federation, and provides practical recommendations for their implementation. By addressing existing research gaps and offering directions for the future, the article aims to improve the understanding and application of artificial intelligence in cardiology, which ultimately contributes to improved patient care and treatment outcomes.

Key words: artificial intelligence, biomedical signals, cardiovascular disease, continuous monitoring, machine learning, neural network

For citation: 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): 562-576. (In Rus.) DOI: 10.18705/2311-4495-2024-11-6-562-576. EDN: TVFHTK

Список сокращений: ВОЗ — Всемирная организация здравоохранения, ВСР — вариабельность сердечного ритма, ИИ — искусственный интеллект, ИР-СШП — импульсно-радиолокационный сверхширокополосный, КВК — коэффициент внутриклассовой корреляции, МСР — мгновенный сердечный ритм, НСР — нормальный синусовый ритм, СНС — сверточные нейронные сети, ССД — сердечно-сосудистая дисавтономия, ССЗ — сердечно-сосудистые заболевания, ФП — фибрилляция предсердий, ФПГ — фотоплетизмограмма, ЧСС —

частота сердечных сокращений, ЭКГ — электрокардиограмма, ЭМК — электронные медицинские карты, SHAP — shapley Additive explanations.

Методы

Для написания данного обзора был проведен широкий поиск литературы по теме применения искусственного интеллекта (ИИ) в диагностике и лечении сердечно-сосудистых заболеваний. Для поиска использовались базы данных, такие как PubMed, Scopus и Web of Science.

Первоначальный поиск позволил получить большое количество статей. Они были отобраны на основе следующих критериев включения: исследования, в которых применялись методы ИИ для выявления, диагностики или лечения сердечно-сосудистых заболеваний; статьи, опубликованные в рецензируемых журналах; работы, которые включали эмпирические данные и результаты клинических или экспериментальных исследований; публикации на английском или русском языках. Статьи исключались, если они не соответствовали этим критериям, были обзорными и не содержали новых данных или были посвящены применению ИИ, не связанному с сердечно-сосудистой системой.

Каждое исследование оценивалось на основе: надежности применяемой методологии ИИ; размера и качества использованного набора данных; ясности и воспроизводимости результатов; актуальности и значимости полученных результатов в области кардиологии.

Исследования были отобраны исходя из их потенциальной возможности существенно повлиять на клиническую практику с учетом очевидных преимуществ в отношении результатов лечения пациентов, таких как повышение точности диагностики или эффективные стратегии мониторинга. Например, особую ценность представляли публикации, в которых сообщалось о внедрении технологий ИИ, ведущих к более раннему выявлению сердечно-сосудистых заболеваний или снижению уровня смертности. Также предпочтение отдавалось исследованиям, в которых были задействованы большие и разнообразные наборы данных или использовались современные методы машинного обучения, такие как глубокое обучение или новые алгоритмы, что в совокупности улучшает обобщаемость результатов и может осветить путь к улучшению качества и доступности кардиологической помощи.

Для обогащения обзора, с целью представления более широкого информационного среза о применении ИИ в кардиологии, были включены исследования из разных регионов: как международные, так и отечественные.

Введение

Сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) остаются основной причиной смертности во всем мире, на их долю приходится значительная доля смертей и затрат на здравоохранение [1]. Согласно Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), данные показывают, что число случаев смерти от ССЗ увеличилось более чем на 2 млн с 2000 года и достигло почти 9 млн в 2019 году [2]. Раннее

выявление и своевременное вмешательство имеют решающее значение для снижения заболеваемости и смертности, связанных с ССЗ [3]. Однако традиционные методы диагностики, несмотря на свою эффективность, часто требуют значительного времени и ресурсов и не всегда могут обеспечить непрерывный мониторинг [4].

В последние годы достижения, связанные с развитием ИИ, открыли новые возможности в области медицины, которые могут произвести революцию в диагностике и лечении ССЗ. Технологии ИИ, такие как машинное обучение и нейронные сети, продемонстрировали значительные перспективы в анализе огромных объемов медицинских данных, выявлении закономерностей в таких данных и прогнозировании состояния здоровья пациентов с высокой точностью [5–7].

Настоящий обзор посвящен интеграции технологий ИИ в диагностику и мониторинг сердечно-сосудистых заболеваний. Рассматривая как текущее состояние, так и будущий потенциал ИИ в лечении ССЗ, данная статья призвана подчеркнуть преобразующее влияние технологий, которое может способствовать улучшению результатов лечения пациентов и повышению эффективности медицинской помощи.

Применение методов ИИ

ИИ стал ключевой технологией в здравоохранении, предлагая расширенные возможности для анализа данных, повышения точности диагностики и составления персонализированных планов лечения. Интеграция ИИ в здравоохранение привела к значительным достижениям в различных областях, включая медицинскую визуализацию, прогнозную аналитику и мониторинг пациентов [8]. Технологии ИИ сыграли важную роль в нескольких ключевых областях:

- раннее выявление и диагностика;
- непрерывный мониторинг;
- прогнозная аналитика;
- анализ медицинских изображений;
- разработка лекарственных препаратов и оптимизация лечения;
- ведение пациентов и координация медицинской помощи.

Так, технологии ИИ оказали заметное влияние на раннее выявление и диагностику ССЗ. Алгоритмы машинного обучения могут анализировать электрокардиограммы (ЭКГ) и другие сигналы сердечно-сосудистой системы для обнаружения аритмий, инфарктов миокарда и иных аномалий с высокой точностью [9, 10]. Диагностические инструменты на базе ИИ способны выявлять тонкие закономер-

ности, которые могут быть упущены клиницистами, что облегчает раннее вмешательство [11].

Носимые устройства, оснащенные возможностями ИИ, позволяют осуществлять непрерывный мониторинг частоты сердечных сокращений и ритма сердца. Эти устройства, такие как умные часы и браслеты, способны регистрировать ЭКГ, частоту сердечных сокращений (ЧСС) и вариабельность сердечного ритма, предоставляя ценные данные для лечения хронических заболеваний и предотвращения острых событий [12]. Алгоритмы ИИ, встроенные в эти носимые устройства, могут обнаруживать нарушения сердечного ритма, например фибрилляцию предсердий, в режиме реального времени [13]. Кроме того, алгоритмы ИИ способны отфильтровывать шумы и артефакты в полученных данных ЭКГ, обеспечивая их точность и надежность [12].

ИИ может прогнозировать вероятность ССЗ, анализируя комбинацию клинических данных, истории болезни пациента и факторов образа жизни. Прогностические модели помогают стратифицировать пациентов в зависимости от уровня их риска, а значит — принимать целенаправленные профилактические меры и составлять индивидуальные планы лечения [14, 15]. Благодаря активному выявлению лиц с высоким риском, прогностические модели позволяют врачам адаптировать стратегии профилактики и терапии к конкретным потребностям каждого пациента, что в конечном итоге улучшает показатели здоровья и снижает бремя сердечно-сосудистых заболеваний [14].

ИИ значительно улучшил анализ различных методов медицинской визуализации, включая эхокардиограммы, компьютерную томографию и магнитно-резонансную томографию. Сверточные нейронные сети (СНС), разновидность алгоритма глубокого обучения, продемонстрировали замечательные возможности в автоматическом обнаружении и количественной оценке отклонений на этих изображениях [15]. Ключевые области применения ИИ в медицинской визуализации включают, например, обнаружение и количественную оценку бляшек [16], а также выявление сердечной недостаточности [17]. СНС может точно определить наличие и степень накопления бляшек в кровеносных сосудах, например, при ишемической болезни сердца, путем анализа изображений компьютерной ангиографии [16]. Во втором случае модели ИИ могут определять наличие и стадию сердечной недостаточности путем интерпретации эхокардиографических и клинических данных, что позволяет проводить раннее вмешательство и составлять индивидуальные планы лечения [17].

