

Беленков Ю. Н., Кожевникова М. В., Хабарова Н. В., Ильгисонис И. С., Коробкова Е. О.

ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет имени И. М. Сеченова» Минздрава РФ, Москва, Россия

Роль искусственного интеллекта в кардиологии

Искусственный интеллект (ИИ) обладает огромным потенциалом для повышения качества оказания медицинской помощи, улучшения методов диагностики и лечения. ИИ позволяет перевести научные исследования на принципиально новый уровень. В статье рассматриваются наиболее важные направления применения ИИ в кардиологии. Использование ИИ для ускорения принятия клинических решений, дистанционного наблюдения за пациентами, анализа томографических изображений, фенотипирования пациентов, в том числе с помощью метаболомного анализа, определения риска развития осложнений и многих других направлений.

Ключевые слова Искусственный интеллект; фенотипирование; дистанционное наблюдение пациентов; искусственный интеллект в научных исследованиях; персонализированная медицина

Для цитирования Belenkov Yu.N., Kozhevnikova M.V., Khabarova N.V., Ilgisonis I.S., Korobkova E.O. The Role of Artificial Intelligence in Cardiology. *Kardiologia*. 2025;65(2):3–16. [Russian: Беленков Ю.Н., Кожевникова М.В., Хабарова Н.В., Ильгисонис И.С., Коробкова Е.О. Роль искусственного интеллекта в кардиологии. *Кардиология*. 2025;65(2):3–16].

Автор для переписки Беленков Юрий Никитич. E-mail: ynbelenkov@gmail.com

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) – это новое и весьма перспективное направление в здравоохранении, обладающее огромным потенциалом для повышения качества медицин-

ской помощи и улучшения эффективности диагностики и лечения (центральная иллюстрация). В ряде исследований ИИ уже продемонстрировал свой эффект, высвобождая ценное время медицинских работников и улучшая показатели здоро-

Центральная иллюстрация. Роль искусственного интеллекта в кардиологии

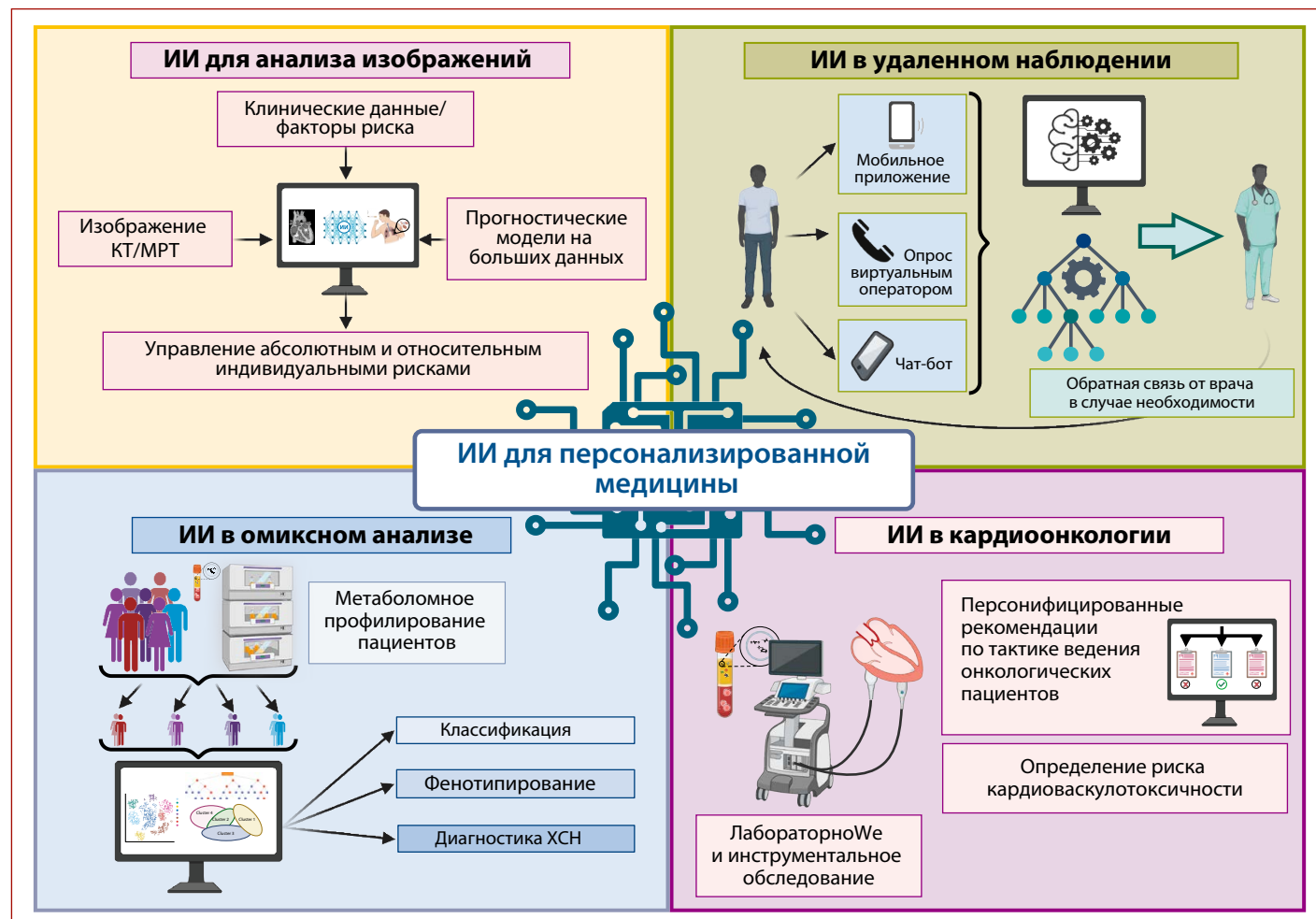
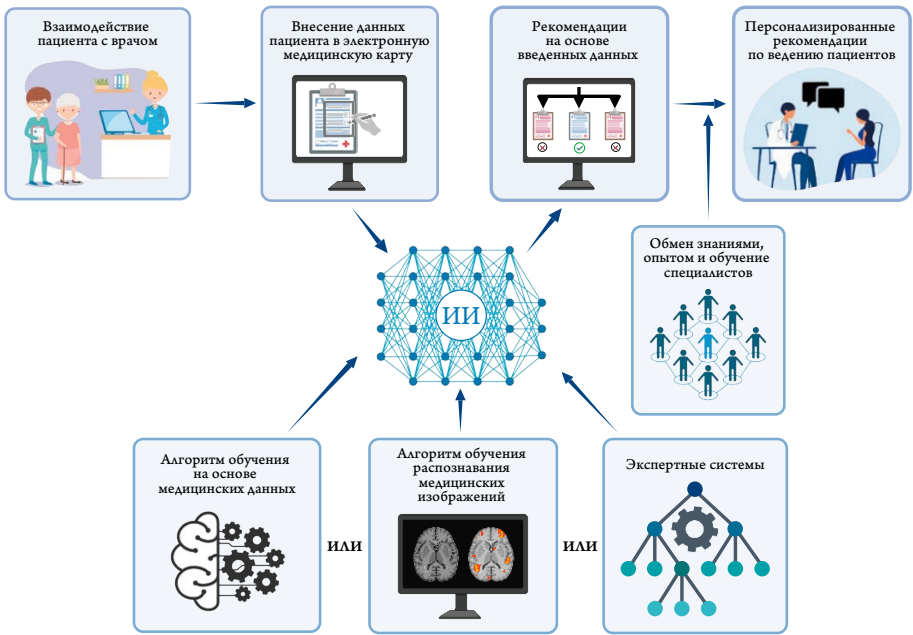


Рисунок 1. Система поддержки принятия клинических решений с использованием ИИ



вья, хотя результаты по ряду направлений до сих пор противоречивы. Интеграция ИИ в здравоохранение и, в частности, в кардиологию – сложная задача, требующая тонкого баланса между инновациями и мерами предосторожности для реализации возможностей и устранения рисков [1].

Оптимизация процессов и повышение эффективности принятия решений с помощью ИИ

Алгоритмы играют все большую роль в поддержке процессов принятия решений медицинскими работниками – концепция, известная как система поддержки принятия врачебных решений с применением ИИ (СППВР). Большинство врачей общей практики считают, что внедрение инструментов ИИ может еще больше усовершенствовать СППВР, сократив количество ошибок и повысив надежность принятия решений, а значит, и результаты лечения [2]. В реализации этой концепции можно использовать данные современных клинических рекомендаций для предоставления медицинским работникам своевременной и актуальной информации, помогающей им в СППВР [3]. ИИ может значительно улучшить работу за счет эффективной обработки и анализа огромных объемов данных, определения групп риска, помощи в диагностике и выработки персонализированных

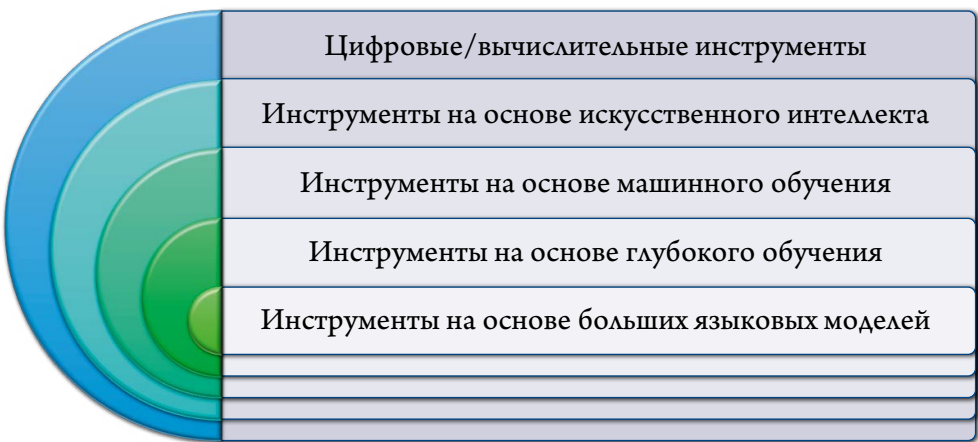
рекомендаций по лечению (рис. 1, адаптировано по [4]).

