



Обзорная статья / Review article

Потенциал методов искусственного интеллекта при заболеваниях венозной системы нижних конечностей

С.Е. Каторкин, <https://orcid.org/0000-0001-7473-6692>, katorkinse@mail.ru
Самарский государственный медицинский университет; 443099, Россия, Самара, ул. Чапаевская, д. 89

Резюме

Применение новых методов искусственного интеллекта (ИИ) стремительно меняет облик современной медицины, предлагая передовые инструменты для диагностики и лечения. Целью обзора является картирование ключевых концепций и направлений исследований в области применения методов ИИ при диагностике и лечении венозных заболеваний нижних конечностей. Обзор области исследования представлен в соответствии с рекомендациями PRISMA ScR. Поиск проведен по электронным базам данных Medline/Pub Med, Web of Science, Scopus, Embase, ResearchGate, Google Scholar и Cochrane Database of Systematic Reviews на предмет исследований, опубликованных по декабрь 2025 г. Исследования включались в обзор, если в них применялись методы ИИ в диагностике и клинической практике. Проанализировано 1 071 исследование. Применение методов ИИ при патологии венозной системы нижних конечностей стремительно развивается и демонстрирует большие возможности для повышения прецизионности диагностики, автоматизации рабочих процессов и совершенствования принятия клинических решений. Достигнутая точность алгоритмов ИИ превышала 90%, значительно снижая вариабельность между наблюдателями и обеспечивая единообразную интерпретацию, исключая операторозависимость. Внедрение ИИ ускоряло диагностические рабочие процессы, сократив более чем на 50% время анализа изображений. Однако большинство исследований основывались на внутренних наборах данных с ограниченной интерпретируемостью моделей и отсутствием внешней валидации. Клиническое внедрение и оценка результатов остаются недостаточно изученными. Методы ИИ представляют собой преобразующую инновацию, которая, повышая диагностическую точность, оптимизируя рабочие процессы и обеспечивая персонализированный подход, имеет значительный потенциал для улучшения результатов лечения венозной патологии нижних конечностей. Многообещающее будущее ИИ – в широком использовании для прогнозирования, разработке стратегий персонализированного лечения пациентов на основе индивидуальных профилей и создании масштабных многоцентровых массивов данных для повышения надежности и универсальности алгоритмов. Приоритет необходимо отдать внешней валидации, стандартизации и внедрению ИИ в реальную клиническую практику.

Ключевые слова: искусственный интеллект, сверточные нейронные сети, глубокое машинное обучение, диагностика, компьютерная помощь, медицинская диагностическая визуализация, ультразвук, магнитно-резонансная томография, управление электронными медицинскими картами, хроническое заболевание вен, венозный рефлюкс, тромбоз глубоких вен

Для цитирования: Каторкин СЕ. Потенциал методов искусственного интеллекта при заболеваниях венозной системы нижних конечностей. *Амбулаторная хирургия*. 2026;23(1):15–29. <https://doi.org/10.21518/akh2026-005>.

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Potential of artificial intelligence methods in diseases of the venous system of the lower extremities

Sergei E. Katorkin, <https://orcid.org/0000-0001-7473-6692>, katorkinse@mail.ru
Samara State Medical University; 89, Chapayevskaya St, Samara, 443089, Russia

Abstract

The use of new Artificial Intelligence (AI) methods is rapidly changing the face of modern medicine, offering advanced tools for diagnosis and treatment. The aim of this review is to map key concepts and research directions in the application of AI methods in the diagnosis and treatment of lower extremity venous diseases. This review is presented in accordance with the PRISMA ScR guidelines. A search was conducted in Medline/PubMed, Web of Science, Scopus, Embase, ResearchGate, Google Scholar, and the Cochrane Database of Systematic Reviews for studies published through December 2025. Studies were included in the review if they applied AI methods in diagnostics and clinical practice. A total of 1,071 studies were analyzed. The use of AI methods in lower extremity venous pathology is rapidly evolving and demonstrates significant potential for increasing diagnostic precision, automating workflows, and improving clinical decision making. The achieved accuracy of AI algorithms exceeded 90%, significantly reducing interobserver variability and ensuring consistent interpretation, eliminating operator dependency. The implementation of AI accelerated diagnostic workflows, reducing image analysis time by more than 50%.