ИИ продемонстрировал значительный потенциал в ускорении разработки новых препаратов для лечения ССЗ и оптимизации существующих протоколов лечения. Анализируя большие объемы данных клинических испытаний и истории болезни пациентов, ИИ может определять наиболее эффективные методы лечения для определенных подгрупп лиц [18, 19]. Анализируя данные о пациентах, включая генетические, клинические и демографические факторы, ИИ может помочь выбрать оптимальную терапию для каждого человека с учетом его уникальных характеристик [18], а также — выявить ранее неизвестные взаимосвязи между различными параметрами и исходами заболевания, что потенциально может привести к открытию новых диагностических и прогностических биомаркеров [19].

ИИ может улучшить ведение пациентов за счет интеграции данных из различных источников, таких как электронные медицинские карты (ЭМК), носимые устройства и системы удаленного мониторинга. Такая интеграция данных облегчает комплексную координацию медицинской помощи, гарантируя своевременное и надлежащее вмешательство пациентам [20]. ИИ способен обрабатывать и анализировать огромные массивы разнородной информации из ЭМК, результатов лабораторных и инструментальных исследований, данных носимых устройств и систем удаленного мониторинга [20, 21]. Также интеграция разнородных данных с помощью ИИ дает возможность разрабатывать индивидуальные планы лечения, учитывая особенности каждого пациента [20, 21].

Обзор литературы

Например, в публикации Hannun и коллег [22] целью команды была разработка глубокой нейронной сети, способной обнаруживать и классифицировать аритмии в сигналах ЭКГ с точностью, сравнимой с точностью кардиологов. В отличие от традиционных алгоритмов, основанных на правилах, данная модель позволяет автоматически извлекать характеристики из необработанных ЭКГ-сигналов без ручной обработки характеристик. Модель была обучена на большом наборе данных, состоящем из более чем 91 000 ЭКГ-записей в одном отведении, с комментариями сертифицированных кардиологов, что позволило ей фиксировать широкий спектр аритмий.

Данное исследование демонстрирует, что ИИ может достичь уровня кардиолога-специалиста в выявлении аритмий, предлагая масштабируемое решение для непрерывного мониторинга и ранней диагностики, особенно в условиях ограниченных

ресурсов. Тем не менее, использование больших наборов данных с маркировкой для обучения является существенным ограничением. Кроме того, производительность модели может варьироваться в зависимости от когорты пациентов. Внедрение таких передовых моделей в клиническую практику требует решения вопросов интерпретируемости и завоевания доверия специалистов системы здравоохранения.

Москаленко В. А. и соавторы [23] разработали программный комплекс, в котором использовали известные методы машинного обучения для обнаружения аритмии у пациентов по ЭКГ-сигналам: метод опорных векторов, дерево решений, искусственные нейронные сети, методы квадратичного и линейного дискриминантного анализа, метод случайных подпространств, AdaBoost, метод случайного леса, логистическая регрессия.

На основе открытых баз данных 12-канальных записей ЭКГ-сигналов рассчитывались общепринятые характеристики сигнала: средняя продолжительность и высота комплексов сигнала, их стандартные отклонения и др. Было получено 38 параметров для каждого отведения ЭКГ, которые затем использовались при обучении и тестировании методов. ЭКГ-записи были заранее классифицированы экспертами с формированием структурированного врачебного заключения, которое принималось как эталонное. По разным типам аритмий точность классификации составила 62,9–95,1 %, чувствительность — 66,7–100,0 %, специфичность — 62,9–99,0 % по различным типам сердечного ритма. Лучший результат показала логистическая регрессия.

Это программное обеспечение может широко использоваться для автоматизированного анализа ЭКГ, помогая быстрее и точнее диагностировать аритмии, но его производительность зависит от качества записей ЭКГ и точности исходных аннотаций, используемых для обучения. Обеспечение стабильной работы различных типов ЭКГ-устройств и клинических условий остается сложной задачей.

В исследовании Rahul и Sharma [24] представлен подход к обнаружению фибрилляции предсердий с использованием как одномерного сигнала электрокардиограммы, так и его временно-частотного представления. Сигнал был предварительно обработан с помощью двухступенчатой медианной фильтрации, фильтрации методом наименьших квадратов, а после подвергнут нормализации перед использованием моделью ИИ для классификации.

Двунаправленная сеть долговременной кратковременной памяти была обучена и настроена для

достижения высокой точности. Модель показала хорошие результаты эффективности работы при использовании сегментированных ЭКГ-сигналов длительностью 4 секунды. Была достигнута точность 98,85 % при использовании сигнала в двухмерном временно-частотном представлении.

Системы, построенные на нечеткой логике, являются полезными инструментами при совместном использовании с ИИ. Основной причиной широкого практического применения таких систем являются их интеллектуальные возможности, имитирующие простую функцию рассуждения, как у человека. Подходы на нечеткой логике имеют большой потенциал, поскольку данные в здравоохранении могут быть субъективными. Метод может повысить точность выявления фибрилляции предсердий, что делает его пригодным для использования как в клинических условиях, так и в носимых устройствах. Правда, этапы предварительной обработки, такие как фильтрация и нормализация, усложняют работу и могут вносить изменения, а применение в носимых устройствах в режиме реального времени требует эффективных алгоритмов для обработки данных на ограниченных аппаратных ресурсах.

В статье Lassoued и соавторов [25] описывается адаптивная модель нейро-нечеткой системы, которая представляет собой одновременное использование нейронной и нечеткой систем для классификации ЭКГ-сигналов на пять классов сердечных сокращений: нормальный ритм, преждевременное сокращение желудочков, учащенный ритм, блокада левой или правой ножки пучка Гиса. Параметры ЭКГ-сигналов были извлечены с помощью вейвлет-преобразования и отобраны с применением статических метрик и метода главных компонент.

Модель способна использовать возможности обучения многослойных нейронных сетей и системы нечетких выводов, которые основывались на извлеченных параметрах сигнала. Нейронная сеть включает пять слоев, управляющих адаптивными и неадаптивными узлами вместо синаптических весов в нейронной сети. Получаемые значения принадлежности к одному из типов ритма варьируются между 0 и 1. На этапах обучения и тестирования средняя квадратическая ошибка определяется путем вычисления усредненной разницы между прогнозируемым и ожидаемым значениями классификации. Ошибка показывает эффективность модели, которая равна 0,042, что является самым низким показателем среди аналогичных моделей.

Нейро-нечеткие системы сочетают способность нейронных сетей к обучению с интерпретируемо-

стью нечетких систем, что делает их полезными для поддержки принятия клинических решений. Эти системы могут требовать значительных вычислительных затрат и значительной настройки параметров. Реализация таких систем в приложениях реального времени может столкнуться с трудностями из-за высоких вычислительных требований.

В исследовании Attia и коллег [26] был разработан алгоритм с поддержкой ИИ, способный идентифицировать пациентов с фибрилляцией предсердий (ФП), используя данные с носимых устройств, даже если их ЭКГ находится в синусовом ритме. В отличие от традиционного мониторинга ЭКГ, при котором могут быть пропущены прерывистые эпизоды ФП, этот алгоритм ИИ анализирует данные ЭКГ с синусовым ритмом, чтобы предсказать вероятность возникновения ФП. Эта возможность важна, поскольку позволяет проводить непрерывный мониторинг, не требуя, чтобы пациент находился в состоянии ФП во время записи.

Возможность прогнозировать ФП на основе ЭКГ с синусовым ритмом, снимаемых с помощью носимых устройств, улучшает непрерывный мониторинг, особенно для пациентов с пароксизмальной формой ФП, у которых симптомы могут не проявляться в течение стандартных периодов наблюдения. Этот подход позволяет проводить раннее вмешательство, потенциально предотвращая такие осложнения, как инсульт, а также улучшает непрерывный мониторинг, особенно у пациентов с перемежающейся фибрилляцией предсердий, снижая риск инсульта. Точность алгоритмов зависит от качества данных ЭКГ и может быть неодинаковой для всех групп пациентов. Интеграция этой технологии в обычные устройства мониторинга требует решения вопросов конфиденциальности и безопасности данных.