Многие из этих приложений, дополненных ИИ, сосредоточены на анализе изображений в различных областях медицинской визуализации. Алгоритмы обучаются распознавать сложные закономерности, такие как неоплазию на гистологических препаратах биопсии простаты или обнаружение туберкулеза на рентгеновских снимках грудной клетки [5]. Способ взаимодействия между алгоритмом и врачом зависит от конкретного рабочего процесса, в который интегрирован инструмент. Он может выступать в качестве вспомогательного метода, предупреждая медицинских работников о потенциальных патологических изменениях, которые могли быть пропущены экспертами-людьми, или в качестве помощника, направляя врача к определенным областям, представляющим интерес.

Генеративный искусственный интеллект

Генеративный ИИ относится к системам, способным создавать контент по запросу, например, текст, изображения или звук. Стремительное развитие ИИ в последние годы содействовало созданию моделей, способных генерировать контент, внешне неотличимый от того, который производит человек. Большие языковые модели (Large Language Models, LLM) представляют собой предварительно обученные модели с огромным объемом информации из наборов данных общего назначения (например, книг, Интернета) и используют самообучение для предсказания следующей фразы в предложении, учитывая общий контекст (рис. 2, адаптировано по [6]). Процесс по-

Рисунок 2. Уровни развития искусственного интеллекта



вторяется снова и снова и может использовать дополнительные режимы обучения, пока модель не достигнет приемлемого уровня точности. Внедрение таких моделей в качестве платформы привело к активным дебатам о потенциальных преимуществах, ограничениях и рисках применения генеративного ИИ в здравоохранении [7].

Потенциальные возможности применения LLM в здравоохранении включают в себя облегчение ведения клинической документации, создание резюме выписки из стационара, составление примечаний, работу в качестве чат-ботов для ответов на запросы пациентов с использованием персонализированных данных, помощь в сортировке пациентов, помощь врачам в диагностике и рекомендации по лечению. Пациенты могут добиться большей самостоятельности, оперативно получая индивидуальные оценки своих данных, симптомов и проблем, а также получая конкретные рекомендации и взаимодействуя с персонализированными медицинскими чат-ботами.

Модели на основе LLM продемонстрировали свою эффективность, успешно пройдя своеобразные тесты, похожие на лицензирование врачей, и постепенно улучшаясь с каждым поколением [8].

Теперь мы коснемся нескольких конкретных направлений использования ИИ в кардиологии.

ИИ в дистанционном наблюдении пациентов

Дистанционный мониторинг (ДМ) состояния пациентов уже давно является неотъемлемой частью лечения сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ), но последние технологические инновации расширяют границы представления об удаленном наблюдении. ДМ пациентов представляет собой важный инструмент в современной кардиологии, обеспечивая непрерывный мониторинг физиологических параметров, таких как частота сердечных сокращений (ЧСС), уровень артериального давления (АД), вариабельность сердечного ритма и др., и выявление патологических изменений в режиме реального времени, вне зависимости от того, где в этот момент находится пациент. Данный подход особенно актуален для пациентов с хроническими ССЗ, включая артериальную гипертензию (АГ), хроническую сердечную недостаточность (ХСН), фибрилляцию предсердий (ФП), сахарный диабет (СД) 2 типа, где постоянный контроль над состоянием пациента может значительно снизить риск развития потенциально опасных осложнений. Помимо этого, удаленное наблюдение способствует своевременной коррекции терапии на основании данных мониторинга, минимизируя потребность в очных визитах, повышая общую эффективность лечения и оптимизируя ресурсы системы здравоохранения. Сегодня для удаленного наблюдения используются различные носимые устройства, биосенсоры и имплантируемые девайсы, телемедицинские

платформы, мобильные технологии, технологии виртуальной и дополненной реальности и, наконец, ИИ является неотъемлемой частью современных технологий ДМ. Машинное обучение (МО) и аналитика больших данных позволяют находить скрытые корреляции в отслеживаемых параметрах, предсказывать развитие сердечно-сосудистых (СС) осложнений или выявлять признаки заболеваний.

Применение ИИ для расшифровки электрокардиограммы (ЭКГ), повсеместно распространенного и стандартизированного теста, является примером того, как ИИ меняет клиническую медицину [9]. ИИ можно применять в диагностике ЭКГ двумя способами: автоматизированная интерпретация ЭКГ, которая существует уже много лет (и постоянно совершенствуется), и более поздний способ – извлечение и анализ необработанных данных, для обнаружения сигнатур и паттернов, которые невозможно заметить визуально [10].

Программы, использующие обширные базы данных ЭКГ в сочетании с клиническими наборами данных и современными вычислительными технологиями, показали эффективность ЭКГ в выявлении систолической и диастолической дисфункции левого желудочка (ЛЖ) [11–14], бессимптомной ФП [10, 15] и электролитных нарушений [16].

Необходимость в постоянной регистрации ЭКГ для контроля ЧСС, выявления нарушений ритма сердца или преходящей ишемии миокарда послужила поводом для разработки и внедрения огромного пула носимых устройств – фитнес-трекеров, смарт-часов, колец, патчей и др. [17].

Дальнейшее оснащение устройств сложными датчиками, собирающими широкий спектр данных, меняет подход к мониторингу здоровья и требует применения алгоритмов ИИ. Крупномасштабные исследования, проведенные для таких крупных компаний, как Apple и Fitbit, показали возможность выявления ФП у населения в целом с помощью фотоплетизмографии, с положительной прогностической ценностью для алгоритма Apple 84,0% (95% доверительный интервал – ДИ 76,0–92,0) и для алгоритма Fitbit 98,2% (95% ДИ 95,5–99,5) [18].

В другом исследовании продемонстрировано, что смарт-часы с поддержкой ИИ и двухканальной ЭКГ могут определять ХСН с низкой фракцией выброса – ФВ (ХСНнФВ) с чувствительностью 0,974, специфичностью 0,853, прогностической ценностью отрицательного результата 0,998 [19].

Крайне интересным направлением стало применение ИИ в области кардиореабилитации. Наряду с использованием различных носимых устройств для определения физической активности, ЧСС, изменений ЭКГ, сатурации кислорода в крови все большее распространение по-

лучило применение платформ виртуальной реальности (VR) для кардиологической и пульмонологической реабилитации [20].

Глубокое обучение (ГО) крайне важно для анализа данных в умных носимых устройствах. Новая архитектура, использующая носимые датчики, помогает распознавать действия человека в различных средах, сочетая глубокие нейронные сети и активное обучение для классификации данных. Так, исследователи разработали системы, использующие датчики смартфонов, такие как акселерометры и гироскопы, для обнаружения падений и повседневной активности, а также предложили методы с использованием нейронных сетей для анализа сигналов по таким особенностям, как стадии сна [21].

VR-системы используют нейропластичность человеческого мозга, то есть его способность адаптироваться к различным условиям. Идея состоит в том, чтобы использовать VR-системы в условиях ограниченного пространства, например, в домах, где недостаточно места для занятий на свежем воздухе. Более того, вовлеченность в игру отвлекает внимание человека от трудностей, связанных с выполнением упражнений, и повышает приверженность [22].

Повсеместное использование смартфонов открывает потенциал для их использования в целях масштабирования и оперативной медицинской помощи. Смартфоны стали мощным инструментом для удаленного наблюдения за пациентами благодаря своей универсальности, доступности и интеграции с различными датчиками и приложениями. Современные смартфоны оснащены датчиками, которые могут использоваться для мониторинга здоровья. Так, акселерометр и гироскоп отслеживают физическую активность [23], камера измеряет ЧСС и сатурацию кислорода в крови с помощью фотоплетизмографии [24], микрофон передает звуковые данные, которые могут быть использованы для выявления отклонений [25]. Помимо применения смартфонов для хранения, анализа и передачи данных, получаемых с внешних устройств (часы, тонометр, глюкометр, портативный регистратор ЭКГ и т.д.), мобильный телефон является средством коммуникации «врач–пациент» и позволяет различными способами осуществлять это взаимодействие. Наибольшее распространение получили различные приложения для удаленного наблюдения пациентов, которые позволяют пациентам вести дневник здоровья, контролировать прием лекарств, предоставляют обучающие материалы и персонализированные рекомендации. ДМ пациентов с применением технологий мобильного здравоохранения доказал свою эффективность в целом ряде исследований. В серии работ было продемонстрировано достижение контроля АД как с использованием тонометров, передающих данные врачу, так и с применением приложений для самоконтроля и обучения пациен-

тов [26, 27]. Совершенствуется наблюдение пациентов с ишемической болезнью сердца (ИБС) с целью предотвращения повторных СС событий [28].

Наибольшие успехи достигнуты в отношении наблюдения пациентов с ХСН. В последних рекомендациях Европейского общества кардиологов (ESC) подчеркивается важность программ ДМ при лечении ХСН, с уровнем доказательности IIb [29]. Это стало возможным благодаря разработке инновационных технологий, включая имплантируемые устройства, носимые гаджеты, мобильные приложения и системы для сбора данных о физиологических параметрах [30]. Основная цель этих технологий – раннее выявление признаков декомпенсации ХСН, что позволяет своевременно корректировать терапию и предотвращать ухудшение состояния пациентов.