However, most studies relied on in-house datasets with limited model interpretability and a lack of external validation. Clinical implementation and outcome evaluation remain understudied. AI methods represent a transformative innovation that, by increasing diagnostic accuracy, streamlining workflows, and enabling a personalized approach, has significant potential to improve treatment outcomes for lower extremity venous pathology. AI has a promising future in its widespread use for prognostication, developing personalized treatment strategies for patients based on individual profiles, and creating large-scale multicenter datasets to improve the reliability and versatility of algorithms. Priority should be given to external validation, standardization, and the implementation of AI in real-world clinical practice.

Keywords: artificial intelligence, convolutional neural networks, deep machine learning, diagnostics, computer assistance, medical diagnostic imaging, ultrasound, magnetic resonance imaging, electronic health record management, chronic venous disease, venous reflux, deep vein thrombosis

For citation: Katorkin SE. Potential of artificial intelligence methods in diseases of the venous system of the lower extremities. *Ambulatornaya Khirurgiya*. 2026;23(1):15–29. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/akh2026-005>.

Conflict of interest: the author declare no conflict of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Хронические заболевания вен (ХЗВ) нижних конечностей относятся к наиболее распространенной многофакторной патологии среди взрослого населения, оказывающей выраженное негативное влияние на качество жизни и повседневную деятельность пациентов, а также на бюджет национальных здравоохранений [1]. Кроме того, ХЗВ характеризуются различными патологическими и гемодинамическими изменениями, которые приводят к широкому спектру клинических проявлений от бессимптомного варикозного расширения вен (ВРВ) и пигментации до венозных трофических язв (ВТЯ) [2]. Возможна инвалидизация пациентов за счет развития выраженного липодерматосклероза и рубцовой деформации тканей с проявлениями хронического венозного компартмент-синдрома, нарушений рессорной, балансирующей и толчковой функций стопы, функциональной и органической контрактуры голеностопного сустава с развитием артрогенного конгестивного синдрома [3, 4].

Эффективная диагностика и лечение пациентов с ХЗВ нижних конечностей возможны только при междисциплинарном подходе [5]. Лечение ХЗВ должно быть комплексным, учитывать клинико-функциональный статус пациента и дополняться мероприятиями, направленными на коррекцию сочетанной патологии [6].

Учитывая распространенность ХЗВ, имеется необходимость в оптимизации обеспечения высококачественных консультаций и рационализации работы инфраструктурных ресурсов, особенно при ограниченном или удаленном доступе пациентов к специализированным медицинским центрам. Целесообразно создание и совершенствование цифровых коммуникаций, особенно при использовании в послеоперационном наблюдении [7]. В настоящее время цифровая медицина и диагностические инструменты, основанные на специализированном программном обеспечении для искусственного интеллекта (ИИ), считаются все более эффективным решением для удаленных консультаций.

Рынок ИИ, в т. ч. в здравоохранении, стремительно растет. По прогнозам, доходы от программного обеспечения, оборудования, услуг и продаж, связанных с ИИ, будут увеличиваться на 19% ежегодно и к 2026 г. достигнут 900 млрд долл.

Можно определить ИИ как комплекс технологических решений, позволяющий имитировать, включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма, когнитивные функции человека и получать результаты, сопоставимые как минимум с результатами его интеллектуальной деятельности. Принцип работы ИИ состоит в сочетании большого объема сведений с возможностями их быстрой, многократной обработки интеллектуальными алгоритмами, что позволяет программам автоматически обучаться на базе закономерностей и признаков, содержащихся в данных [8]. Основными ключевыми понятиями в ИИ, представляющим собой комплексную дисциплину со множеством теорий, методик и технологий, являются машинное обучение (МО) и нейросеть (ИНС).

Сферой ИИ, позволяющей компьютерам самостоятельно искать решения задач с помощью анализа данных, является МО. В отличие от традиционного программирования, где разработчик прописывает четкую последовательность шагов для решения конкретной задачи, при МО специалист предоставляет системе данные и описывает критерии успешного решения, а алгоритм самостоятельно находит оптимальный способ достижения цели, учится выявлять закономерности, прогнозировать результаты и адаптироваться к изменениям. Одним из методов МО является ИНС – вычислительная модель, а также ее программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Она может состоять из нескольких слоев простейших процессоров (нейронов), каждый из которых вычисляет результат математической функции и передает полученный результат на следующий слой или на выход сети. После взвешивания доказательств каждый нейрон ИНС