Так, в исследовании Khera и соавторов [27] была разработана модель машинного обучения для прогнозирования риска смертности после острого инфаркта миокарда. Модель объединяет разнообразные клинические данные, включая демографические характеристики, сопутствующие заболевания, результаты лабораторных исследований и детали лечения, предлагая более полную оценку риска по сравнению с традиционными системами подсчета очков. В исследовании использовались градиентно-ускоряющие машины, которые могут обрабатывать нелинейные взаимосвязи и взаимодействия между более чем 50 клиническими переменными, предлагая более детальный и точный прогноз. Предыдущие модели прогнозирования риска, такие как TIMI [28], основывались на ограниченном числе клинических параметров

и более простых статистических методах, часто упуская из виду сложные взаимосвязи в данных.

Благодаря прогностической точности этой модели клиницисты смогут выявлять пациентов с высоким риском, которым могут помочь более интенсивный мониторинг и индивидуальные вмешательства, что в итоге улучшит результаты лечения. Однако потребность в обширных клинических данных для точных прогнозов может быть препятствием, особенно в условиях нехватки ресурсов. Обеспечение соответствия модели современным клиническим практикам и данным имеет решающее значение для поддержания ее точности.

Так, Commandeur и коллеги в исследовании [29] поставили цель разработать и апробировать модель глубокого обучения для автоматической количественной оценки эпикардальной и грудной жировой ткани с использованием неконтрастных компьютерных изображений. Предыдущие подходы основывались на ручных или полуавтоматических методах количественного определения жировой ткани, которые требовали много времени и были подвержены вариабельности в силу использования данных разных наблюдателей. В этом исследовании СНС, обученная на большом наборе неконтрастных КТ-изображений, не только измеряет объем жировой ткани, но и обеспечивает детальную сегментацию, предлагая более полную оценку, чем традиционные методы. Модель была тщательно проверена на соответствие ручным измерениям, выполненным опытными рентгенологами, что продемонстрировало высокую точность и надежность в различных группах пациентов. Использование глубокого обучения обеспечило согласованность результатов, сводя к минимуму различия между данными наблюдателей и повышая надежность измерений жировой ткани.

В исследовании Shah и соавторов [30] была разработана модель ИИ для определения наиболее подходящего параметра вариабельности сердечного ритма (BCP) в целях классификации здоровых и выздоровевших после COVID-19 людей, а также выявления распространенности постковидной сердечно-сосудистой дисавтономии (ССД) среди выздоровевших людей.

Для анализа использовалась отфильтрованная от шумов и нормализованная база данных коротких записей ЭКГ-сигналов по II стандартному отведению. Сигналы были взяты у пациентов, перенесших COVID-19, и у здоровых людей, у которых отсутствовали ССЗ. На основе базы были оценены следующие параметры: среднее значение R-R интервала, среднее значение ЭКГ-сигнала, среднее значение частоты сердечных сокращений (ЧСС)

отдельного пациента, стандартное отклонение (ЧСС), SDNN — стандартное отклонение всех R-R интервалов, RMSSD — среднеквадратичное значение последовательных различий. Также были определены возраст, пол, наличие гипертензии.

Для реализации моделей ИИ использовалась библиотека Python — sklearn. В качестве входных данных были применены девять параметров. Восемь алгоритмов ИИ использовались для обучения: стандартный метод логистической регрессии, четыре метода на основе деревьев принятия решений — RandomForests, CatBoost, XGBoost, Extra-treeclassifier, многослойный перцептрон, метод опорных векторов, алгоритм AdaBoost. Эффективность сравнивалась с помощью чувствительности, специфичности и точности.

Модели ИИ показали, что RMSSD является важным маркером ССД и позволяет классифицировать выздоровевших и изначально здоровых людей с точностью от 66,5 % до 89,1 %. Многослойный перцептрон оказался самой эффективной моделью ИИ с чувствительностью 91,3 %, специфичностью 87,5 %, точностью 89,1 %. ССД была распространена у 15,21 % пациентов после выздоровления от COVID-19.

Было проведено имитационное моделирование, чтобы оценить эффективность описываемой модели ИИ. Для этого сгенерировали синтетические ЭКГ-записи с заранее определенными ха-

рактеристиками, чтобы проверить способность модели точно выявлять и классифицировать аритмии. Были использованы значения SHAP (SHapley Additive exPlanations) для интерпретации прогнозов модели. Значения SHAP позволяют понять вклад каждого входного признака в итоговый прогноз. Эти значения рассчитывались с использованием того же набора данных, на котором была обучена модель. Проанализировав значения SHAP, можно было определить, какие характеристики ЭКГ-сигнала оказали наиболее существенное влияние на прогнозы модели.

В частности, значения SHAP были рассчитаны следующим образом:

1. Обучение модели: модель ИИ была обучена на основе набора данных ЭКГ-сигналов, включая как нормальные, так и аритмические паттерны.
2. Расчет SHAP: после обучения были рассчитаны значения SHAP для количественной оценки вклада каждой характеристики в предсказания модели. Это было сделано с использованием библиотеки SHAP на Python, которая использует принципы теории игр для справедливого распределения вклада каждой функции.
3. Анализ: вычисленные значения SHAP были проанализированы для выявления ключевых характеристик, влияющих на прогнозы, что позволило получить представление о поведении модели и повысить ее интерпретируемость.

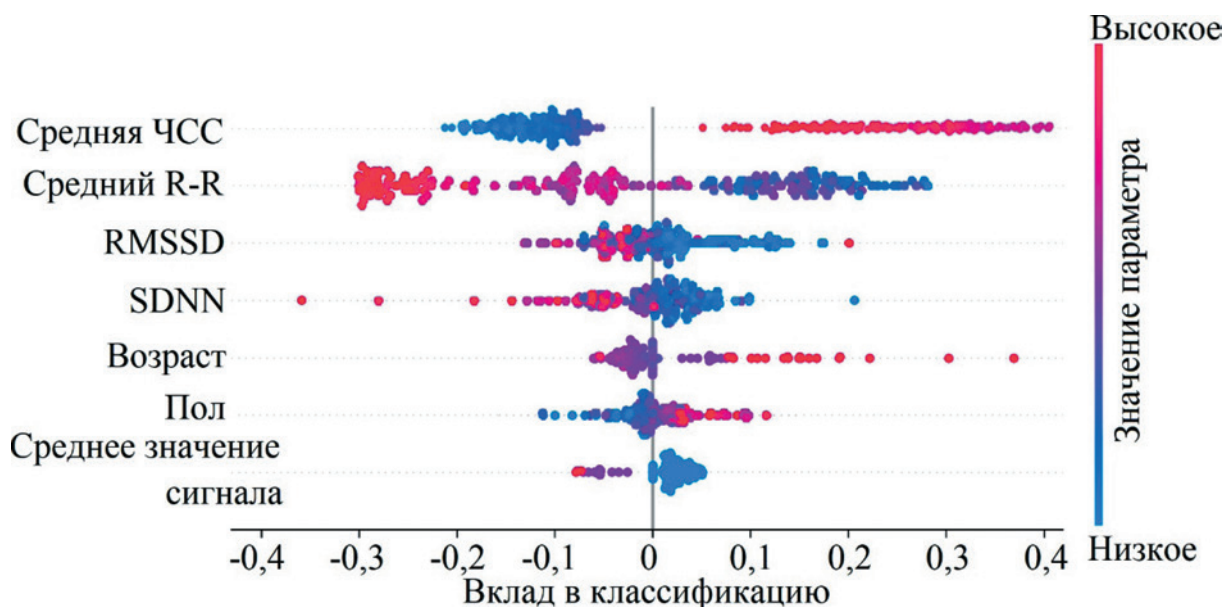


Рис. 1. Сводный график с данными о вкладе параметров в классификацию для модели многослойного перцептрона

Figure 1. Summary graph with data on the contribution of parameters to the classification for the multilayer perceptron model

На основании симуляционного исследования был построен сводный график (рис. 1), показывающий вклад каждого параметра в вероятность предсказания постковидной ССД. Большие положительные значения SHAP указывают на то, что признак вносит значительный вклад в повышение прогнозируемой вероятности целевого класса; большие отрицательные значения указывают на то, что признак вносит значительный вклад в снижение прогнозируемой вероятности целевого класса. Признаки со значениями SHAP, близкими к нулю, практически не влияют на решение модели. Эти признаки не являются существенными в контексте выполняемого прогноза. Все признаки, которые в значительной степени способствуют прогнозированию ССД, будут иметь положительные значения SHAP. Признаки, которые в значительной степени способствуют прогнозированию отсутствия ССД, будут иметь отрицательные значения.