Среди имплантируемых устройств ключевую роль играют датчики давления в легочной артерии (ЛА). Давление в ЛА оказалось клинически значимым гемодинамическим параметром, связанным с внутрисердечным давлением наполнения, при этом терапия под контролем давления в ЛА продемонстрировала стабильные результаты в снижении госпитализаций по поводу декомпенсации ХСН. Исследования CHAMPION и GUIDE-HF и несколько других также подтвердили возможность уменьшения количества госпитализаций по причине ХСН с помощью системы CardioMEMS HF [31].

Однако применение имплантируемых устройств ограничено инвазивностью процедуры и крайне высокой стоимостью. Поэтому появляется все больше работ, посвященных применению мобильных приложений для самоконтроля пациентов и различных платформ для удаленного наблюдения пациентов с ХСН. Клиническая эффективность такого наблюдения была показана в крупном рандомизированном клиническом исследовании (РКИ), включившем более 18 000 пациентов, TELESAT-HF. Исследование показало, что обучение пациентов и наблюдение при помощи платформы Satelia® Cardio приводило к снижению смертности на 36,0% по сравнению с теми, кто получал стандартную медицинскую помощь [32].

Чат-боты – небольшие программы, встроенные в мессенджеры и работающие по принципу «вопрос – ответ», нашли широкое применение во всех сферах. Это удобная альтернативная форма ДМ, которая позволяет задавать пациенту вопросы ежедневно, посредством привычного и ежедневно используемого приложения, что способствует повышению приверженности пациентов к лечению (рис. 3).

Наши собственные исследования подтверждают эффективность такого формата удаленного наблюдения в отношении как улучшения качества жизни, так и уменьшения количества повторных госпитализаций [33]. По-

Рисунок 3. Применение ИИ в системе удаленного наблюдения



ИИ – искусственный интеллект; ЧСС – частота сердечных сокращений; ПХТ – полихимиотерапия

лученные нами результаты позволили предположить, что чат-бот можно использовать не только для раннего выявления признаков декомпенсации ХСН, но и для более безопасной титрации терапии. Мы инициировали исследование BOT-IMPROVE-HF (Contribution of Digital Remote Monitoring to Improving the Effectiveness of Treatment in Patients with Chronic Heart Failure with Reduced Ejection Fraction), которое продемонстрировало высокую эффективность применения чат-бота для быстрой оптимизации рекомендованной терапии для лечения ХСНнФВ в течение 6 недель после выписки из стационара и значительное преимущество стратегии по сравнению со стандартным наблюдением.

Таким образом, цифровые технологии позволяют значительно улучшить прогноз и качество жизни пациентов с ССЗ. Низкая цифровая грамотность среди пациентов, особенно пожилых и людей с ограниченным доступом к технологиям, представляет собой серьезное препятствие для широкого внедрения систем удаленного наблюдения. Эта проблема затрагивает как использование мобильных приложений, так и взаимодействие с носимой электроникой, приложениями и другими цифровыми инструментами.

Для устранения этой проблемы могут использоваться принципиально новые подходы с использованием голосовых роботических помощников, основанные на технологиях ИИ – обработке естественного языка (Natural Language Processing, NLP). NLP позволяет машинам понимать, интерпретировать и генерировать текст или речь, что делает ее ключевой техноло-

гией для голосовых помощников, таких как Siri, Alexa, Google Assistant и других. Звук, как один из наиболее естественных сигналов человеческого общения, содержит много информации. В формировании голоса участвуют несколько анатомических структур, включая верхние дыхательные пути, голосовые связки, легкие. Сообщество специалистов по обработке речи и звука изучило потенциал аудиоданных для широкого спектра отраслевых применений, в частности, для виртуальных помощников с автоматическим распознаванием речи. В последнее время аудио также анализируется в контексте способа связи для мобильного здравоохранения. Голосовые устройства, такие как Amazon Alexa, Google Assistant и Apple Siri, могут быть интегрированы с системами удаленного мониторинга здоровья (Remote Patient Monitoring, RPM) для сбора и анализа информации о симптомах и данных о соблюдении режима приема лекарств [34]. Кроме того, голосовые системы способны анализировать изменения в голосе пациента, которые могут указывать на скрытые проблемы со здоровьем. Например, незначительные изменения в речевых моделях, такие как замедление речи, изменение тона или нечеткость произношения, могут быть ранними признаками неврологических заболеваний, таких как болезнь Паркинсона или когнитивные нарушения, включая деменцию. Текущие исследования показали потенциал анализа голоса для выявления признаков декомпенсации ХСН. J.D. S. Sara и соавт. показали, что у пациентов с ХСН существует связь между инвазивно измеренными показателями легочной гипертензии

и линейной комбинацией 223 акустических характеристик, извлеченных с помощью приложения «Vocalis Health» [35]. В дальнейшем применение МО помогло усовершенствовать интерпретацию голосовых сигналов и предсказать наличие декомпенсации у пациентов с ХСН [36].

Таким образом, ДМ с применением роботических помощников и ИИ представляется перспективным решением. Мы предложили новый формат взаимодействия между врачом и пациентом с использованием телефонных звонков, осуществляемых голосовым помощником. Этот подход был разработан на базе кафедры госпитальной терапии № 1 Сеченовского Университета совместно с ПАО «ВымпелКом». Он предполагает дистанционный мониторинг пациентов с помощью речевых технологий виртуального оператора и VI-системы на основе ИИ. Данный метод предлагает перспективное решение существующих проблем, автоматизируя сбор данных о состоянии здоровья пациентов и обеспечивая непрерывный мониторинг. Использование голосовой коммуникации вместо ручного ввода данных (например, печатания текста) является более привычным и удобным для большинства пациентов в возрасте 65 лет и старше. В рамках апробации этого подхода инициировано исследование ДИАЛОГ (Дистанционный многоканальный мониторинг пациентов с хроническими заболеваниями с использованием речевых технологий на основе ИИ), целью которого является проверка эффективности ДМ с применением голосового помощника в отношении контроля течения различных ССЗ.

Расширение охвата и контроля за состоянием пациентов открывает новые возможности для научных исследований, позволяя изучать эффективность терапии и долгосрочные результаты заболеваний благодаря анализу больших массивов данных. При широком внедрении таких систем можно ожидать улучшения макроэкономической ситуации за счет снижения затрат на лечение пациентов, а также повышения точности статистических данных о заболеваемости, смертности и продолжительности жизни.

Несмотря на большие перспективы существует ряд проблем, включая вопросы конфиденциальности данных, регуляторные барьеры и необходимость обеспечения совместимости между устройствами и электронными медицинскими записями, а также нехватка РКИ.

Будущие исследования должны быть сосредоточены на ИИ с технологиями ДМ для улучшения прогностической аналитики и персонализации лечения. Также необходимы крупномасштабные исследования для оценки долгосрочного влияния технологий удаленного наблюдения на СС исходы и затраты на здравоохранение. Возможно, что итогом всего этого станет появление единых стандар-

тов удаленного наблюдения за пациентами с ССЗ, основанных на применении всего разнообразия доступных технологий и методов и подборе самого оптимального из них в зависимости от характеристик пациента, его заболеваний и предпочтений.

ИИ в фенотипировании пациентов

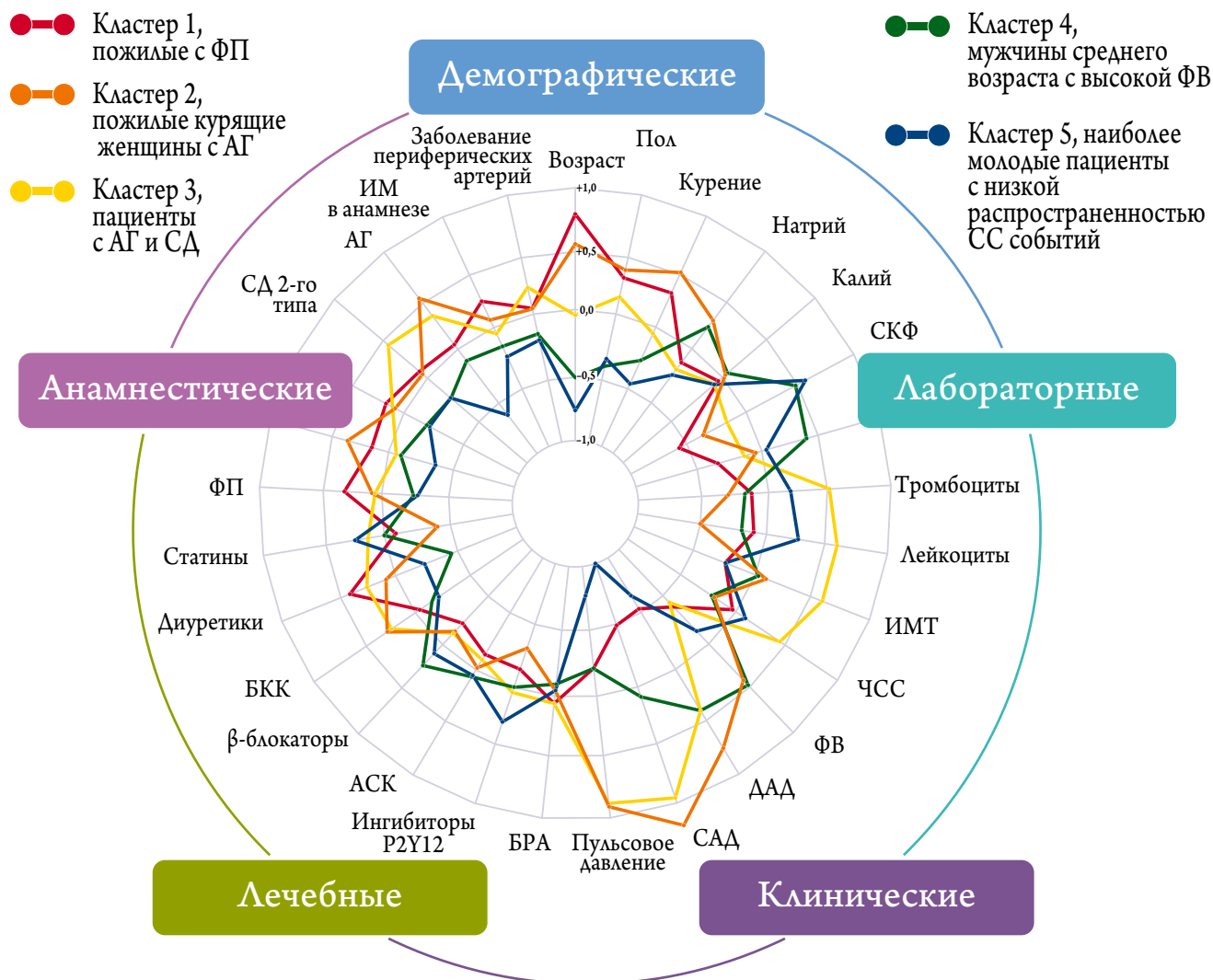
Кластеризация на основе МО может обеспечить беспристрастное разделение подгрупп пациентов со сходными характеристиками и исходами в популяциях с неоднородными основными характеристиками. Этот подход ранее использовался в исследованиях ССЗ для изучения популяций с хорошо известной гетерогенностью, таких как пациенты с ХСН с сохраненной ФВ ЛЖ [37] или другие когорты населения [38]. В результате кластеризации с помощью машинного обучения можно создать подгруппы пациентов с различными клиническими характеристиками и исходами, что позволит разработать более персонализированные и эффективные стратегии лечения ССЗ.

