

**ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В КЛИНИЧЕСКИХ  
ИССЛЕДОВАНИЯХ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ**

Хидирова Ч. М.

Ташкентский университет информационных  
технологий имени Мухаммада аль-Хорезми,  
khcharos@gmail.com

Жабборова Н. С.

Ташкентский университет информационных  
технологий имени Мухаммада аль-Хорезми,  
jabbarovan1006@gmail.com

Искусственный интеллект (ИИ) начал проникать и реформировать сферу медицины и сердечно-сосудистой медицины. Между тем, обычные носители информации, такие как мультимодальные изображения, электронные медицинские карты (EHR) и мобильные медицинские устройства, хранят множество разнообразных материалов. малоиспользуемые данные по каждому пациенту. ИИ обладает потенциалом улучшать статус-кво и влиять на него благодаря способности извлекать уроки из этих массивных данных и применять полученные знания в различных обстоятельствах [3,4]. Сердечно-сосудистая медицина, обладая значительным объемом информации в каждом сердечном сокращении, определенно будет одной из областей, которые охватывают ИИ, чтобы перейти к персонализированному и точному уходу..

**Введение**

ИИ уже вплетен в ткань повседневной жизни. От поисковой системы в Интернете, фильтрации спама и вредоносных программ до обнаружения мошеннических покупок по кредитным картам ИИ удовлетворяет потребности людей в сферах бизнеса, развлечений и технологий. К сожалению, медицина, включая кардиологию, не в полной мере восприняла эту революцию, поскольку доступно лишь ограниченное количество клинических приложений на основе искусственного интеллекта. Тем не менее, есть надежды на рутинную реализацию; Машинное обучение и глубокое обучение стали свидетелями экспоненциального роста публикаций о сердечно-сосудистых заболеваниях за последнее десятилетие [6,7]. Эти методы оказались полезными в различных сложных областях, включая интерпретацию эхокардиограммы и стратификацию по степени диастолической дисфункции [8,9] Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США уже одобрило несколько устройств, использующих функции искусственного интеллекта [10]. Представьте, что вы придете на работу и обнаружите, что ваша система проанализировала всех ваших пациентов, пока вы спали: их лабораторные данные, результаты визуализации, симптомы и данные мобильных устройств, чтобы рассчитать их риск сердечно-сосудистых событий, смерть, госпитализация, следует ли скорректировать / добавить / удалить лекарства или их

следует направить на обследование. Система представляет вам причины своих рекомендаций, и вы уверены, что они не хуже рекомендаций самых опытных врачей. Это может позволить вам тратить время на совместное принятие решений с вашими пациентами, как объективно, так и из сочувствия. Хотя в настоящее время существует несколько препятствий / проблем для внедрения ИИ в клиническую практику, несомненно, что ИИ в ближайшие несколько лет подтолкнет текущую медицинскую практику к более индивидуализированному и точному подходу. Поэтому общее понимание методов искусственного интеллекта клиницистами и исследователями сердечно-сосудистой медицины имеет первостепенное значение. В этой обзорной статье мы описываем основы ИИ, которые должны понимать клиницисты и исследователи, его определение и принципы, как интерпретировать и применять ИИ в исследованиях сердечно-сосудистой системы, ограничения и перспективы на будущее.