Цвет представляет значение признака от низкого (синий цвет) до высокого (красный цвет). Например, в случае среднего значения ЧСС наблюдается четкое различие с указанием на то, что более высокое значение среднего ЧСС оказывает большее влияние на предсказание. Аналогично с возрастом и полом. Для других параметров более низкие значения RMSSD, SDNN, среднего R-R интервала и среднего ЭКГ-сигнала вносят больший вклад.

Методы регистрации данных

Для эффективного анализа и лечения ССЗ необходима регистрация сигналов сердечно-сосудистой системы, в частности ЭКГ. Сигналы ЭКГ являются ключевым инструментом для диагностики сердечных аномалий, таких как изменения в сердечном ритме, ишемия и другие патологии, что позволяет своевременно выявлять и лечить сердечные заболевания [31].

Электроды являются очень важной частью регистрации биоэлектрических сигналов, в частности ЭКГ. Электроды бывают влажными, сухими и гибкими [32, 33]. В основном при регистрации ЭКГ-сигналов используются влажные электроды, но они имеют определенные ограничения, поскольку требуют для правильной работы использование проводящего геля. Без геля сигнал будет записан с сильными помехами и искажениями или не записан вообще, поскольку между кожей человека и электродом будет находиться тонкий слой воздуха, который и мешает правильной регистрации сигнала [33].

Однако проводящий гель может вызывать аллергические и другие реакции на коже человека

[34]. Более того, гель высыхает за короткое время, что приводит к увеличению шума и артефактов в полученных электрических сигналах, что критично при необходимости долгой и непрерывной записи сигналов [35].

Вместо влажных электродов можно использовать сухие электроды, которые не нуждаются в проводящем геле, но их необходимо прочно фиксировать на коже с помощью, например, пластыря, что также вызывает дискомфортные ощущения у пациентов [36]. Поэтому для того, чтобы удовлетворить потребности в длительном снятии ЭКГ, необходима разработка легких, гибких и высокочувствительных электродов [37].

В статье Chen и коллег [38] описывается разработанное компактное устройство для снятия ЭКГ-сигналов, включающее три беспроводных электрода для измерения биопотенциала, извлечения сигнала ЭКГ и его считывания, фильтрации и передачи. Устройство сконструировано на печатной плате размером с пластиковую карту (рис. 2), что делает его легко носимым и портативным.

Несмотря на незначительные искажения, благодаря встроенным беспроводным экранированным электродам выводимые ЭКГ-сигналы и большинство их характеристик после фильтрации скользящим средним имеют высокую для такого простого устройства частоту дискретизации 300 Гц как при контактном, так и при беспроводном измерении. Кроме того, устройство работает от батареи в течение всего дня.

Стоит также отметить, что, хотя аппарат с обычными влажными электродами обеспечивает более высокую точность сигнала, представленное устройство, благодаря своей компактности, размеру, беспроводной регистрации сигналов и портативности, дает удобную возможность для ежедневного мониторинга ЭКГ.

Несмотря на удобство устройства, из-за беспроводной передачи могут возникнуть проблемы с качеством сигнала, особенно в условиях значительных электронных помех. Кроме того, беспроводные электроды могут не обеспечивать такую же точность передачи сигнала, как традиционные проводные системы. Время автономной работы и необходимость регулярной подзарядки могут ограничить продолжительность использования. Кроме того, обеспечение безопасной передачи данных для защиты конфиденциальности пациента является важной задачей. Еще одну потенциальную проблему представляет устойчивость устройства к различным условиям окружающей среды, что может повлиять на его надежность.

В исследовании Wang и соавторов [39] предлагается гибкий беспроводной электрод для системы носимых биосенсоров, изготовленный из гибких печатных схем и способный отслеживать ЭКГ-сигналы во время физических упражнений в течение длительного времени. Электрод может изгибаться вдоль поверхности тела. Он использует принцип емкостной связи для получения высококачественных сигналов и снижает влияние внешних шумов за счет активного экранирования. Коэффициент корреляции ЭКГ-сигнала, собранного в состоянии покоя, достиг $99,70 \pm 0,30$ % по сравнению с показателями при использовании стандартных влажных электродов, что показывает их эквивалентность. В состоянии движения коэффициент корреляции сигнала достигал $97,53 \pm 1,80$ % по сравнению с тем, как если бы применялись влажные и сухие электроды.

Известно, что изменение цвета кожи лица, вызванное притоком крови, может быть зафиксировано с помощью обычных камер. Из таких видеозаписей лиц впоследствии возможно извлечь мгновенный сердечный ритм (МСП), но одним из основных ограничений данного способа является необходимость источника освещения. Кроме того, этот способ должен работать при различных уровнях освещенно-

сти, поскольку уровень может меняться с течением времени. Одним из способов избежать ограничений является использование инфракрасных камер, позволяющих осуществлять мониторинг МСП в условиях низкой освещенности.

Гибкие электроды очень полезны для непрерывного и долгосрочного мониторинга, поскольку они приспосабливаются к телу, уменьшая дискомфорт и улучшая качество сигнала во время движения. Эта технология особенно актуальна для мониторинга спортсменов или физически активных пациентов. Разработка и производство гибких электродов могут быть сложными и дорогостоящими. На их функционирование могут влиять пот и другие жидкости, вырабатываемые организмом человека, что потенциально отражается на качестве ЭКГ-сигналов. Обеспечение долговечности и стабильной работы в течение длительного времени является серьезной проблемой. Существует также потребность в надежных протоколах передачи данных для поддержания целостности сигнала и конфиденциальности, особенно во время интенсивных перемещений.

Martinez и коллеги [40] описывают разработанный ими алгоритм для получения бескон-

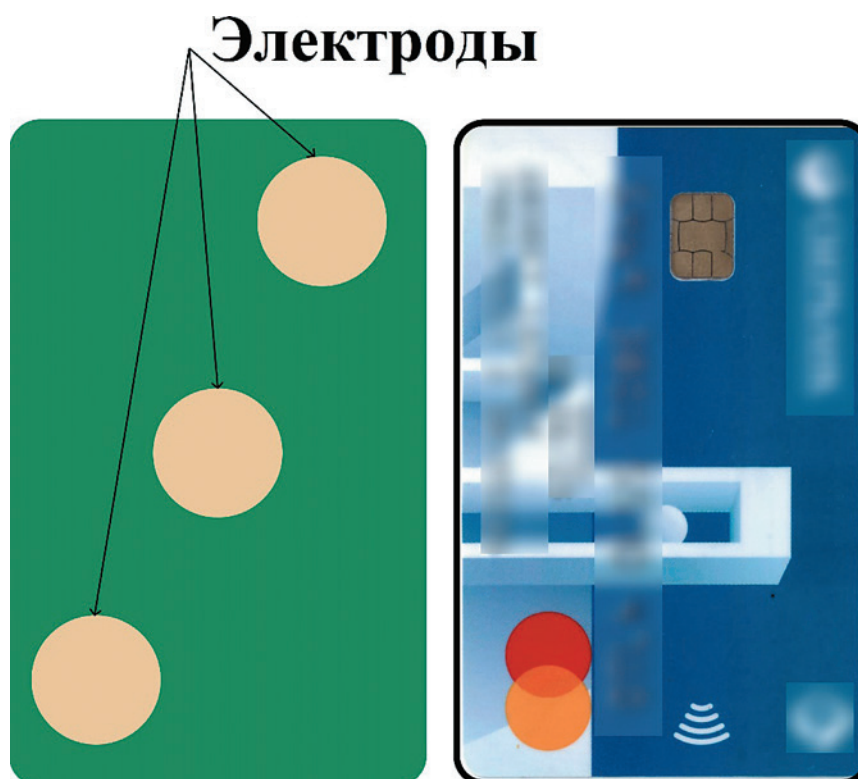


Рис. 2. Схема устройства для снятия ЭКГ-сигналов с тремя беспроводными электродами в сравнении с банковской картой