Так, в исследование L. Monzo и соавт. [39] был включен 8 591 пациент, в том числе 1959 пациентов из исследования CAPRICORN и 6 632 пациента из исследования EPHEsus. Все пациенты имели ХСН и ФВ ишемической этиологии. Обе популяции были довольно похожи по основным клиническим и демографическим характеристикам, хотя в когорте EPHEsus отмечался более высокий процент сопутствующих заболеваний, таких как АГ, СД и ФП.

Кластерный анализ выявил 5 клинически значимых групп с различными фенотипами (рис. 4, адаптировано по [39]):

- Кластер 1 (n=2 161) был наиболее крупным и включал пожилых пациентов (73 года [68; 78]) с более высокой распространенностью ФП (22%) и бремени событий (предшествующие мозговые инсульты – 40%; цереброваскулярные катастрофы – 14%), а также низким уровнем ФВЛЖ;
- Кластер 2 (n=1376) также включал пожилых пациентов (71 год [65; 76]), с преобладанием женщин (46%), с привычкой курить (64%) и АГ (85%), что ассоциировалось с относительно высоким показателем ФВЛЖ;
- Кластер 3 (n=1157) включал пациентов с большей распространенностью СД (50%), АГ (77%) и заболеваниями периферических артерий (19%);
- Кластер 4 (n=2073) включал преимущественно мужчин среднего возраста (58 лет [51; 65]) с относительно высоким показателем ФВЛЖ (89%);
- Кластер 5 (n=1824) включал наиболее молодых пациентов (55 лет [48; 61]) с более низким уровнем АД, а также меньшей распространенностью предыдущих событий, связанных с ХСН (инфаркт миокарда в анамнезе – 18%; нарушение мозгового кровообращения – 3,1%).

Рисунок 4. Фенотипирование пациентов с ХСН с применением ИИ



ИМ – инфаркт миокарда; АГ – артериальная гипертензия; АСК – ацетилсалициловая кислота; СД – сахарный диабет; ФП – фибрилляция предсердий; БМК – блокаторы кальциевых каналов; БРА – блокаторы рецепторов ангиотензина II; САД – систолическое артериальное давление; ДАД – диастолическое артериальное давление; ФВ – фракция выброса; ЧСС – частота сердечных сокращений; ИМТ – индекс массы тела; СКФ – скорость клубочковой фильтрации.

Средняя продолжительность наблюдения составила 16 мес [12; 20]. За это время 1299 (15%) пациентов умерли, 2014 (15%) пациентов перенесли госпитализацию по поводу ФП или скончались от всех причин, 3909 (46%) пациентов госпитализировались по поводу ХСН или умерли от всех причин.

Пациенты с характеристиками кластера 1 имели значительно более высокий риск развития ряда неблагоприятных событий, включая госпитализацию в связи с ФП, декомпенсацией ХСН или смерть от всех причин (отношение рисков – ОР 2,89, 95% ДИ 2,45–3,41; $p < 0,001$), госпитализацию в связи с декомпенсацией ХСН или смерть от всех причин (ОР 1,74, 95% ДИ 1,56–1,93; $p < 0,001$) и МАСЕ (ОР 2,02, 95% ДИ 1,71–2,39; $p < 0,001$).

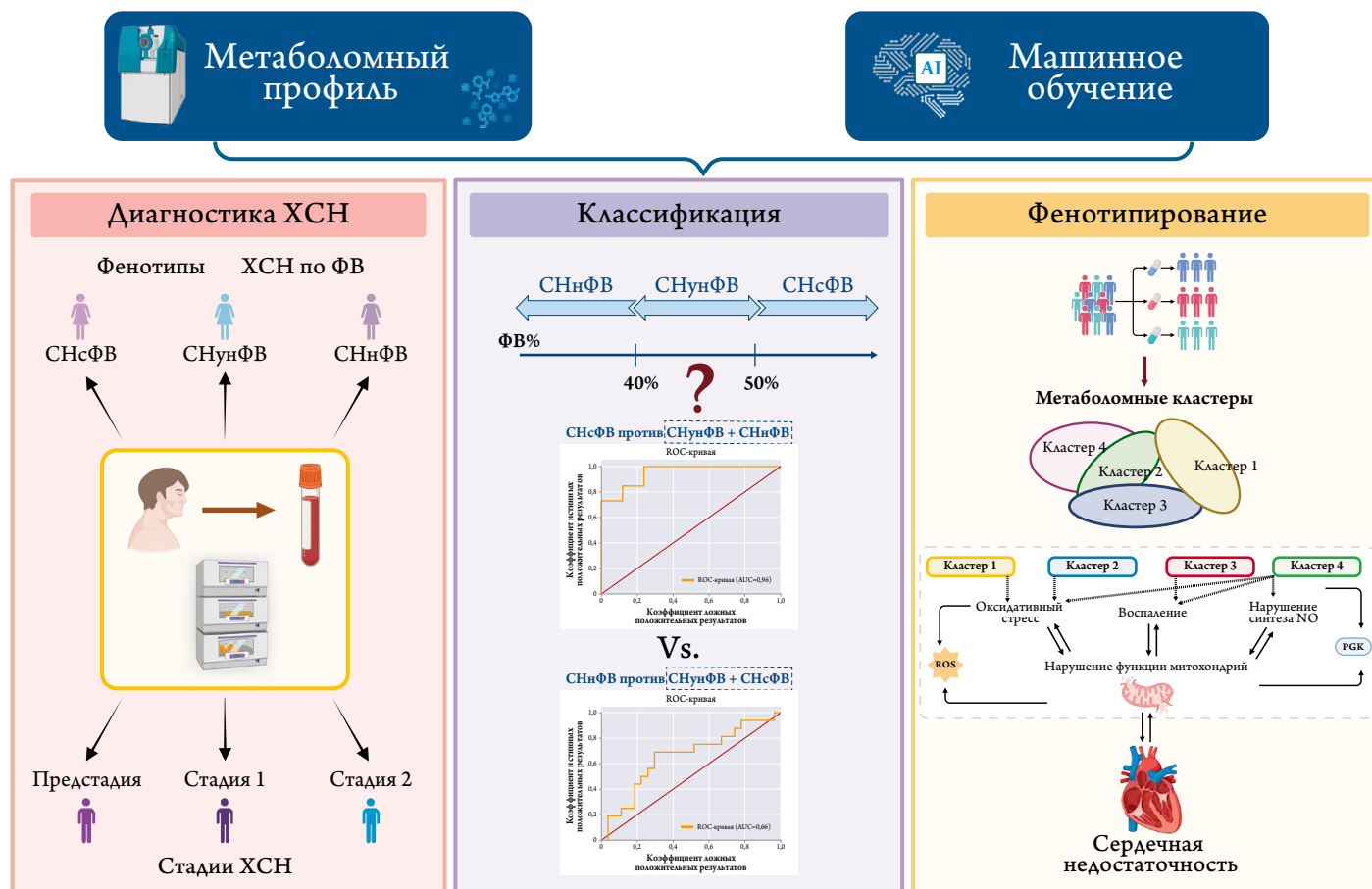
Самый низкий риск наблюдался у пациентов кластеров 2 и 4. У пациентов, относящихся к кластеру 5, был

выявлен промежуточный риск СС осложнений. Эта закономерность, при которой кластер 1 имеет самый высокий риск, а кластеры 2 и 4 – самый низкий, также прослеживалась и в отношении количества повторных госпитализаций по поводу декомпенсации ХСН.

Таким образом, проведенная авторами кластеризация существенно улучшила определение прогноза у больных с ХСН ишемической этиологии как по риску повторных госпитализаций, так и по развитию фатальных осложнений.

Наши собственные данные [40] демонстрируют возможности применения МО на основе целевого метаболомного профилирования не только для диагностики ССЗ, но и для фенотипирования заболевания и демонстрируют потенциал ИИ для определения фенотипов по стадии ХСН и по ФВАЖ, что позволяет проводить

Рисунок 5. Машинное обучение для интерпретации метаболомных данных



ХСН – хроническая сердечная недостаточность; ФВ – фракция выброса; СНсФВ – сердечная недостаточность с сохраненной фракцией выброса; СНунФВ – сердечная недостаточность с умеренно сниженной фракцией выброса; СНнФВ – сердечная недостаточность со сниженной фракцией выброса.