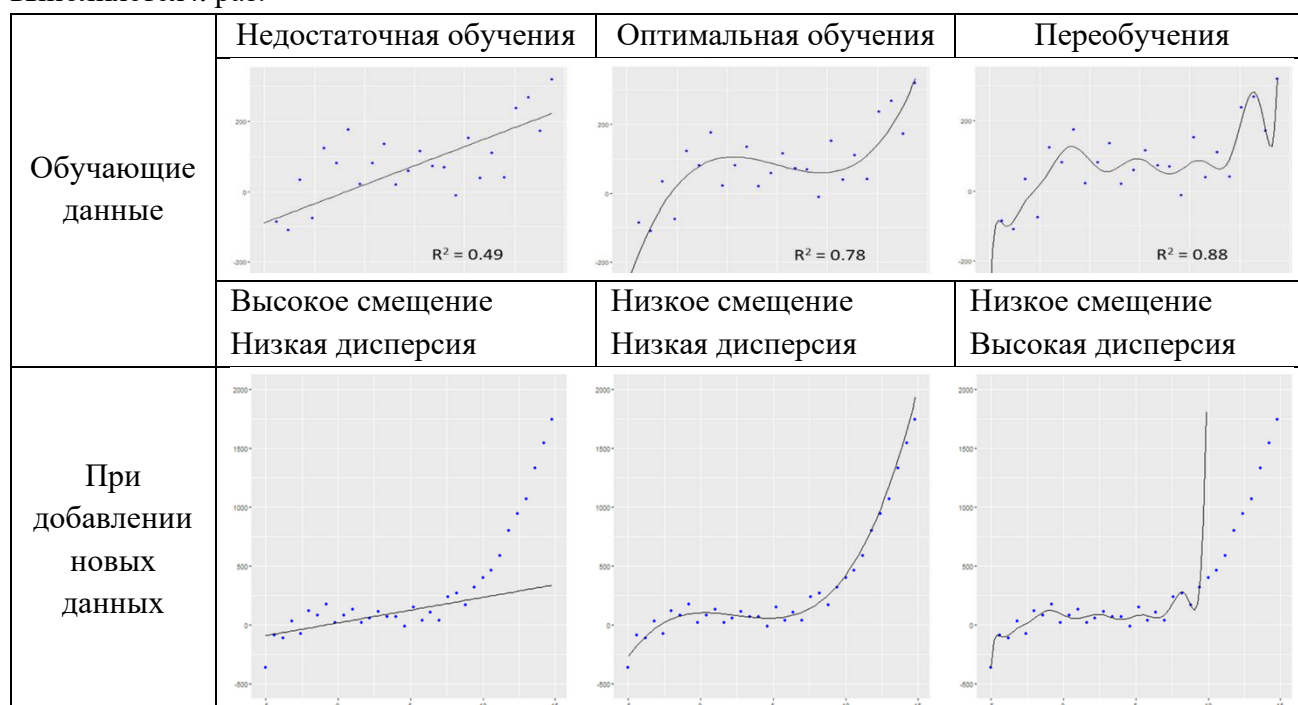
**Репрезентативные алгоритмы ИИ.** Машинное обучение и глубокое обучение состоят из множества алгоритмов. В таблице 1 приведены краткие описания основных алгоритмов машинного обучения, используемых в различных задачах. В настоящее время ансамблевое обучение и глубокое обучение можно охарактеризовать как основу алгоритмов ИИ. Ансамблевое обучение – это метод машинного обучения, который объединяет несколько «слабых» обучаемых (алгоритмов), таких как дерево решений и логистическая регрессия (таблица 1), для получения хорошего прогноза. Повышение, упаковка и суммирование – три основных метода ансамблевого обучения [18]. При усилении несколько слабых учеников объединяются последовательно и обучаются впоследствии с учетом ошибок предыдущих алгоритмов для уменьшения систематической ошибки. Бэггинг – это метод, при котором несколько слабых учеников обучаются параллельно, и результаты каждого алгоритма объединяются, чтобы получить окончательный результат с небольшой дисперсией. Стекинг – это еще один метод, при котором результаты слабых учащихся используются в качестве входных данных для другого алгоритма машинного обучения (мета-учащегося). Эти методы ансамблевого обучения работают очень хорошо, комбинируя различные типы простых алгоритмов, и, как правило, превосходят любой отдельный алгоритм машинного обучения.

Мотвани и его коллеги [16] исследовали прогностическую способность алгоритмов машинного обучения на структурированных данных для прогнозирования 5-летней смертности в большой популяции из 10030 пациентов с ишемической болезнью сердца, включенных в исследование CONFIRM (Оценка клинических результатов коронарной КТ-ангиографии). Они использовали ансамблевое обучение для анализа 69 параметров в наборе данных. Используя 10-кратную перекрестную проверку (объясненную позже), они обучили алгоритм машинного обучения предсказанию смертности (=контролируемое обучение) в каждом обучающем наборе и проверили прогностическую способность, используя каждый набор проверок.