Figure 2. Diagram of an ECG device with three wireless electrodes compared to a bank card

тактного сигнала фотоплетизмограммы (ФПГ) из видео с лицами людей в инфракрасном диапазоне для извлечения мгновенного сердечного ритма. ФПГ основан на измерении быстрых изменений поглощения света на освещенном участке кожи, вызванных разницей в кривых поглощения для оксигенированной и неоксигенированной крови. Данный процесс регистрации ФПГ был разделен на три основных этапа. Первый шаг — обнаружение и сегментация лица на видео на несколько отдельных пространственных областей. Второй шаг — берется средний показатель активности каждой области лица, проходит через фильтр для удаления шумов и разбивается на еще меньшее подмножество областей. Третий шаг — определяется индекс качества сигнала, чтобы выбрать подходящие из них, объединить, а затем воссоздать искомый бесконтактный ФПГ-сигнал с помощью матричного разложения с небольшими относительными ошибками. На рисунке 3а показаны начальные этапы предварительной обработки, а на рисунке 3б — пример последующего процесса восстановления ФПГ.

Испытуемых просили смотреть прямо в камеру и сохранять ровную позу, но в остальном вести

себя как обычно, то есть моргать и дышать нормально. Истинные значения МСР были извлечены из ЭКГ-сигналов, снимаемых одновременно с записью лица. Было выявлено хорошее совпадение между значениями МСР ЭКГ-сигнала и снятого с помощью камеры.

В целом, эффективность инфракрасных камер для бесконтактной регистрации выше, чем у обычных цветных камер. При этом требуется дополнительная коррекция артефактов при движении лица. Также возможно усовершенствование процесса воссоздания сигнала для получения более точной оценки гемодинамики.

Неинвазивные методы мониторинга сердца, включая ЭКГ и пульсоксиметрию, широко используются в повседневной клинической практике [41]. Однако на данный момент не существует установленного и повсеместно применяемого способа мониторинга сердечных сокращений без физического контакта. Бесконтактные кардиомониторы имели бы много преимуществ перед обычными кардиомониторами, которые ограничивают подвижность пациента и вызывают проблемы, связанные с креплением электродов (высыпания на коже, ссадины и синяки), а также требуют пери-

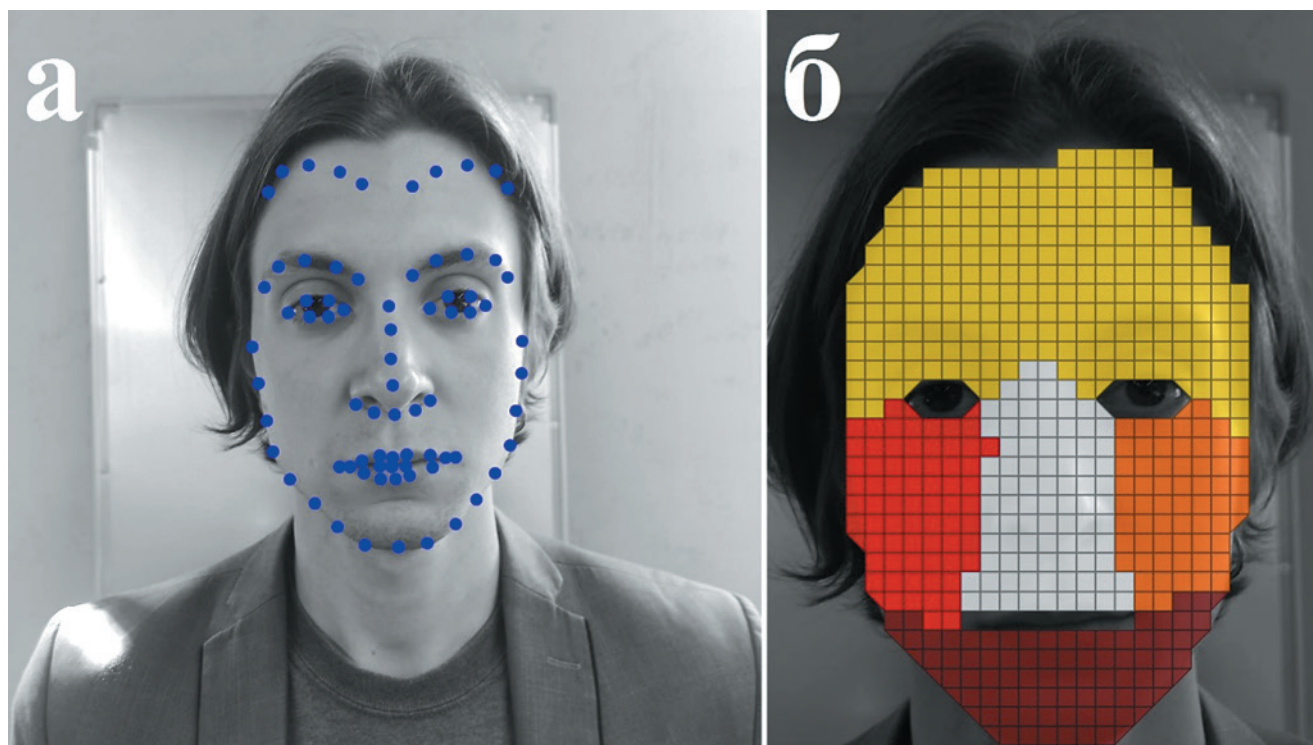


Рис. 3. Предварительная обработка видео: а) расставленные метки, ограничивающие область определения лица; б) сетка, разбивающее лицо на 5 основных областей

Figure 3. Video preprocessing: a) placed labels that limit the area of face definition; b) a grid that divides the face into 5 main areas

одической замены, если устройство используется в течение длительного времени [42].

Так, представленный в работе Lee и соавторов [43] бесконтактный способ показывает, что радарный импульсно-радиолокационный сверхширокополосный (ИР-СШП) датчик может использоваться для распознавания сердечной активности, в частности, измерения ЧСС и сердечных сокращений.

По полученным данным оценили достоверность и надежность измерений по сравнению с ЭКГ. Сердечные сокращения были измерены у 6 здоровых испытуемых с нормальным синусовым ритмом (НСР) и 16 испытуемых с фибрилляцией

предсердий (ФП) одновременно двумя способами. Во время регистрации данных участники задерживали дыхание на 20 секунд. У испытуемых с НСР обнаружилось отличное совпадение между двумя методами измерения показателей ЧСС с коэффициентом внутриклассовой корреляции (КВК) 0,856, среднего значения интервала R-R с КВК 0,997 и индивидуальных интервалов R-R с КВК 0,803.