клинически значимые для персонализированной медицины исследования (рис. 5, адаптировано по [40]).

Использование технологий искусственного интеллекта в кардиоонкологической практике

Высокая частота развития широкого спектра неблагоприятных СС событий вследствие противоопухолевой терапии способствовала появлению кардиоонкологии как крайне актуального междисциплинарного научного и клинического направления. Современные стратегии стратификации риска развития кардиоваскулотоксичности (КВТ) требуют усовершенствования для анализа большого объема клинических и лабораторно-инструментальных характеристик кардиоонкологических пациентов. В связи с этим технологии ИИ, МО, которые решают сложные проблемы выявления закономерностей между множественными переменными, все чаще используются в кардиоонкологических исследованиях для определения прогноза развития КВТ противоопухолевой терапии.

За последнее десятилетие достигнуты значительные успехи в применении ИИ для анализа параметров ин-

струментальных методов (ЭКГ, эхокардиография, компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ)) для выявления ранних признаков или будущего СС риска в кардиологии в целом. Анализ исследований в кардиоонкологии показал, что оценка инструментальных изображений с помощью ИИ может точно, надежно и недорого идентифицировать и количественно оценить риск КВТ, что открывает новые профилактические и терапевтические возможности для онкологических пациентов [41, 42]. Использование ИИ не только повышает точность определения рекомендованных инструментальных маркеров (ФВЛЖ, глобальная продольная деформация), но и способствует выявлению других параметров визуализации, высоко коррелирующих с развитием КВТ [43]. Исследователи из США представили результаты проспективного одноцентрового исследования 2014–2018 гг. (рак молочной железы, запланированная терапия антрациклинами, медиана наблюдения 30 мес): разработана прогностическая модель дифференциации пациенток с высоким риском развития КВТ (сердечная дисфункция, связанная с терапией рака, симп-

томатическая ХСНнФВ) на основании использования машинного обучения. Основными детерминантами развития исследуемых осложнений КВТ являлись: использование трастузумаба, АГ, доза антрациклинов. Разработанная модель прогнозирования с помощью ИИ имела высокое прогностическое значение (площадь под кривой AUC 0,81) [44].

В 2023 г. китайские ученые опубликовали систематический обзор 33 исследований, продемонстрировавших диагностическую и прогностическую значимость использования различных подходов (глубокое МО, искусственные нейронные сети, случайный лес) в отношении развития КВТ противоопухолевой терапии (поражение миокарда, сосудов, электрофизиологическая нестабильность, автономная дисфункция). Более того, авторы обсуждали вопросы унифицирования кардиоонкологических подходов с поправкой на пол и расовые различия пациентов с помощью технологий ИИ [45].

Американские исследователи в 2024 г. опубликовали сообщение о создании мультимодальной системы ИИ «CardioAI», которая объединяет обработку данных с носимых устройств и голосовых помощников для непрерывного мониторинга и прогнозирования развития бессимптомной КВТ. Подобный подход обеспечивает поддержку принятия клинических решений, снижает информационную перегрузку, способствует оптимизации стандартной кардиоонкологической практики [46].

Использование технологий ИИ для прогнозирования риска развития и мониторинга КВТ чрезвычайно актуально для значимого улучшения ведения данной когорты пациентов. Последние достижения в области ИИ для анализа клинических, лабораторных данных, изображений способствуют стандартизации кардиоонкологических протоколов, уменьшают влияние человеческого фактора. Благодаря лучшему выявлению групп риска или пациентов с ранними признаками КВТ клиническая кардиоонкологическая помощь может стать персонифицированной для улучшения СС и онкологических исходов.

ИИ в омиксном анализе

Омиксные данные представляют огромную ценность для понимания молекулярных механизмов, лежащих в основе патогенеза различных заболеваний, а также открывают перспективы для разработки моделей прогнозирования течения заболевания и предсказания эффективности лекарственной терапии. Тем не менее высокая сложность и значительный объем таких данных создают серьезный вызов для получения информации и интерпретации результатов анализа.

Внедрение методов ИИ произвело революцию в интерпретации результатов омиксного анализа. По сути,

именно применение ИИ, включая МО и ГО, позволило перейти от описательных методик к разработке новых диагностических подходов, предсказательных моделей и лекарственных средств. МО фокусируется на разработке алгоритмов и статистических моделей, которые позволяют компьютерам выполнять задачи без явного программирования. Классические методы МО, такие как случайный лес, метод опорных векторов и логистическая регрессия, сыграли важную роль в анализе данных о геноме, протеоме и метаболоме [47–49].

ГО, способное автоматически изучать иерархические представления на основе необработанных данных и выявлять сложные зависимости в наборах данных, даже при работе с зашумленными и многомерными данными, кардинально изменило подход к анализу омиксных данных. Более того, технология ГО позволяет работать с небольшими выборками, что является постоянной проблемой при генетическом профилировании небольших популяций и редких заболеваний [50].

С появлением секвенирования нового поколения (англ. *next generation sequencing*, NGS) открытие новых взаимосвязей и оценка генетической неоднородности у разных пациентов стали более доступными [51]. Повышение доступности секвенирования ДНК и генотипирования способствовало смещению фокуса на изучение распространенных сложных заболеваний. Эти заболевания не характеризуются мутацией одного гена, приводящей к значительным изменениям в фенотипе, но обусловлены совокупным воздействием многих локусов. Это послужило основой развития такого научного направления, как полногеномный поиск ассоциаций (англ. *genome-wide association studies*, GWAS) – исследования ассоциаций между геномными вариантами и фенотипическими признаками. GWAS сегодня широко используется для выявления факторов риска развития заболевания [52]. Крупнейшее GWAS-исследование (16 923 участника биобанка Великобритании) изучило генетическую основу фенотипов изменения структуры сердца, выявленных с помощью МРТ, ассоциированных с развитием ХСН. В ходе исследования было обнаружено 14 генетических локусов, связанных с риском развития ХСН [53]. ГО привело к усовершенствованию методики GWAS. Так использование ИИ позволило идентифицировать 12 независимых локусов, ассоциированных с индексом массы миокарда ЛЖ у 50 000 человек, и определить несколько генов-кандидатов, связанных с повышенным риском внезапной сердечной смерти и дилатационной кардиомиопатии [54]. Другое исследование показало возможности применения сверточных нейронных сетей для анализа генетических данных с целью прогнозирования ФП [55].

Метаболомика, как одна из разновидностей омиксных наук, позволяет дать функциональную оценку клеточной

активности. Метабомика показала большой потенциал в разработке метаболитных биомаркеров для диагностики, прогнозирования и мониторинга заболеваний [56].

Сложная структура метаболических путей, взаимосвязь метаболических процессов и зависимость изменения концентрации одних метаболитов от концентрации других требуют сложных подходов к анализу данных. ИИ продемонстрировал превосходные возможности в распознавании скрытых закономерностей, которые и делают его исключительно подходящим для анализа метаболомных данных. Действительно, инновационные алгоритмы ИИ были созданы для обработки необработанных масс-спектрометрических данных, обнаружения пиков хроматограммы, идентификации метаболитов, обнаружения биомаркеров, построения прогностических моделей, конструирования путей и других задач, которые бросают вызов традиционным статистическим подходам [57].

Так, было установлено, что модели МО могут использоваться для прогнозирования риска серьезных неблагоприятных СС и цереброваскулярных событий у пациентов с инфарктом миокарда в анамнезе и диагнозом стабильной ИБС [58].

Объединение различных омических данных позволяет исследователям получить более полное представление о биологических системах. Здесь важную роль играют методы ИИ, которые помогают эффективно работать с высокой размерностью и разнородностью мультиомических данных. Примером может служить недавно разработанная платформа Molecular Twin, основанная на ИИ. Она интегрирует мультиомические данные и уже доказала свою эффективность в прогнозировании исходов у пациентов с аденокарциномой поджелудочной железы [59]. Такой подход не только

выявляет скрытые закономерности, но и значительно улучшает возможности прогнозирования исходов заболевания, что способствует внедрению персонализированной медицины.

Однако несмотря на прогресс, достигнутый ИИ в области геномики, транскриптомики и метаболомики, остается ряд нерешенных вопросов. Прозрачный и объяснимый алгоритм ИИ имеет важное значение для его конечного клинического применения. Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов (FDA) 15 марта 2024 г. опубликовало доклад «Искусственный интеллект и медицинские продукты: как CBER, CDER, CDRH и OCP работают вместе», который представляет собой скоординированный подход FDA к ИИ. Этот документ призван дополнить «Программное обеспечение AI/ML как план действий по медицинским устройствам» и представляет собой обязательство между Центром оценки и исследований биологических препаратов FDA (CBER), Центром оценки и исследований лекарственных средств (CDER), Центром устройств и радиологического здоровья (CDRH) и Офисом комбинированных продуктов (OCP) для обеспечения согласования и обмена знаниями, применимыми к ИИ в медицинских продуктах в более широком смысле.

Таким образом, настоящие исследования направлены на то, чтобы в будущем сделать возможным омический анализ данных в режиме реального времени в клинических условиях. Для достижения этого крайнюю актуальность приобретает междисциплинарное сотрудничество, которое может помочь преодолеть трудности при разработке и применении технологий ИИ и достичь персонализированной медицины за счет выводов из передовых инструментов анализа данных.

Рисунок 6. Искусственный интеллект в определении структуры атеросклеротической бляшки



ИБС – ишемическая болезнь сердца.