выдает сигнал решения. Для обучения ИНС используют алгоритмы обучения, такие как обратное распространение. Парные входные сигналы и желаемые выходные решения напоминают функционирование мозга, когда он анализирует внешние сенсорные стимулы для выполнения различных действий в зависимости от ситуации. Однако никто не знает, как именно инструменты на основе ИИ делают выводы [9]. Возникает т. н. проблема «черного ящика», которая, впрочем, также не нова. Алгоритмы КТ, МРТ, ПЭТ и УЗИ не понятны ни врачам, использующим их, ни пациентам, получающим от них пользу. Но с накоплением опыта специалисты стали доверять, ценить и применять на практике алгоритмическую информацию, несмотря на получаемые в отдельных случаях ложноотрицательные и ложноположительные результаты [10]. Чем сложнее архитектура ИНС и чем больше данных она обрабатывает, тем эффективнее окажется обучение. Этот процесс называется «глубокое обучение» (ГМО). Для него нужны многослойные, связанные между собой ИНС, что позволяет им извлекать сложные иерархические признаки из данных. Для МО признаки данных, на которые алгоритм должен ориентироваться, задает человек. Нейросеть ГМО находит их без подсказок, что особенно востребовано благодаря ее применению в обработке и анализе больших данных в здравоохранении, возможности обеспечить точные диагностические алгоритмы, использоваться для поиска более эффективных решений и персонализации лечения пациентов [11].

Медицинские технологии на основе новых методов ИИ оказались многообещающими инструментами, выявляющими прогностические признаки, связанные с данными медицинских карт, и стремительно развиваются, превращаясь в решения, применимые в клинической практике. А оцифровка медицинских карт создала практически бесконечное хранилище данных пациентов. Однако использование моделей ИИ в повседневной клинической практике все еще остается сложной задачей, главным образом из-за технических ограничений [12]. Алгоритмы ГМО лидируют в области автоматических диагностических систем, способны обрабатывать все больше данных, предоставляемых носимыми устройствами, смартфонами и другими мобильными датчиками мониторинга в различных областях медицины [13]. Широкое внедрение ИИ может произвести революцию в системе здравоохранения, что приведет к повышению эффективности за счет автоматизации рутинных задач и снижения расходов, связанных со здоровьем, расширения доступа к оказанию медицинской помощи, более точного определения потребностей пациентов и оказания помощи врачам в принятии решений.

Для реализации этих преимуществ правительства и органы здравоохранения должны регулировать ИИ и проводить надлежащую оценку медицинских технологий [14]. Внедрение ИИ может снизить количество врачебных ошибок, оптимизировать интерпретацию диагностических данных, а также использоваться для поддержки экономически эффективного принятия клинических решений, разработки систем рекомендаций по вопросам здравоохранения, распознавания эмоций на основе физиологических сигналов и мониторинга состояния пациентов. Это возможно приведет к значительному снижению нагрузки на медицинских работников, позволяя им максимально эффективно использовать свое время и опыт для оптимального ухода за пациентами. Таким образом, ИИ оказывает влияние на 3 уровнях: для врачей, преимущественно за счет быстрой и точной интерпретации изображений; для систем здравоохранения, улучшая рабочий процесс и потенциально сокращая количество врачебных ошибок; для пациентов, предоставляя им возможность обрабатывать собственные данные для укрепления здоровья [15]. Но подготовка к внедрению ИИ не должна ограничиваться изучением информационных технологий, таких как программирование. Необходимы достаточные знания в области базовой и клинической медицины, науки о данных, биостатистики и доказательной медицины [16].

Пациенты давно ждут внедрения дополненной медицины, поскольку она обеспечивает большую автономию и более персонализированное лечение. Несмотря на первоначальные противоречия, ИИ завоевывает все большее распространение в различных областях, включая медицинскую практику [17]. Однако наблюдается сопротивление со стороны врачей, которые не готовы к такому развитию клинической практики. И не только из опасения замещения их ИИ, но и в связи с отсутствием базового и непрерывного образования по этой дисциплине, увеличением административного бремени из-за электронных медицинских записей, а также отсутствием правовой базы, определяющей понятие ответственности в случае принятия или отклонения рекомендаций алгоритма. Поэтому необходима валидация этих современных инструментов с помощью традиционных клинических испытаний, обсуждения модернизации медицинской программы в свете цифровой медицины, а также этических аспектов непрерывного мониторинга [18]. В настоящее время такие области медицины, как медицинская визуализация, диагностика заболеваний на основе гистопатологических исследований и автоматизированная поддержка принятия клинических решений, добились значительных успехов в использовании технологий ИИ [19].