У пациентов с ФП ЧСС с КВК 0,871 и среднее значение интервала R-R с КВК 0,925 также хорошо согласуются с данными электрокардиографии, хотя между двумя методами наблюдалось небольшое расхождение в индивидуальных интервалах

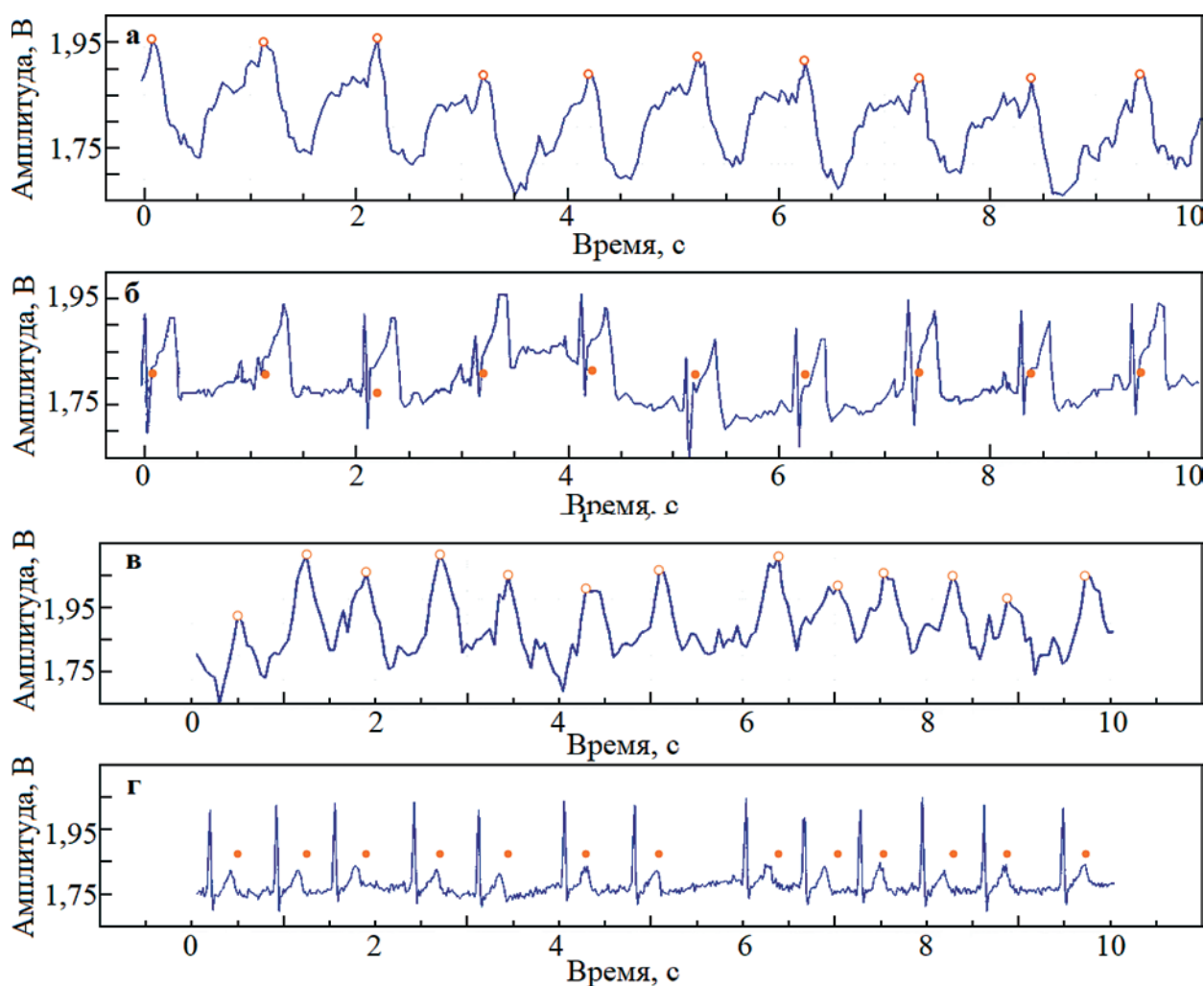


Рис. 4. Примеры сигналов сердечного ритма с датчика и аппарата ЭКГ: а) сигнал получен радарным датчиком с испытуемых с НСР; б) сигнал получен с помощью ЭКГ с испытуемых с НСР; в) сигнал получен радарным датчиком с испытуемых с ФП; г) сигнал получен с помощью ЭКГ с испытуемых с ФП

Figure 4. Examples of heart rate signals from an ECG sensor and apparatus: а) the signal was received by a radar sensor from subjects with NSR; б) the signal was received by an ECG from subjects with NSR; в) received by a radar sensor from subjects with AF; г) the signal was received by an ECG from subjects with AF

R-R с КВК 0,697. Ритмы, рассчитанные алгоритмом обработки сигнала, показали хорошую согласованность между двумя методами с коэффициентом Каппа Коэна равным 0,922. Таким образом, ИР-СШП радарный датчик является точным и достоверным устройством для оценки ЧСС и сокращений бесконтактным способом. Сигналы, полученные с помощью датчика и ЭКГ у здоровых испытуемых и с ФП, показаны на рисунках 4а и 4б.

Эта технология предлагает инновационный и удобный подход к кардиомониторингу, позволяющий осуществлять непрерывное и ненавязчивое наблюдение за больными. Она особенно подходит для использования в отделениях интенсивной терапии, в сценариях удаленного мониторинга и в ситуациях, когда крайне важно свести к минимуму дискомфорт пациента.

Тем не менее, на бесконтактные радарные системы могут воздействовать такие факторы окружающей среды, как движение, позиционирование и окружающие объекты, что может повлиять на точность. Кроме того, технология требует сложных алгоритмов обработки сигналов для различения сердечных сигналов и шума. Обеспечение последовательного и точного сбора данных в разнообразных и динамичных условиях реального мира является серьезной проблемой. Кроме того, внедрение радарной технологии в клинических условиях требует тщательного учета электромагнитных помех, создаваемых другими медицинскими устройствами. Наконец, стоимость и сложность развертывания таких передовых систем могут стать препятствием для широкого внедрения.

Обсуждение и выводы

Интеграция технологий ИИ в диагностику и лечение ССЗ показала большие перспективы. Анализ различных исследований подтверждает, что ИИ, в частности машинное обучение и нейронные сети, может повысить точность и эффективность диагностики ССЗ. Алгоритмы ИИ продемонстрировали способность анализировать ЭКГ и другие сигналы сердечно-сосудистой системы с высокой точностью, часто превосходящей традиционные методы диагностики.

В обсуждаемой области исследований достигнут значительный прогресс. Технологии ИИ все чаще применяются в клинических условиях для раннего выявления и постоянного мониторинга сердечно-сосудистых заболеваний. Носимые устройства, оснащенные алгоритмами ИИ, теперь способны в режиме реального времени отслеживать и выявлять аритмии, инфаркты миокарда и другие аномалии. Эти достижения не только по-

вышают точность диагностики, но и способствуют своевременному вмешательству, потенциально снижая уровень смертности, связанный с ССЗ.

Несмотря на достигнутый прогресс, некоторые области требуют дальнейших исследований. Эффективность моделей ИИ во многом зависит от качества и разнообразия обучающих данных. Для улучшения обобщаемости алгоритмов ИИ нужны более разнообразные наборы данных, включая различные демографические характеристики и клинические состояния. Также необходима полная интеграция инструментов ИИ в существующие клинические рабочие процессы, что включает в себя обеспечение удобства использования систем ИИ, которые могут быть легко внедрены сотрудниками здравоохранения. Поскольку ИИ становится все более распространенным в сфере здравоохранения, решение нормативных и этических вопросов приобретает решающее значение. Обеспечение конфиденциальности данных пациентов, прозрачность алгоритмов ИИ и соблюдение медицинских норм являются ключевыми областями, требующими внимания. Необходимы долгосрочные клинические исследования и валидация технологий ИИ для подтверждения их эффективности и надежности в реальных условиях.