Характеристики были выбраны в каждом случае с использованием получения информации. Они обнаружили, что площадь под кривыми рабочих характеристик приемника для прогнозирования 5-летней смертности была значительно лучше с

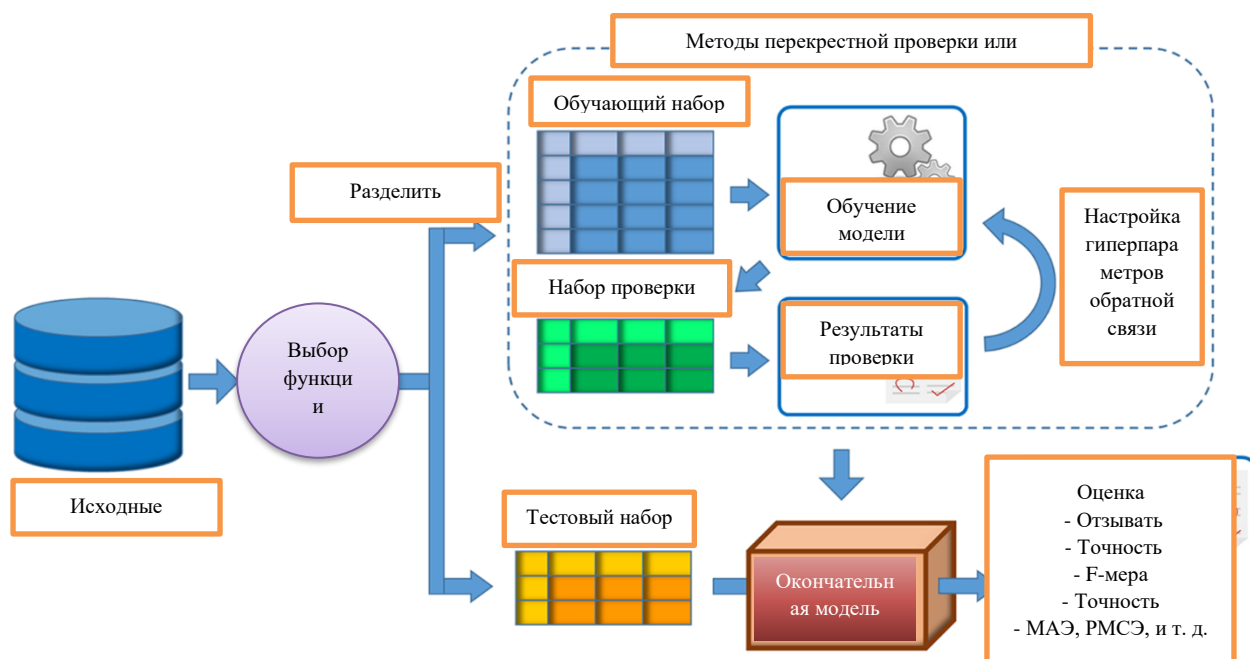
алгоритмом машинного обучения (0,79), чем с другими традиционными оценками риска (0,61 – 0,64).

**Предостережения и ограничения.** Как уже было сказано, ИИ имеет огромные возможности в сердечно-сосудистой медицине. Тем не менее, эти методы не являются панацеей, и есть несколько ситуаций, когда ИИ не работает должным образом или даже приводит к ошибочным результатам. Во-первых, ИИ может легко переобучить набор данных, потому что он использует сложные модели с несколькими параметрами, хотя есть методы, позволяющие избежать переобучения во многих алгоритмах. Переобученная модель показывает очень высокую производительность в наборе обучающих данных, но не может быть обобщена в новом наборе данных, потому что модель также улавливает шум, который мешает идентифицировать истинный паттерн в данных (рис.5). Следовательно, тестирование установленной модели на тестовых данных, которые являются совершенно новыми для модели, является обязательным для исследований ИИ, и существует несколько методов преодоления переобучения (рис.6). Перекрестная проверка является одним из предпочтительных методов для уменьшения дисперсии ошибки прогнозирования и максимального использования данных по сравнению с простым методом удержания [30]. При типичной перекрестной проверке (перекрестная проверка в  $k$ -кратном размере) набор данных разбивается на части. в несколько ( $k$ ) интервалов набора данных, где 1 интервал используется для оценки, а остальные интервалы используются для обучения модели. Итеративный обучающий эксперимент выполняется  $k$  раз.