Благодаря улучшению диагностики и прогнозирования медицинские технологии на основе ИИ уже применяются в клинической практике в различных областях медицины. Но отсутствует стандартизированная система их оценки, основанная на принципах экспертизы медицинских технологий, и не существует согласованных отечественных и международных рекомендаций [20]. Конечно, применение технологий ИИ имеет свои ограничения и не может заменить врача у постели больного [21]. Поэтому в развивающемся современном медицинском цифровом мире специалистам необходимо поддерживать ИИ, а не опасаться, что он заменит квалифицированных врачей ради улучшения здравоохранения.

В последние годы ИИ проник в различные аспекты сосудистой хирургии, помогая решать задачи клинической практики [22]. И хотя применение ИИ в сосудистой хирургии все еще находится на ранней стадии развития, уже наблюдаются многообещающие разработки его применения для диагностики, стратификации риска и прогнозирования исходов, индивидуализации подходов к лечению [23]. Обладая базовыми знаниями об ИИ, сосудистые хирурги будут лучше подготовлены к использованию и интерпретации данных, полученных в ходе подобных проектов. Одной из возможных областей, где ИИ может представить собой перспективную преобразующую инновацию, является диагностика и лечение заболеваний венозной системы нижних конечностей [24]. Применение ИИ открывает множество возможностей во флебологии, включая управление и анализ медицинских данных, снижение операторозависимого характера диагностики, выявление наличия и определения клинической формы ХЗВ и тромбоза глубоких вен (ТГВ), разработку экспертных систем для прогнозирования и принятия решений [25]. Его также можно использовать для ухода за пациентами, обучения и подготовки сосудистых хирургов, а также в качестве системы медицинской информации и наблюдения для исследований [26]. Модели МО также обеспечили хорошую точность прогнозирования результатов сосудистых операций, работая лучше, чем логистическая регрессия [27]. Применяется ИИ и в приложениях, разработанных непосредственно для использования самими пациентами. Данные приложения анализируют фотоизображения нижних конечностей, помогают выявить ранние признаки трофических нарушений, анализировать планиметрические характеристики и процесс эпителизации ВТЯ [28].

Таким образом, методы ИИ открыли интересные перспективы для медицинских исследований и клинической практики, но иногда его развитие ассоциируется

с ажиотажем, приводящим к непониманию его реальных возможностей [29]. В данной статье проведен анализ современных и потенциальных возможностей методов ИИ в флебологии, новых идей и дальнейших перспектив его интеграции в повседневную практику, а также рисков применения.

Целью обзора является представление современного состояния и оценка опубликованных данных об использовании методов ИИ для улучшения диагностики и лечения венозной патологии нижних конечностей.

Несмотря на всеобщий энтузиазм по поводу внедрения ИИ в практическую медицину, необходим объективный анализ реального потенциала ИИ. Обзор области исследования представлен в соответствии с руководством по отчетности, представленным в расширении Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-analyses (PRISMA) для обзоров области (применения, предметного поля) исследования (PRISMA Scoping Review). Это метод исследования, применяемый для изучения малоисследованных или очень широких тем и позволяющий определить масштабы, объемы, содержание и основные направления исследований в интересующей области, не углубляясь в детальный, критический анализ и оценку качества работ. Основная цель аналитического обзора: картирование ключевых концепций и направлений исследований в области применения методов ИИ при ХЗВ. Основной вопрос: какие исследования проводятся в этом направлении? Ключевой метод: систематический поиск и тематический синтез без оценки качества. Обязательный элемент: исчерпывающее представление области с выяснением, какие аспекты темы уже изучены и какие требуют дополнительного внимания.

Критерии отбора были разработаны с использованием модели «популяция – концепция – контекст» (PCC), рекомендованной Joanna Briggs Institute для обзорных исследований [30]. Они включали следующее: популяция (обследованные пациенты с ХЗВ), концепция (применение методов ИИ для диагностики и лечения ХЗВ) и контекст (амбулаторные и стационарные отделения).

Задачи обзора:

- представление о том, как в современной литературе рассматривается идеология использования моделей ИИ в диагностике ХЗВ с учетом классификации и осложнений;

- оценка опубликованных данных о точности, чувствительности и специфичности алгоритмов ИИ, включая анализ клинических изображений и визуальных исследований;

– анализ современных возможностей, а также будущих направлений и перспектив внедрения ИИ во флебологию.