Некоторые продукты, основанные на ИИ, могут и должны активно внедряться в клиническую практику. Например, такие устройства, как умные часы и фитнес-трекеры, оснащенные ИИ для мониторинга ЭКГ и выявления аритмии, могут широко применяться для непрерывного наблюдения за пациентами. Такие устройства предоставляют ценные данные, которые помогают в ранней диагностике и своевременном вмешательстве. Программное обеспечение на базе ИИ для анализа ЭКГ и визуализационных исследований должно быть интегрировано в повседневную клиническую практику. Эти инструменты помогут врачам, обеспечивая более точную и быструю интерпретацию диагностических тестов. Платформы на основе ИИ, прогнозирующие риск сердечно-сосудистых заболеваний на основе данных о пациентах, включая историю болезни и факторы образа жизни, могут использоваться для контроля заболеваемости. Они помогут стратифицировать пациентов в зависимости от уровня их риска и разрабатывать индивидуальные планы лечения для них.

Достижения в области ИИ открывают потенциал для преобразований в области сердечно-сосудистой медицины. Повышая точность диагностики, обеспечивая непрерывный мониторинг и прогнозирующую аналитику, ИИ может значительно улучшить уход за пациентами и результаты лече-

ния. Однако продолжение исследований, устранение существующих ограничений и обеспечение соблюдения этических норм имеют решающее значение для широкого внедрения и успеха ИИ в клинической практике. Интеграция решений, основанных на ИИ, в системы здравоохранения, вероятно, приведет к более эффективному, персонализированному и проактивному лечению ССЗ.

Конфликт интересов / Conflict of interest

Авторы заявили об отсутствии потенциально-го конфликта интересов. / The authors declare no conflict of interest.

Список литературы / References

1. Shalnova SA, Konradi AO, Karpov YuA, et al. Cardiovascular mortality in 12 Russian Federation regions — participants of the “Cardiovascular disease epidemiology in Russian regions” study. Russian Journal of Cardiology. 2012; (5):6–11. In Russian [Шальнова С.А., Конради А.О., Карпов Ю.А. и др. Анализ смертности от сердечно-сосудистых заболеваний в 12 регионах Российской Федерации, участвующих в исследовании «Эпидемиология сердечно-сосудистых заболеваний в различных регионах России». Российский кардиологический журнал. 2012; (5):6–11].
2. WHO reveals leading causes of death and disability worldwide: 2000–2019 [Internet] / World Health Organization. Available from: <https://www.who.int/ru/news/item/09-12-2020-who-reveals-leading-causes-of-death-and-disability-worldwide-2000-2019> (Accessed 10 May 2024). In Russian [ВОЗ публикует статистику о ведущих причинах смертности и инвалидности во всем мире за период 2000–2019 гг. [Электронный ресурс] / Всемирная организация здравоохранения. URL: <https://www.who.int/ru/news/item/09-12-2020-who-reveals-leading-causes-of-death-and-disability-worldwide-2000-2019> (дата обращения: 10.05.2024)]
3. Golukhova EZ. Diseases of the cardiovascular system are a pandemic of the modern era. social significance and consequences [Internet] / Association of Cardiovascular Surgeons of Russia. Section “Cardiology and Imaging in cardiac surgery”. Available from: http://heart-master.com/clinic/cardiovascular_disease/ (Accessed 10 May 2024). In Russian [Голухова Е.З. Заболевания сердечно-сосудистой системы — пандемия современной эпохи. Социальное значение и последствия [Электронный ресурс] / Ассоциация сердечно-сосудистых хирургов России. Секция «Кардиология и визуализация в кардиохирургии». 2010. URL: http://heart-master.com/clinic/cardiovascular_disease/ (дата обращения: 10.05.2024)]
4. Balogh EP, Miller BT, Ball JR. Improving diagnosis in health care. 2015. DOI: 10.17226/21794.
5. Gala D, Behl H, Shah M, et al. The Role of Artificial Intelligence in Improving Patient Outcomes and Future of Healthcare Delivery in Cardiology: A Narrative Review of the Literature. Healthcare. 2024; 12(4): 481. DOI: 10.3390/healthcare12040481.
6. Johnson KW, Soto JS, Glicksberg BS, et al. Artificial intelligence in cardiology. Journal of the American College of Cardiology. 2018; 71(23):2668–2679. DOI: 10.1016/j.jacc.2018.03.521.
7. Lopez-Jimenez F, Attia Z, Arruda-Olson AM, et al. Artificial intelligence in cardiology: present and future. Mayo Clinic Proceedings. 2020; 95(5):1015–1039. DOI: 10.1016/j.mayocp.2020.01.038.
8. Alowais SA, Alghamdi SS, Alsuhbany N, et al. Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice. BMC medical education. 2023; 23(1): 689. DOI: 10.1186/s12909-023-04698-z.
9. Al-Zaiti SS, Martin-Gill C, Zegre-Hemsey JK, et al. Machine learning for ECG diagnosis and risk stratification of occlusion myocardial infarction. Nature Medicine. 2023; 29(7):1804–1813. DOI: 10.1038/s41591-023-02396-3.
10. Seetharam K, Balla S, Bianco C, et al. Applications of machine learning in cardiology. Cardiology and therapy. 2022; 11(3): 355–368. DOI: 10.1007/s40119-022-00273-7.
11. Ahuja AS. The impact of artificial intelligence in medicine on the future role of the physician. PeerJ. 2019; 7:e7702. DOI: 10.7717/peerj.7702.
12. Fedorovich AA, Gorshkov AYU, Korolev AI, et al. Smartphone in medicine — from a reference book to a diagnostic system. Overview of the current state of the issue. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2022; 21(9):66–74. In Russian [Федорович А.А., Горшков А.Ю., Королев А.И. и др. Смартфон в медицине — от справочника к диагностической системе. Обзор современного состояния вопроса. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2022; 21(9): 66–74]. DOI: 10.15829/1728-8800-2022-3298.
13. Varma N, Cygankiewicz I, Turakhia M. 2021 ISHNE/HRS/EHRA/APHRS Collaborative Statement on mHealth in Arrhythmia Management: Digital Medical Tools for Heart Rhythm Professionals. Russian Journal of Cardiology. 2021; 26(1S):87–148. In Russian [Varma N., Cygankiewicz I., Turakhia M. Контроль аритмий с помощью технологий мобильного здравоохранения: цифровые медицинские технологии для специалистов по сердечному ритму. Консенсус экспертов 2021. Российский кардиологический журнал. 2021; 26(S1):87–148]. DOI: 10.15829/1560-4071-2021-4420.
14. Cai Y, Cai YQ, Tan LY, et al. Artificial intelligence in the risk prediction models of cardiovascular disease and development of an independent validation screening tool: a systematic review. BMC medicine. 2024; 22(1):56. DOI: 10.1186/s12916-024-03273-7.
15. Oren O, Gersh BJ, Bhatt DL. Artificial intelligence in medical imaging: switching from radiographic pathological data to clinically meaningful endpoints. The Lancet Digital Health. 2020; 2(9):e486–e488. DOI: 10.1016/S2589-7500(20)30160-6.