**Рис. 5.** Недостаточная установка, оптимальная установка и переоборудование. В верхней строке показаны модели регрессии, созданные на основе выборочных данных (= обучающих данных), а новые данные из той же совокупности были добавлены в нижнюю

строку. Простая линейная модель на левой панели была недостаточно приспособлена к данным, с низкой дисперсией (т.е. Колебаниями в прогнозируемом значении), но с высоким смещением (т.е. Разницей между прогнозируемым и истинным значением). Напротив, сложная модель на правой панели была переоборудована с низким смещением, но с высокой дисперсией, потому что она также моделировала случайный шум в выборочных данных. По мере того, как модель становится более сложной, степень согласия увеличивается, а смещение уменьшается. Однако переобученные модели не фиксируют реальной связи в данных и не могут хорошо работать с новыми данными.



**Рис. 6.** Разработка и оценка модели машинного обучения. Поскольку машинное обучение направлено на прогнозирование новых данных в контролируемом обучении, набор тестов всегда сохраняется во время построения модели машинного обучения, чтобы гарантировать возможность обобщения. Обычно оставшиеся данные далее разделяются на обучающий набор, который используется для построения моделей (вычисление весов), и набор проверки, который используется для проверки сгенерированных моделей и настройки гиперпараметров. Этот процесс обучения-проверки выполняется с использованием метода перекрестной проверки или удержания. Наконец, производительность созданной модели оценивается с помощью набора тестов, который не используется в процессе построения модели. MAE указывает среднюю абсолютную ошибку; RMSE, среднеквадратичная ошибка.

Как упоминалось выше, причинно-следственный вывод - одно из ограничений нынешнего подхода ИИ. Другими словами, большинство современных подходов к ИИ не учитывают факторы, вызывающие затруднения. Результаты следует интерпретировать осторожно с точки зрения медицинских знаний, когда они применяются в клинической практике, особенно при вмешательствах, выходящих за рамки простого прогнозирования.

Качество данных - еще один важный аспект обучения искусственному интеллекту. Неправильный выбор данных и неточные измерения могут привести к неверным

результатам и прогнозам. В 2014 году Amazon разработала автоматизированный алгоритм, который проверял заявки на вакансии и оценивал кандидатов. Алгоритм был обучен с использованием данных за предыдущее десятилетие, когда большинство нанятых сотрудников были мужчинами. Затем алгоритм начал наказывать приложения, содержащие слово «женщины», и впоследствии был отменен [31]. Слишком шумные данные или данные без важных переменных тоже не будут работать.

С учетом этих предостережений и ограничений стандартизация проведения исследований ИИ в медицине и отчетности по ним является обязательной. Поскольку неточный анализ и недостаточная отчетность создают препятствия для надежной оценки и приводят к неверной интерпретации, для получения согласованных и воспроизводимых результатов должны потребоваться руководящие принципы и формулировки рекомендаций.

### Проблемы реализации

Количество исследовательских и клинических приложений с использованием ИИ будет и дальше увеличиваться параллельно с непрерывным развитием вычислительной мощности и преобладающих платформ ИИ. Клиницисты и исследователи будут более склонны к участию. Таким образом, более важным будет изучение терминологии и понимание их возможностей и ограничений. Сердечно-сосудистые заболевания – одна из областей, в которой искусственный интеллект может эффективно способствовать из-за его сложной и многофакторной природы. Текущие препятствия на пути внедрения ИИ связаны с несколькими проблемами, касающимися инфраструктуры, а не методов ИИ. Во-первых, из-за проблем с конфиденциальностью доступность открытых данных ограничена по сравнению с другими полями. Научным организациям и компаниям потребуется создать инфраструктуру данных с достаточной политикой конфиденциальности. Кроме того, данные обычно хранятся на нескольких серверах, а иногда и в аналоговом бумажном формате. Даже если ИИ создаст отличные прогностические модели, он может оказаться бесполезным, если сотни параметров для прогнозирования разбросаны по нескольким системам и требуют ручного ввода. Потребуется разработка бесшовных структур данных. Регуляризация юридических и этических вопросов также важна. Поскольку устройства ИИ могут изменяться, обучаясь на реальных данных даже после развертывания, традиционной парадигмы регуляризации медицинских устройств недостаточно. Кроме того, в случаях, когда устройства искусственного интеллекта приводят к неблагоприятным клиническим исходам, действующие законы могут не разъяснять ответственность.