Проведен поиск соответствующих статей в базах данных Medline/Pub Med, Web of Science, Scopus, Embase, ResearchGate, Google Scholar и Cochrane Database of Systematic Reviews на предмет исследования. Использован широкий спектр ключевых слов и фраз, ревалентных поставленным целям. Среди ключевых поисковых терминов были: «искусственный интеллект», «глубокое обучение», «машинное обучение», «искусственная нейронная сеть», «сверточная нейронная сеть», «телемедицина», «ультразвуковая доплерография», «дуплексное сканирование», «венозный рефлюкс», «тромбоз глубоких вен», «хроническое венозное заболевание», «варикозное расширение вен», «венозная язва», «диагноз», «дифференциальная диагностика». Для включения в выборку наиболее актуальных исследований по заявленной теме были отобраны статьи, опубликованные до декабря 2025 г. Для более точного поиска были стратегически использованы булевы операторы («И», «ИЛИ» и «НЕ») для уточнения и эффективной связи поисковых терминов. Например, поисковая строка выстраивалась следующим образом: «искусственный интеллект» [MeSH] ИЛИ «глубокое обучение» ИЛИ «машинное обучение».

Так как данное исследование являлось обзором литературы, не требовалось одобрения этических органов. Опубликованные интервенционные и наблюдательные, когортные, поперечные исследования и случай-контроль должны были включать или анализировать при ХЗВ: медицинские записи пациентов; результаты различных визуальных методов диагностики с конкретным указанием методов ИИ (патоморфологические исследования, УЗИ, КТ, МРТ и т.д.); клинические результаты; фокусировать в аннотации тему применения методов ИИ. Исследования включались независимо от языка и размера выборки.

С целью акцентирования на клинических результатах исключались исследования: не относящиеся к человеку (включая *in vitro*, технические модели); описывающие экспериментальные модели; без предоставления конкретных результатов использования ИИ; «смешанные» статьи с представлением различных моделей ИИ, используемых и для оценки несосудистой патологии; отсутствие в аннотации каких-либо упоминаний о применении ИИ; с недоступностью полной статьи; дубликаты статей, препринты и тезисы, комментарии и редакционные статьи.

При оценке эффективности внедрения ИИ в диагностику и лечение ХЗВ с использованием критериев

доказательной медицины необходимо признать, что при отсутствии высококачественных многоцентровых рандомизированных контролируемых исследований эта область все еще находится на самых ранних стадиях освоения.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Из 1 071 опубликованной работы, отобранной для первоначального поиска, только 21 (2%) соответствовала критериям включения и представляла собой основу литературы нашего обзора. Наиболее крупные исследования были представлены Великобританией, Германией, Индией, Канадой, Казахстаном, Китаем, Россией, Японией и др., что отражает всемирный интерес к этой теме. Были охвачены все клинические проявления ХЗВ: от начальных клинических классов до таких осложнений, как ВТЯ и ТГВ. Согласно проведенным исследованиям внедрение ИИ оказалось полезным на разных этапах диагностики ХЗВ: первичное обращение пациента и оценка клинической картины, результаты УЗИ, анализ магнитно-резонансных флебограмм и тепловизионных изображений.

Согласно проведенному R.J. Taylor, A.D. Taylor, J.V. Smyth ретроспективному когортному исследованию ($n = 325$) по выявлению факторов риска, влияющих на процесс заживления ВТЯ ($n = 345$), использование метода ИНС позволило точно спрогнозировать время заживления у 68% пациентов [31]. Для обучения использовалась ИНС на основе компьютерной программы (простая ИНС). В нее загружались входные данные о 45 факторах риска, а в качестве выходных – время заживления ВТЯ. Также ИИ определил наиболее важные факторы риска заживления ВТЯ: предшествующий язвенный анамнез, обильный экссудат, высокий ИМТ, большой начальный поверхностный дефект кожи, возраст и мужской пол. Также ИНС подтвердила свою способность предсказывать, какая ВТЯ может быть резистентной к стандартизированному лечению.

Комплексное генетическое и эпидемиологическое исследование пациентов с ВРВ ($n = 493\ 519$) с использованием МО представили E. Fukaya et al. [32]. Предикторы были дополнительно изучены с помощью однофакторного и многофакторного регрессионного анализа Кокса ($n = 2\ 441$). Также было проведено общегеномное ассоциативное исследование ВРВ среди ($n = 337\ 536$) неродственных индивидуумов ($n = 9\ 577$) с последующим количественным анализом экспрессии локусов и анализом путей с использованием модели машины градиентного бустинга, принцип работы которой основан на введении переменных данных, анализе и построении нового дерева для прогнозирования

возможных вариантов. Связь генотипа с наличием ВРВ была проверена с помощью логистической модели. Авторы выявили новые клинические и генетические факторы риска, которые дают представление о патофизиологических механизмах заболевания и могут способствовать дальнейшему совершенствованию методов лечения ВРВ.