16. Tang X. The role of artificial intelligence in medical imaging research. *BJR Open*. 2019; 2(1):20190031. DOI: 10.1259/bjro.20190031.
17. Pinto-Coelho L. How Artificial Intelligence Is Shaping Medical Imaging Technology: A Survey of Innovations and Applications. *Bioengineering*. 2023; 10(12):1435. DOI: 10.3390/bioengineering10121435.
18. Mohsen F, Al-Saadi B, Abdi N, et al. Artificial Intelligence-Based Methods for Precision Cardiovascular Medicine. *Journal of Personalized Medicine*. 2023; 13(8): 1268. DOI: 10.3390/jpm13081268.
19. Krittanawong C, Zhang H, Wang Z, et al. Artificial intelligence in precision cardiovascular medicine. *Journal of the American College of Cardiology*. 2017; 69(21): 2657–2664. DOI: 10.1016/j.jacc.2017.03.571.
20. Martínez-García M, Hernández-Lemus E. Data integration challenges for machine learning in precision medicine. *Frontiers in medicine*. 2022; 8: 784455. DOI: 10.3389/fmed.2021.784455.
21. Bajwa J, Munir U, Nori A, et al. Artificial intelligence in healthcare: transforming the practice of medicine. *Future healthcare journal*. 2021; 8(2): e188. DOI: 10.7861/fhj.2021-0095.
22. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nature medicine*. 2019; 25(1):65–69. DOI: 10.1038/s41591-018-0268-3.
23. Moskalenko VA, Nikolskiy AV, Zolotykh NY, et al. Cyberheart-diagnostics software package for automated electrocardiogram analysis based on machine learning techniques. *Sovremennye tehnologii v medicine=Modern technologies in medicine*. 2019; 11(2):86–91. In Russian [Москаленко В.А., Никольский А.В., Золотых Н.Ю. и др. Программный комплекс Cyberheart-Diagnostics для автоматизированного анализа электрокардиограммы на основе методов машинного обучения. *Современные технологии в медицине*. 2019; 11(2):86–91]. DOI:10.17691/stm2019.11.2.12.
24. Rahul J, Sharma LD. Artificial intelligence-based approach for atrial fibrillation detection using normalised and short-duration time-frequency ECG. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2022; 71:103270. DOI:10.1016/j.bspc.2021.103270.
25. Lassoued H, Ketata R, Mahmoud HB. Optimal Neuro Fuzzy Classification for Arrhythmia Data Driven System. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*. 2021; 11(1):70–80. DOI:10.35940/ijitee.a9628.1111121.
26. 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. *The Lancet*. 2019; 394(10201): 861–867. DOI: 10.1016/S0140-6736(19)31721-0.
27. Khera R, Haimovich J, Hurley NC, et al. Use of machine learning models to predict death after acute myocardial infarction. *JAMA cardiology*. 2021; 6(6): 633–641. DOI: 10.1001/jamacardio.2021.0122.
28. Antman EM, Cohen M, Bernink PJ, et al. The TIMI risk score for unstable angina/non-ST elevation MI: a method for prognostication and therapeutic decision making. *JAMA*. 2000; 284(7): 835–842. DOI:10.1001/jama.284.7.835.
29. Commandeur F, Goeller M, Betancur J, et al. Deep learning for quantification of epicardial and thoracic adipose tissue from non-contrast CT. *IEEE transactions on medical imaging*. 2018; 37(8): 1835–1846. DOI: 10.1109/TMI.2018.2804799.
30. Shah B, Kunal S, Bansal A, et al. Heart rate variability as a marker of cardiovascular dysautonomia in post-covid-19 syndrome using artificial intelligence. *Indian Pacing and Electrophysiology Journal*. 2022; 22(2):70–76. DOI:10.1016/j.ipej.2022.01.004.
31. Kumar PS, Sharma VK. Cardiac signals based methods for recognizing heart disease: A review. 2021 Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV). — IEEE. 2021; 1375–1377.
32. Fu Y, Zhao J, Dong Y, et al. Dry electrodes for human bioelectrical signal monitoring. *Sensors*. 2020; 20(13):3651. DOI: 10.3390/s20133651.
33. Li GL, Wu JT, Xia YH, et al. Review of semi-dry electrodes for EEG recording. *Journal of Neural Engineering*. 2020; 17(5):051004. DOI: 10.1088/1741-2552/abbd50.
34. Rosen T. Allergic Reaction to Conducting Gel Used Under ECG Electrodes. *Rheumatology network*. 2012.
35. Komosar M, Fiedler P, Hauelsen J. Bad channel detection in EEG recordings. *Current Directions in Biomedical Engineering*. De Gruyter. 2022; 8(2):257–260. DOI: 10.1515/cdbme-2022-1066.
36. Tavrovskaya TV. Bicycle ergometry. A practical guide for doctors. St. Petersburg. 2007. In Russian [Тавровская Т.В. Велозргометрия. Практическое пособие для врачей. СПб. 2007].
37. Wang Y, Zhong X, Wang W, Yu D. Flexible cellulose/polyvinyl alcohol/PEDOT:PSS electrodes for ECG monitoring. *Cellulose*. 2021; 28(8):4913–4926. DOI:10.1007/s10570-021-03818-6.
38. Chen Q, Kastratovic S, Eid M, Ha S. A non-contact compact portable ECG Monitoring System. *Electronics*. 2021; 10(18):2279. DOI:10.3390/electronics10182279.
39. Wang X, Liu S, Zhu M, et al. Flexible non-contact electrodes for wearable biosensors system on electrocardiogram monitoring in Motion. *Frontiers in Neuroscience*. 2022; 16. DOI:10.3389/fnins.2022.900146.
40. Martinez N, Bertran M, Sapiro G, Wu H-T. Non-contact photoplethysmogram and instantaneous heart

rate estimation from Infrared Face Video. 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). 2019. DOI:10.1109/icip.2019.8803109.

41. Ferreira NDP, Gehin C, Massot B. A review of methods for non-invasive heart rate measurement on wrist. *Irbm*. 2021; 42(1):4–18. DOI:10.1016/j.irbm.2020.04.001.

42. Vatanparvar K, Li J, Gwak M, et al. Enhanced Contactless Heart Rate Monitoring Using Camera with Motion Artifact Removal During Physical Activities. 2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, 2023:1–5. DOI: 10.1109/EMBC40787.2023.10340279.

43. Lee Y, Park J-Y, Choi Y-W, et al. A novel non-contact heart rate monitor using impulse-radio ultra-wideband (IR-UWB) radar technology. *Scientific Reports*. 2018; 8(1):1–10. DOI:10.1038/s41598-018-31411-8.

Информация об авторах:

Кутелев Геннадий Геннадьевич, д.м.н., профессор кафедры военно-морской терапии ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова» Минобороны России;

Парфенов Сергей Александрович, к.м.н., докторант при кафедре общей и военной эпидемиологии ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова» Минобороны России;

Сапожников Кирилл Викторович, к.м.н., преподаватель кафедры автоматизации управления медицинской службой с военно-медицинской статистикой ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова» Минобороны России;

Лазарев Андрей Анатольевич, аспирант ФГБВОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича»;

Кузин Александр Александрович, д.м.н., профессор, начальник кафедры общей и военной эпидемиологии ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова» Минобороны России;

Глушаков Руслан Иванович, д.м.н., начальник научно-исследовательского отдела (медико-биологических исследований) научно-исследовательского центра ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова» Минобороны России;

Самохин Семен Олегович, слушатель ординатуры по специальности «терапия» ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова» Минобороны России.

Authors information:

Gennady G. Kutelev, Doctor of Medical Sciences, Professor at the Department of Naval Therapy, Military Medical Academy named after S. M. Kirov;

Sergei A. Parfenov, Ph.D. of Medical Sciences, Doctoral Candidate at the Department of General and Military Epidemiology, Military Medical Academy named after S. M. Kirov;

Kirill V. Sapozhnikov, Ph.D. of Medical Sciences, Lecturer at the Department of automation of medical service management with military medical statistics, Military Medical Academy named after S. M. Kirov;

Andrey A. Lazarev, Postgraduate student, The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications;

Aleksandr A. Kuzin, Doctor of Medical Sciences, Professor, Head of the Department of Common and Military Epidemiology, Military Medical Academy named after S. M. Kirov;

Ruslan I. Glushakov, Doctor of Medical Sciences, Head of the Research Department (Medical and Biological Research) of the Research Center, Military Medical Academy named after S. M. Kirov;

Simon O. Samokhin, Resident in the specialty “Therapy”, Military Medical Academy named after S. M. Kirov.