Искусственный интеллект и визуализация атеросклеротической бляшки

В настоящее время ИИ уже начал применяться для детального анализа изображений, получаемых при рентгеновской КТ. Весьма перспективным является его использование для детального анализа изображения атеросклеротической бляшки (АСБ) в коронарном сосуде (рис. 6, адаптировано по [60]). Он позволяет в автоматическом режиме проводить структурный и количественный анализ компонентов АСБ, в результате чего можно разделить бляшки на кальцифицированные, с жидким липидным ядром, фиброзированные, с наложением тромба и т. д. Данная классификация АСБ может быть достигнута как с помощью методов ГО, так и путем применения более структурированных методов извлечения данных, таких как «текстурная радиомика». Действительно, с ее помощью мы можем из выделенного объема изображения получить полезную информацию о структуре АСБ, а методики МО используют эти данные для дальнейшего распознавания и анализа интересующего нас изображения.

Но достаточно ли знать только структурные характеристики АСБ, чтобы обеспечить надежное прогнозирование риска развития острого коронарного синдрома? Например, структурные характеристики АСБ не дают представления о выраженности процессов воспаления в сосудистой стенке и в самой бляшке. Поэтому очень важно иметь инструментальные данные, которые позволят точно выявлять воспаленные изменения сосудистой стенки и бляшки на томографических изображениях и учитывать это при определении абсолютного риска пациента.

Недавно было показано, что периваскулярная жировая ткань изменяет свою биологию и структуру в результате сосудистого воспаления, что приводит к соответствующим изменениям в ее структуре (увеличение соотношения вода/липиды и уменьшение размера адипоцитов вблизи бляшки) [61]. Поскольку жировая ткань и фазы вода/липиды могут быть обнаружены с помощью КТ, изменения в структуре периваскулярной жировой ткани в результате сосудистого воспаления могут быть количественно определены благодаря пост-обработке КТ-изображений с помощью ИИ. Визуализируемым биомаркером является так называемый индекс затухания жира. Он дает информацию о наличии воспалительной реакции в интересующем нас участке коронарного сосуда. Этот показатель может помочь надежно различать стабильные и нестабильные АСБ у пациентов с острым коронарным синдромом [61] и может быть использован для выявления пациентов с риском развития инфаркта миокарда [62].

ИИ, виртуальная и дополненная реальность

Хотя гарнитур смешанной реальности еще не получили широкого распространения, они уже способны пе-

реносить цифровые медицинские данные на электронные носители. Например, 2D- и 3D-изображения, полученные при коронарной ангиографии и КТ сердца, можно перенести на операционное поле с помощью дополненной реальности [63]. Кроме того, гарнитур смешанной реальности с онлайн-подключением могут обеспечить дистанционную помощь специалиста-консультанта во время кардиологических процедур в режиме реального времени [64]. Хотя многие из этих технологий еще находятся в стадии разработки, смешанная реальность имеет потенциал для совершенствования качества вмешательств на сердце и сосудах путем стандартизации процедур в лечебных учреждениях, независимо от их географического положения.

Использование ИИ в проведении клинических исследований в кардиологии

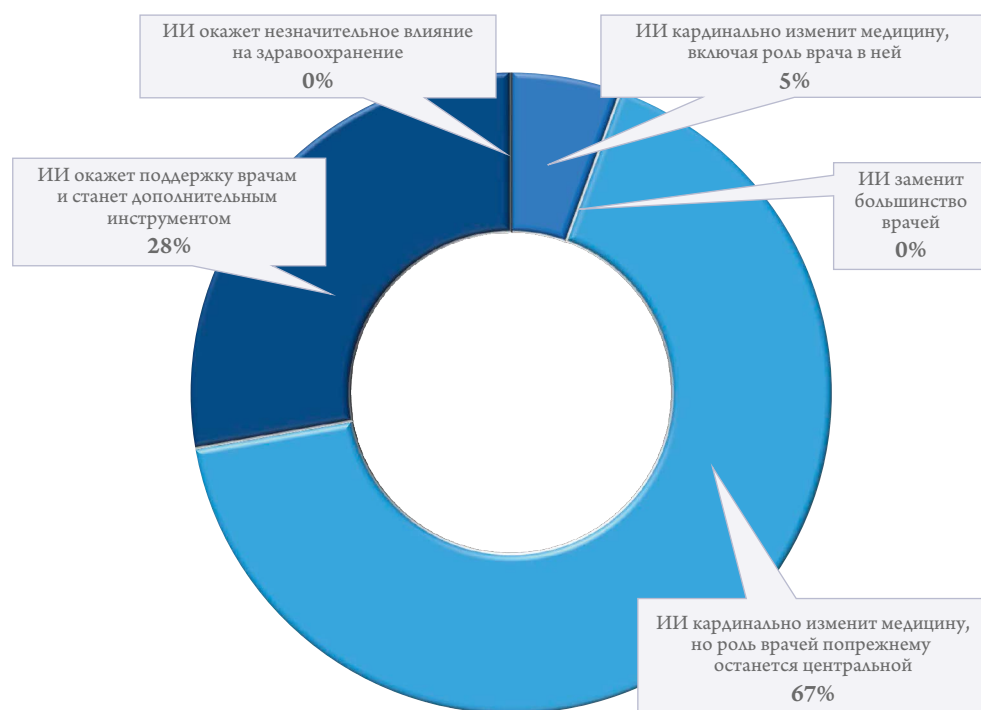
Традиционно решение вопроса о соответствии пациента требованиям конкретного клинического исследования – трудоемкий процесс. Достижения в области ИИ могут ускорить его, осуществляя автоматический просмотр больших объемов текста из электронных медицинских карт. Так в исследовании COPLOT-HF специалисты с использованием ИИ разработали систему RECTIFIER для определения соответствия критериям включения пациентов в исследование и исключения [65]. Был проведен сравнительный анализ результатов решения врачей-исследователей и анализа данных системой RECTIFIER по соответствию пациентов 13 критериям включения в исследование. Было выявлено тесное совпадение полученных результатов: система RECTIFIER показала точность 97,9–100%, у врачей-исследователей результаты составили 91,7–100%.

ИИ изменит здравоохранение, а роль врача останется центральной?

Организация экономического сотрудничества и развития (OECD) – международная организация, целью которой является популяризация новых знаний и технологий в различных областях человеческой деятельности, провела в 2024 г. опрос, анализирующий взгляды врачей и медицинских ассоциаций на интеграцию инструментов ИИ в медицинскую практику. В опросе приняли участие 18 медицинских ассоциаций, представляющих страны Северной и Южной Америки, Азиатско-Тихоокеанского региона, Европы, Ближнего Востока, Северной и Южной Африки [4].

Цель исследования – изучить точку зрения медицинских работников на современное состояние и будущее развитие ИИ. Исследование проводилось с помощью комплексной анкеты, распространенной Всемирной медицинской ассоциацией (ВМА) по поручению OECD. Исследование дополнили выборочные интервью с медицинскими работниками и экспертами в области ИИ.

Рисунок 7. Результаты опроса мнения врачей об интеграции ИИ в медицинскую практику



ИИ – искусственный интеллект

Подавляющее большинство врачей выражают уверенность в том, что их профессия не будет заменена инструментами ИИ [4]. Один из вопросов анкеты касался их представлений об ИИ в медицине на ближайшие 10 лет. Две трети респондентов выбрали утверждение: «ИИ кардинально изменит медицину, но роль врачей останется главной». Респонденты также полностью согласны с мнением, что приложения ИИ расширят возможности врачей, предоставив им больше инструментов. Важно отметить, что ни одна из медицинских ассоциаций не считает, что «ИИ заменит большинство врачей в сфере здравоохранения». Кроме того, ни одна из них не считает, что «ИИ окажет незначительное влияние на здравоохранение» (рис. 7, адаптировано по [4]). Эти убеждения разделялись в разных странах и на разных континентах, где существуют различные уровни осведомленности об ИИ, его интеграции и использования в медицинских целях [4].

Несмотря на твердую уверенность в том, что инструменты ИИ окажут поддержку медицинским работникам,

уровень и степень поддержки этих инноваций еще предстоит определить из-за относительно ранних стадий их внедрения и интеграции в глобальном масштабе [4]. Две трети опрошенных медицинских ассоциаций не согласны с утверждением, что «инструменты ИИ в здравоохранении являются основным решением проблемы нехватки медицинских кадров». Конечно, более быстрая интеграция ИИ в настоящее время происходит в более широких масштабах в странах с высоким уровнем экономического развития, имеющих достаточную цифровую инфраструктуру, финансирование и нормативно-правовую базу для поддержки использования ИИ в здраво-

охранении, но процесс все более ускоряется и в странах со средним и даже низким уровнем развития экономики.

Заключение

Таким образом, использование искусственного интеллекта в медицинской практике, в частности, в кардиологии – это уже свершившийся факт. Нам предстоит большая и очень интересная работа по правильному применению этого уникального инструмента, способного кардинально повысить наши возможности по принятию клинических решений, диагностике, профилактике и лечению больных с сердечно-сосудистыми заболеваниями.

Финансирование

Источники финансирования отсутствуют.

Конфликт интересов не заявлен.