В 2021 г. М.М. Hoobi, А. Qaswaa опубликовали результаты исследования, основанного на анализе всего 100 фотоизображений ($n = 60$ – ВРВ, $n = 40$ – ХЗВ). Система использовала более одного типа расстояний с вероятностной ИНС для создания высокоточной системы диагностики ХЗВ. При тестировании ($n = 60$) изображений использовались новые фото. В этой модели сверточной нейронной сети форма, размер и текстура кожи с ВРВ использовались с заявленной точностью 94% [33].

В своих исследованиях R.R. Bhavanі и G.W. Jiji использовали ИИ для определения стадий ВТЯ на фотоизображениях, полученных от 150 пациентов (5–15 фотографий у каждого). Всего 1 770 изображений для обучения и 810 для тестирования. Изображения предварительно редактировались, проводилась контурная сегментация поверхности ВТЯ, а выполнялся анализ с помощью многомерной сверхточной ИНС, который имел среднюю точность 99,55%, специфичность 98,06% и чувствительность 95,66% [34, 35].

Автоматическая классификация медицинских изображений становится все более и более важной для диагностики заболеваний, медицинских справок и хирургического планирования. В наблюдательном исследовании, проведенном Q. Shi et al., ИНС продемонстрировала превосходную производительность и эффективность для классифицирования ХЗВ по СЕАР с точностью до 90,92%, что превзошло диагнозы врачей [36]. Из ($n = 217$) медицинских карт пациентов для обучения ИНС определению клинических классов были взяты ($n = 221$) фотографические изображения нижних конечностей. Авторы сопоставили низкоуровневые признаки изображения с семантическими признаками среднего уровня с помощью классификатора концепций (модель «мешок визуальных слов» (BoVW)), а затем создали многомасштабную семантическую модель для представления изображений с богатой семантикой. Наконец, классификатор сцены был обучен с использованием оптимизированного подмножества признаков и затем использовался для определения клинического класса ХЗВ. Преимуществами этого классификатора являются объективность и низкая стоимость по сравнению с профессиональным оборудованием (УЗИ, фотографирование мобильным телефоном, планшетом и камерой). Он

не опирается на оценку врачом различных симптомов ХЗВ, принимает решения только на основе объективной информации, а требования к снимкам легко выполнимы. По мнению авторов, классификатор ХЗВ полезен как для врачей, так и пациентов, которые могут получать медицинскую консультацию через вычислительную систему и своевременно обращаться за медицинской помощью. Для врачей внутренний сервер автоматически рекомендует пациентов к специалистам в зависимости от степени тяжести ХВН.

Полностью автоматический метод определения протяженности ТГВ применили в своем исследовании С. Huang et al. [37]. Для обнаружения проксимального уровня тромбоза на контрастно усиленных МРТ-изображениях с помощью ИИ были проанализированы изображения ($n = 5\,388$) нижних конечностей у 58 пациентов с диагностированным ТГВ. На 2 683 из них были выявлены тромботические массы, границы которых были вручную очерчены рентгенологами, а затем была обучена ИНС на основе ГМО. Основной принцип работы основан на сегментации границ ТГВ, для чего была разработана DL-сеть с архитектурой «кодирущик – декодер». Для выполнения сегментации среза МРТ-изображения и определения протяженности тромба модели потребовалось около 1,5 с. Результаты свидетельствуют, что предложенный метод ИИ оказался эффективным и оперативным для полностью автоматической сегментации ТГВ нижних конечностей.

В том же 2019 г. J. Willan, H. Katz, D. Keeling подтвердили, что ИИ может применяться для стратификации вероятности тромбоза у пациентов с подозрением на ТГВ [38]. Была обучена ИНС с использованием данных 11 490 последовательных случаев, включая 7 080, при которых были доступны оценка Уэллса, D-димер и дуплексное УЗИ. Она смогла исключить ТГВ без необходимости проведения УЗ-сканирования у значительно большего количества пациентов по сравнению с существующим алгоритмом с низким уровнем ложноотрицательных результатов. После предварительной быстрой и надежной оценки ИИ пациенты с симптомами ТГВ могут быть направлены в специализированный стационар для обследования сосудистым специалистом с целью его подтверждения или исключения. По мнению авторов, ИИ может стать мощным синергетическим инструментом вместе с оценкой D-димера для лучшей расстановки приоритетов при УЗ-сканировании и последующем лечении заболеваний.

В последнее время подчеркивается важность модели оценки телемедицины, которая является необходимой системой поддержки для клинических учреждений вне больницы. По мнению N. Ohura et al., сверточная ИНС

U-Net, созданная с использованием надлежащим образом контролируемых данных, способна к их сегментации с высокой точностью. Она может применяться для диагностики артериальных, ВТЯ и пролежней, продемонстрировав специфичность 0,943 и чувствительность 0,993 [39].