Однако технологии и системы постоянно совершенствуются. Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США уже опубликовало заявление о новой адаптированной системе обзора для устройств ИИ, которая включает модификации устройств после развертывания [32]. Кроме того, ведущие исследователи и бизнес-лидеры уже подписали заявление Asilomar AI о [23] предостерегающих принципах. Французское радиологическое сообщество опубликовало официальный документ, в котором лучше определяется роль поставщика медицинских услуг в исследованиях искусственного интеллекта и его этическое применение в своей области

[33]. Кроме того, в настоящее время разрабатывается несколько руководящих принципов для стандартизации медицинских исследований искусственного интеллекта. Данные опросов показали, что есть желание принять эти изменения, особенно среди молодых врачей. Недавнее исследование показало, что почти 95% врачей-радиологов будут посещать информационные курсы по искусственному интеллекту, если они будут предложены, а 70% заявили, что хотели бы повысить квалификацию в этой области [34]. Надеюсь, в ближайшие десятилетия будет проведен ряд хорошо продуманных исследований синтезированных больших данных откроет новую парадигму в медицине.

**Выводы.** ИИ стал многообещающим инструментом в сердечно-сосудистой медицине. С популяризацией больших данных и мощности машин основы медицинской практики и исследований неизбежно изменятся. Традиционная статистика остается очень эффективной при использовании простого набора данных и при оценке причинно-следственной связи; однако во многих областях клинической практики и исследований будут проводиться мощные прогнозы и исследования больших данных с использованием ИИ. В частности, способность ИИ анализировать неструктурированные данные расширяет сферу сердечно-сосудистых исследований. Кроме того, ИИ будет дальше увеличивать свой вклад в мобильное здравоохранение, вычислительное моделирование и генерацию синтетических данных с новыми регуляризациями его юридических и этических вопросов. В этой смене парадигмы глубокое понимание физиологии и механизмов заболевания остается первостепенным для интерпретации результатов ИИ. Между тем, грамотность в области ИИ станет необходимой для понимания последних медицинских знаний и использования новых медицинских устройств.

## References

1. 3Narula S, Shameer K, Salem Omar AM, Dudley JT, Sengupta PP. Machine-learning algorithms to automate morphological and functional assessments in 2D echocardiography. *J Am Coll Cardiol.* 2016; 68:2287–2295. [Crossref](#) [Medline](#) [Google Scholar](#)
2. 16Motwani M, Dey D, Berman DS and others. Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis. *Eur Heart J.* 2017; 38:500–507. [Medline](#) [Google Scholar](#)
3. 18Wang G, Hao J, Ma J, Jiang H. A comparative assessment of ensemble learning for credit scoring. *Expert Syst Appl.* 2011; 38:223–230. [Crossref](#) [Google Scholar](#)
4. 19Casaclang-Verzosa G, Shrestha S, Khalil MJ and others. Network tomography for understanding phenotypic presentations in aortic stenosis. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2019; 12:236–248. [Crossref](#) [Medline](#) [Google Scholar](#)
5. Wolterink JM, Leiner T, de Vos BD, van Hamersvelt RW, Viergever MA, Isgum I. Automatic coronary artery calcium scoring in cardiac CT angiography using paired convolutional neural networks. *Med Image Anal.* 2016; 34:123–136. [Crossref](#) [Medline](#) [Google Scholar](#)
6. Molinaro AM, Simon R, Pfeiffer RM. Prediction error estimation: a comparison of resampling methods. *Bioinformatics.* 2005; 21:3301–3307. [Crossref](#) [Medline](#) [Google Scholar](#)
7. Dastin J. Amazon scraps secret ai recruiting tool that showed bias against women. 2018. Available at <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation->

---

insight/amazon-scrap-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-women-idUSKCN1MK08G. Accessed May 24, 2019. Google Scholar

8. U.S. Food and Drug Administration. Proposed regulatory framework for modifications to artificial intelligence/machine learning (AI/ML) - based software as a medical device (SAMD)—discussion paper and request for feedback. 2019. Available at <https://www.fda.gov/media/122535/download>. Accessed May 24, 2019. Google Scholar
9. Group S-I, Cerf, French Radiology C. Artificial intelligence and medical imaging 2018: French radiology community white paper. *Diagn Interv Imaging*. 2018; 99:727–742. Crossref Medline Google Scholar
10. Waymel Q, Badr S, Demondion X, Cotten A, Jacques T. Impact of the rise of artificial intelligence in radiology: what do radiologists think? *Diagn Interv Imaging*. 2019; 100:327–336. Crossref Medline Google Scholar