Статья поступила 22.01.2025

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Morley J, Murphy L, Mishra A, Joshi I, Karpathakis K. Governing Data and Artificial Intelligence for Health Care: Developing an International Understanding. JMIR Formative Research. 2022;6(1):e31623. DOI: 10.2196/31623
- Vandenbroucke F, Michel M, Ackerman N, Briganti G. L'adoption de l'Intelligence Artificielle dans les hôpitaux en Belgique. Barometer. 2022. 26p. Av. at: https://www.msdconnect.be/fr/wp-content/uploads/sites/15/2022/05/FR_BarometreIA_Belgique.pdf.
- Sutton RT, Pincock D, Baumgart DC, Sadowski DC, Fedorak RN, Kroeker KI. An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success. NPJ Digital Medicine. 2020;3(1):17. DOI: 10.1038/s41746-020-0221-y
- Almyranti M, Sutherland E, Ash N, Eiszele S. Artificial Intelligence and the health workforce: Perspectives from medical associations on AI in health. OECD artificial intelligence papers. 2024;28:1–54. DOI: 10.1787/9a31d8af-en
- Hu J-R, Power JR, Zannad F, Lam CSP. Artificial intelligence and digital tools for design and execution of cardiovascular clinical trials. European Heart Journal. 2024;ehae794. [Epub ahead of print]. DOI: 10.1093/eurheartj/ehae794

6. Harmon SA, Tuncer S, Sanford T, Choyke PL, Turkbey B. Artificial intelligence at the intersection of pathology and radiology in prostate cancer. *Diagnostic and Interventional Radiology*. 2019;25(3):183–8. DOI: 10.5152/dir.2019.19125
7. Ayers JW, Poliak A, Dredze M, Leas EC, Zhu Z, Kelley JB et al. Comparing Physician and Artificial Intelligence Chatbot Responses to Patient Questions Posted to a Public Social Media Forum. *JAMA Internal Medicine*. 2023;183(6):589–96. DOI: 10.1001/jamainternmed.2023.1838
8. Singhal K, Azizi S, Tu T, Mahdavi SS, Wei J, Chung HW et al. Large language models encode clinical knowledge. *Nature*. 2023;620(7972):172–80. DOI: 10.1038/s41586-023-06291-2
9. Siontis KC, Noseworthy PA, Attia ZI, Friedman PA. Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular disease management. *Nature Reviews Cardiology*. 2021;18(7):465–78. DOI: 10.1038/s41569-020-00503-2
10. Christopoulos G, Graff-Radford J, Lopez CL, Yao X, Attia ZI, Rabinstein AA et al. Artificial Intelligence–Electrocardiography to Predict Incident Atrial Fibrillation: A Population-Based Study. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*. 2020;13(12):e009355. DOI: 10.1161/CIRCEP.120.009355
11. Attia ZI, Kapa S, Lopez-Jimenez F, McKie PM, Ladewig DJ, Satam G et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram. *Nature Medicine*. 2019;25(1):70–4. DOI: 10.1038/s41591-018-0240-2
12. Kwon J, Kim K-H, Jeon K-H, Kim HM, Kim MJ, Lim S-M et al. Development and Validation of Deep-Learning Algorithm for Electrocardiography-Based Heart Failure Identification. *Korean Circulation Journal*. 2019;49(7):629–39. DOI: 10.4070/kcj.2018.0446
13. Cho J, Lee B, Kwon J-M, Lee Y, Park H, Oh B-H et al. Artificial Intelligence Algorithm for Screening Heart Failure with Reduced Ejection Fraction Using Electrocardiography. *ASAIO Journal*. 2021;67(3):314–21. DOI: 10.1097/MAT.0000000000001218
14. Kuznetsova N.O., Sagirova Zh.N., Gubina A.Yu., Zakharov I.P., Fashafsha Z.-Z.A., Syrkina E.A. et al. A new machine-learning algorithm for assessing the left ventricular diastolic dysfunction by a single-channel ECG monitor. *Russian Journal of Cardiology and Cardiovascular Surgery*. 2022;15(5):496–500. [Russian: Кузнецова Н.О., Сагирова Ж.Н., Губина А.Ю., Захаров И.П., Фашафша З.З.А., Сыркина Е.А. и др. Новый алгоритм оценки диастолической дисфункции левого желудочка по данным одноканальной электрокардиограммы с использованием машинного обучения. *Кардиология и сердечно-сосудистая хирургия*. 2022;15(5):496–500]. DOI: 10.17116/kar-202215051496
15. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, Asirvatham SJ, Deshmukh AJ, Gersh BJ 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):861–7. DOI: 10.1016/S0140-6736(19)31721-0
16. Galloway CD, Valys AV, Shreibati JB, Treiman DL, Petterson FL, Gundotra VP et al. Development and Validation of a Deep-Learning Model to Screen for Hyperkalemia From the Electrocardiogram. *JAMA Cardiology*. 2019;4(5):428–36. DOI: 10.1001/jamacardio.2019.0640
17. Sanches CA, Silva GA, Librantz AFH, Sampaio LMM, Belan PA. Wearable Devices to Diagnose and Monitor the Progression of COVID-19 Through Heart Rate Variability Measurement: Systematic Review and Meta-Analysis. *Journal of Medical Internet Research*. 2023;25:e47112. DOI: 10.2196/47112
18. Lubitz SA, Faranesh AZ, Selvaggi C, Atlas SJ, McManus DD, Singer DE et al. Detection of Atrial Fibrillation in a Large Population Using Wearable Devices: The Fitbit Heart Study. *Circulation*. 2022;146(19):1415–24. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.122.060291
19. Kwon J, Jo Y-Y, Lee SY, Kang S, Lim S-Y, Lee MS et al. Artificial Intelligence-Enhanced Smartwatch ECG for Heart Failure-Reduced Ejection Fraction Detection by Generating 12-Lead ECG. *Diagnostics*. 2022;12(3):654. DOI: 10.3390/diagnostics12030654
20. Qian J, McDonough DJ, Gao Z. The Effectiveness of Virtual Reality Exercise on Individual's Physiological, Psychological and Rehabilitative Outcomes: A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2020;17(11):4133. DOI: 10.3390/ijerph17114133
21. Seng KP, Ang L-M, Peter E, Mmonyi A. Machine Learning and AI Technologies for Smart Wearables. *Electronics*. 2023;12(7):1509. DOI: 10.3390/electronics12071509
22. Wrzeciono A, Cieřlik B, Kiper P, Szczepańska-Gieracha J, Gajda R. Exploratory analysis of the effectiveness of virtual reality in cardiovascular rehabilitation. *Scientific Reports*. 2024;14(1):281. DOI: 10.1038/s41598-023-50788-9
23. Wu W, Dasgupta S, Ramirez EE, Peterson C, Norman GJ. Classification Accuracies of Physical Activities Using Smartphone Motion Sensors. *Journal of Medical Internet Research*. 2012;14(5):e130. DOI: 10.2196/jmir.2208
24. Bae S, Borac S, Emre Y, Wang J, Wu J, Kashyap M et al. Prospective validation of smartphone-based heart rate and respiratory rate measurement algorithms. *Communications Medicine*. 2022;2(1):40. DOI: 10.1038/s43856-022-00102-x
25. Amrulloh YA, Abeyratne UR, Swarnkar V, Herath D, Triasih R, Setyati A. HMM Based Cough Sound Analysis for Classifying Pneumonia and Asthma in Pediatric Population. V. 65. P. 852-855. [DOI: 10.1007/978-981-10-5122-7_213]. In: EMBEC & NBC 2017. - Singapore: Springer Singapore; 2018. [ISBN: 978-981-10-5121-0]
26. Morawski K, Ghazinouri R, Krumme A, Lauffenburger JC, Lu Z, Durfee E et al. Association of a Smartphone Application With Medication Adherence and Blood Pressure Control: The MedISAFE-BP Randomized Clinical Trial. *JAMA Internal Medicine*. 2018;178(6):802–9. DOI: 10.1001/jamainternmed.2018.0447
27. Petito LC, Anthony L, Peprah Y, Lee JY, Li J, Sato H et al. Blood pressure outcomes at 12 months in primary care patients prescribed remote physiological monitoring for hypertension: a prospective cohort study. *Journal of Human Hypertension*. 2023;37(12):1091–7. DOI: 10.1038/s41371-023-00850-w
28. Alshahrani NS, Hartley A, Howard J, Hajhosseiny R, Khawaja S, Seligman H et al. Randomized Trial of Remote Assessment of Patients After an Acute Coronary Syndrome. *Journal of the American College of Cardiology*. 2024;83(23):2250–9. DOI: 10.1016/j.jacc.2024.03.398
29. McDonagh TA, Metra M, Adamo M, Gardner RS, Baumbach A, Böhm M et al. 2021 ESC Guidelines for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure: Developed by the Task Force for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure of the European Society of Cardiology (ESC). With the special contribution of the Heart Failure Association (HFA) of the ESC. *European Journal of Heart Failure*. 2022;24(1):4–131. DOI: 10.1002/ehfj.2333
30. Boehmer JP, Cremer S, Abo-Auda WS, Stokes DR, Hadi A, McCann PJ et al. Impact of a Novel Wearable Sensor on Heart Failure Rehospitalization: An Open-Label Concurrent-Control Clinical Trial. *JACC: Heart Failure*. 2024;12(12):2011–22. DOI: 10.1016/j.jchf.2024.07.022
31. Lindenfeld J, Zile MR, Desai AS, Bhatt K, Ducharme A, Horstmannshof D et al. Haemodynamic-guided management of heart failure (GUIDE-HF): a randomised controlled trial. *The Lancet*. 2021;398(10304):991–1001. DOI: 10.1016/S0140-6736(21)01754-2
32. Girerd N, Barbet V, Seronde M, Benchimol H, Jagu A, Tatière J et al. Association of a remote monitoring programme with all-cause mortality and hospitalizations in patients with heart failure: National-scale, real-world evidence from a 3-year propensity score analysis of the TELESAT-HF study. *European Journal of Heart Failure*. 2025;ejhf.3563. [Epub ahead of print]. DOI: 10.1002/ehfj.3563
33. Emel'yanov A.V., Zheleznykh E.A., Kozhevnikova M.V., Zektser V.Yu., Kamalova A.É., Privalova E.V. et al. Influence of remote digital observations on quality of life, compliance, and clinical outcomes in patients with chronic heart failure. *Biomedical Engineering*. 2024;57(5):311–5. DOI: 10.1007/s10527-023-10322-7
34. Jimenez C, Saavedra E, Del Campo G, Santamaria A. Alexa-Based Voice Assistant for Smart Home Applications. *IEEE Potentials*. 2021;40(4):31–8. DOI: 10.1109/MPOT.2020.3002526
35. Sara JDS, Maor E, Borlaug B, Lewis BR, Orbelo D, Lerman LO et al. Non-invasive vocal biomarker is associated with pulmonary hyper-