Большинство инструментов ИИ для диагностики сосудов основаны на ИНС, обученных на ограниченном количестве изображений. Традиционно полагают, что для построения системы достаточно 1000 случаев, тогда как для практического использования количество изображений для обучения должно быть ближе к 100 000 [40]. Это особенно актуально для ХЗВ, классифицируемым по клиническим классам, среди которых ВРВ представляет собой лишь один из них. Кроме того, даже в больших обучающих выборках результат распознавания сильно зависит от условий фотосъемки, включая разрешение изображения, относительный размер поражения по отношению к общей площади изображения, положение нижней конечности и выраженности оволосения.

Сверточную ИНС с плотным мультирецепторным полем предложили китайские ученые Y. Bai et al. [41]. Были отобраны 284 (363 пораженные конечности) стационарных пациента с нетромботическими ХЗВ ($n = 194$; 265 конечностей) и ТГВ ($n = 90$; 98 конечностей). У пациентов регистрировались общие данные, клинические симптомы, анамнез внутривенного лечения и случаи тромбообразования. Модель позволила эффективно и точно выявлять компрессионные поражения подвздошных вен, оценивать эффективность контрастного УЗИ при диагностике компрессионного поражения различными методами и была способна автоматически определять точки компрессии на основе методов МО, снижая врачебную нагрузку. В группе с использованием алгоритма ИИ отмечался более высокий процент хороших эффектов лечения, степень венозного отека была ниже, степень облегчения боли была высокой после лечения, а разница между группой визуализации с использованием алгоритма ИИ и контрольной группой была статистически значимой ($p < 0,005$).

Алгоритм МО, использованный для выявления и дифференцировки ТГВ в проспективном исследовании, проведенном B. Kainz et al., продемонстрировал диагностическую эффективность с чувствительностью в диапазоне 95%-ного доверительного интервала (0,82–0,94), специфичностью (0,70–0,82), положительным прогностическим значением (0,65–0,89) и отрицательной прогностической ценностью (0,99–1,00) по сравнению с клиническим стандартом и значительным экономическим эффектом [42]. Разработанный метод

служит руководством для проведения УЗИ методом свободной руки и помогает неспециалистам выявлять ТГВ. Алгоритм МО обучался на видеозаписях УЗИ, полученных от 255 добровольцев, и проведенной оценке на выборке из пациентов ($n = 83$) с ТГВ.

Методы термометрии могут стать эффективной диагностикой, позволяющей выявлять воспаление вен на ранних стадиях, до появления болезненных симптомов. Построенная в проспективном международном исследовании, представленном V. Levshinskii et al. (Россия, Великобритания и Япония), модель ИИ и предназначенная для динамического описания состояния пациентов с заболеваниями венозной системы по данным пассивного микроволнового и инфракрасного излучений, а также обоснования механизма диагностической системы на основе ИИ достигла чувствительности 0,8 и специфичности 0,7 [43]. Анализ измерений внутренней (4 см) и кожной (инфракрасной) температур в 12 симметричных точках, расположенных по задней поверхности обеих нижних конечностей пациента над крупными поверхностными венами и синусами глубоких вен, прост в применении, неинвазивен, безопасен и с высокой степенью диагностической эффективности позволяет диагностировать ХВН. Чувствительность метода выше 0,8 и специфичность выше 0,7.

В наблюдательном исследовании, проведенном J. Ragg в 2021 г., новая программа ИИ использовалась для разработки независимых от исследователя критериев врожденных или приобретенных поражений клапанов вен. Индивидуальное происхождение венозной недостаточности нижних конечностей было определено в 95,4% случаев с участием пациентов в возрасте до 20 лет, в 82,6% – от 21 до 40 лет и 74,1% – от 41 до 60 лет. Однако ИИ не смог определить основные причины и механизмы ухудшения у 69,8% пациентов старше 60 лет из-за наличия множественных перекрывающихся факторов с однородными изменениями морфологии и функции (депрессия клапана) на поздних стадиях [44].

Оценка анатомических изменений при прогрессирующей ХВН с использованием методов ИИ и МО была проведена в наблюдательном исследовании индийских ученых V. Atreyaarupari et al. [45]. Разработанная модель ИИ, способная дифференцировать практически здоровые нижние конечности и стадии ХВН, объективно оценивала изменения мягких тканей. Полученные с помощью магнитно-резонансных флебограмм 5 200 изображений были классифицированы как нормальные или патологические, использованы для обучения, валидации и тестирования модели сверточной ИНС, которая затем достигла точности в 97% при дифференциации нормальных и патологических изображений.