- tension. *PLOS ONE*. 2020;15(4):e0231441. DOI: 10.1371/journal.pone.0231441
36. Murton OM, Dec GW, Hillman RE, Majmudar MD, Steiner J, Guttag JV et al. Acoustic Voice and Speech Biomarkers of Treatment Status during Hospitalization for Acute Decompensated Heart Failure. *Applied Sciences*. 2023;13(3):1827. DOI: 10.3390/app13031827
37. Shah SJ, Katz DH, Selvaraj S, Burke MA, Yancy CW, Gheorghiadu M et al. Phenomapping for Novel Classification of Heart Failure With Preserved Ejection Fraction. *Circulation*. 2015;131(3):269–79. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.114.010637
38. Kobayashi M, Huttin O, Magnusson M, Ferreira JP, Bozec E, Hubby A-C et al. Machine Learning-Derived Echocardiographic Phenotypes Predict Heart Failure Incidence in Asymptomatic Individuals. *JACC: Cardiovascular Imaging*. 2022;15(2):193–208. DOI: 10.1016/j.jcmg.2021.07.004
39. Monzo L, Bresso E, Dickstein K, Pitt B, Cleland JGF, Anker SD et al. Machine learning approach to identify phenotypes in patients with ischaemic heart failure with reduced ejection fraction. *European Journal of Heart Failure*. 2024;ejhf.3547. [Epub ahead of print]. DOI: 10.1002/ehf.3547
40. Kozhevnikova MV, Belenkov YN, Shestakova KM, Ageev AA, Markin PA, Kakotkina AV et al. Metabolomic profile for understanding heart failure classifications. *BioRxiv*. 2024. [Preprint. DOI: 10.1101/2024.11.13.623517]
41. Madan N, Lucas J, Akhter N, Collier P, Cheng F, Guha A et al. Artificial intelligence and imaging: Opportunities in cardio-oncology. *American Heart Journal Plus: Cardiology Research and Practice*. 2022;15:100126. DOI: 10.1016/j.ahjo.2022.100126
42. Martinez DS-L, Noseworthy PA, Akbilgic O, Herrmann J, Ruddy KJ, Hamid A et al. Artificial intelligence opportunities in cardio-oncology: Overview with spotlight on electrocardiography. *American Heart Journal Plus: Cardiology Research and Practice*. 2022;15:100129. DOI: 10.1016/j.ahjo.2022.100129
43. Chen H, Ouyang D, Baykaner T, Jamal F, Cheng P, Rhee J-W. Artificial intelligence applications in cardio-oncology: Leveraging high dimensional cardiovascular data. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*. 2022;9:941148. DOI: 10.3389/fcvm.2022.941148
44. Chang W-T, Liu C-F, Feng Y-H, Liao C-T, Wang J-J, Chen Z-C et al. An artificial intelligence approach for predicting cardiotoxicity in breast cancer patients receiving anthracycline. *Archives of Toxicology*. 2022;96(10):2731–7. DOI: 10.1007/s00204-022-03341-y
45. Zheng Y, Chen Z, Huang S, Zhang N, Wang Y, Hong S et al. Machine Learning in Cardio-Oncology: New Insights from an Emerging Discipline. *Reviews in Cardiovascular Medicine*. 2023;24(10):296. DOI: 10.31083/j.rcm2410296
46. Wu S, Cao W, Fu S, Yao B, Yang Z, Yin C et al. CardioAI: A Multimodal AI-based System to Support Symptom Monitoring and Risk Detection of Cancer Treatment-Induced Cardiotoxicity. *ArXiv*. 2024. [Preprint. DOI: 10.48550/ARXIV.2410.04592]
47. Goecks J, Jalili V, Heiser LM, Gray JW. How Machine Learning Will Transform Biomedicine. *Cell*. 2020;181(1):92–101. DOI: 10.1016/j.cell.2020.03.022
48. Varoquaux G, Cheplygina V. Machine learning for medical imaging: methodological failures and recommendations for the future. *NPJ Digital Medicine*. 2022;5(1):48. DOI: 10.1038/s41746-022-00592-y
49. Barberis E, Khoso S, Sica A, Falasca M, Gennari A, Dondero F et al. Precision Medicine Approaches with Metabolomics and Artificial Intelligence. *International Journal of Molecular Sciences*. 2022;23(19):11269. DOI: 10.3390/ijms231911269
50. Sharma A, Lysenko A, Jia S, Boroevich KA, Tsunoda T. Advances in AI and machine learning for predictive medicine. *Journal of Human Genetics*. 2024;69(10):487–97. DOI: 10.1038/s10038-024-01231-y
51. Krittanawong C, Johnson KW, Choi E, Kaplan S, Venner E, Murugan M et al. Artificial Intelligence and Cardiovascular Genetics. *Life*. 2022;12(2):279. DOI: 10.3390/life12020279
52. Ni G, Zeng J, Revez JA, Wang Y, Zheng Z, Ge T et al. A Comparison of Ten Polygenic Score Methods for Psychiatric Disorders Applied Across Multiple Cohorts. *Biological Psychiatry*. 2021;90(9):611–20. DOI: 10.1016/j.biopsych.2021.04.018
53. Aung N, Vargas JD, Yang C, Cabrera CP, Warren HR, Fung K et al. Genome-Wide Analysis of Left Ventricular Image-Derived Phenotypes Identifies Fourteen Loci Associated With Cardiac Morphogenesis and Heart Failure Development. *Circulation*. 2019;140(16):1318–30. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.119.041161
54. Khurshid S, Lazarte J, Pirruccello JP, Weng L-C, Choi SH, Hall AW et al. Clinical and genetic associations of deep learning-derived cardiac magnetic resonance-based left ventricular mass. *Nature Communications*. 2023;14(1):1558. DOI: 10.1038/s41467-023-37173-w
55. Kwon O-S, Hong M, Kim T-H, Hwang I, Shim J, Choi E-K et al. Genome-wide association study-based prediction of atrial fibrillation using artificial intelligence. *Open Heart*. 2022;9(1):e001898. DOI: 10.1136/openhrt-2021-001898
56. McGranaghan P, Saxena A, Rubens M, Radenkovic J, Bach D, Schleußner L et al. Predictive value of metabolomic biomarkers for cardiovascular disease risk: a systematic review and meta-analysis. *Biomarkers*. 2020;25(2):101–11. DOI: 10.1080/1354750X.2020.1716073
57. Migdadi L, Lambert J, Telfah A, Hergenroder R, Wöhler C. Automated metabolic assignment: Semi-supervised learning in metabolic analysis employing two dimensional Nuclear Magnetic Resonance (NMR). *Computational and Structural Biotechnology Journal*. 2021;19:5047–58. DOI: 10.1016/j.csbj.2021.08.048
58. Jung S, Ahn E, Koh SB, Lee S-H, Hwang G-S. Purine metabolite-based machine learning models for risk prediction, prognosis, and diagnosis of coronary artery disease. *Biomedicine & Pharmacotherapy*. 2021;139:111621. DOI: 10.1016/j.biopha.2021.111621
59. Osipov A, Nikolic O, Gertych A, Parker S, Hendifar A, Singh P et al. The Molecular Twin artificial-intelligence platform integrates multi-omic data to predict outcomes for pancreatic adenocarcinoma patients. *Nature Cancer*. 2024;5(2):299–314. DOI: 10.1038/s43018-023-00697-7
60. Antoniadou C, Patel P, Antonopoulos AS. Using artificial intelligence to study atherosclerosis, predict risk and guide treatments in clinical practice. *European Heart Journal*. 2023;44(6):437–9. DOI: 10.1093/eurheartj/ehac751
61. Antonopoulos AS, Sanna F, Sabharwal N, Thomas S, Oikonomou EK, Herdman L et al. Detecting human coronary inflammation by imaging perivascular fat. *Science Translational Medicine*. 2017;9(398):eal2658. DOI: 10.1126/scitranslmed.aal2658
62. Oikonomou EK, Williams MC, Kotanidis CP, Desai MY, Marwan M, Antonopoulos AS et al. A novel machine learning-derived radiotranscriptomic signature of perivascular fat improves cardiac risk prediction using coronary CT angiography. *European Heart Journal*. 2019;40(43):3529–43. DOI: 10.1093/eurheartj/ehz592
63. Gadodia G, Evans M, Weunski C, Ho A, Cargill A, Martin C. Evaluation of an augmented reality navigational guidance platform for percutaneous procedures in a cadaver model. *Journal of Medical Imaging*. 2024;11(6):062602. DOI: 10.1117/1.JMI.11.6.062602
64. Cai YY, Chui CK, Ye XZ, Fan Z, Anderson JH. Tactile VR for hand-eye coordination in simulated PTCA. *Computers in Biology and Medicine*. 2006;36(2):167–80. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2004.10.002
65. Unlu O, Shin J, Mailly CJ, Oates MF, Tucci MR, Varugheese M et al. Retrieval Augmented Generation Enabled Generative Pre-Trained Transformer 4 (GPT-4) Performance for Clinical Trial Screening. *MedRxiv*. 2024. [Preprint. DOI: 10.1101/2024.02.08.24302376]