Целью проспективного исследования, проведенного M. Varulina et al., было внедрение методов МО для автоматической классификации клинических классов ХЗВ по СЕАР с использованием изображений нижних конечностей для самостоятельной диагностики пациентами [46]. Для предварительной обработки изображений, собранных из общедоступных онлайн-источников с использованием разработанных алгоритмов, было отобрано около 300 аккаунтов Instagram ($n = 67\ 000$ изображений ХЗВ) и выполнена задача бинарной классификации, различающая «ноги против отсутствия ног», с использованием ResNet50 с достижением точности 0,998. Затем был применен подход мультиклассификации с использованием 4 ИНС с различными архитектурами. Самая высокая точность – 0,79 была зафиксирована с моделью ViT-base-patch16-384. После удаления фото низкого качества осталось 10 618 изображений с клиническими классами ХЗВ и был запущен Telegram-бот @VaricoseVeinsCheck_bot для тестирования разработанных моделей ГМО, в который любой пользователь может отправить фото нижних конечностей и получить прогноз состояния. Исследование показало чувствительность 94,7% и специфичность 96,3% для выявления осложнений ХЗВ с использованием сверточных ИНС.

Проспективное поперечное исследование ($n = 52$) пациентов с ВТЯ с использованием 3 систем визуализации WoundAide (WA) Konica Minolta Inc. (Япония) провели в 2019–2021 гг. K.S. Chan et al. [47]. Они проанализировали с использованием статистики внутриклассовой корреляции внутри- и межэкспертную надежность портативного 3D-инфракрасного устройства визуализации ВТЯ на основе МО по сравнению с традиционными измерениями, проводимыми обученной медсестрой. Помимо исходных демографического и клинического профилей пациента, основные планиметрические параметры ВТЯ были собраны как для традиционных измерений, так и для WA ($n = 222$ изображения). Наблюдалась превосходная внутриэкспертная надежность WA в диапазоне 0,978–0,992 на 3 различных изображениях одной и той же ВТЯ, а также между WA по длине – 0,987, ширине – 0,990 и площади – 0,995. Зафиксирована хорошая межэкспертная надежность по длине и ширине (0,875–0,900) и превосходная между измерениями ВТЯ (0,932–0,950), выполненными медсестрой и WA. Для систем визуализации WA была достигнута высокая внутриэкспертная и межэкспертная надежность. И по мнению авторов, система WA является полезным клиническим инструментом для мониторинга и документации ВТЯ.

Потенциал внедрения чат-ботов в лечении пациентов с ХЗВ изучили A. Athavale et al. [48]. Для оценки возможной эффективности общедоступных чат-ботов с точки зрения их потенциала для управления электронной медицинской картой в ответах на вопросы пациентов и управления входящим ящиком электронных писем были разработаны анкеты: административные и несложные медицинские вопросы (на основе вопросов из реальной электронной почты) и сложные медицинские вопросы по ХЗВ. Исследование оценивалось независимо терапевтом и специалистом по сосудистой медицине. ChatGPT 4.0 показал лучшие результаты по всем вопросам. Вполне вероятно, что в будущем эта технология может быть использована для управления электронными медицинскими картами и разгрузки медицинского персонала. Но потребуются обширное обучение под наблюдением специалистов, наличие защитных барьеров для предотвращения «галлюцинаций» и сохранения конфиденциальности, а также доказательство того, что она может работать на уровне, сопоставимом с человеческим (если не лучше) уровнем.

Оценку возможности использования анализа инфракрасных термографических изображений, поддерживаемого методами МО, для раннего прогнозирования, диагностики ХЗВ и снижения ее стоимости в 2023 г. опубликовали в своем наблюдательном исследовании N. Krishnan и P. Muthu [49]. Востребована модель, способная выполнять успешную классификацию без необходимости предварительной обработки данных по сравнению с традиционными методами МО, которые зависят от идеального ручного извлечения признаков для достижения оптимальных результатов. В их наблюдательных исследованиях предварительно обученные сверточные ИНС обучались с использованием стратегии трансферного обучения. Используя предложенную адаптированную архитектуру модифицированной модели DenseNet-121, в своих результатах авторы зафиксировали ее превосходство и надежность, а также высокую точностью тестирования 97,4% над другими передовыми моделями. Затем индийские ученые представили результаты проспективного исследования по применению облегченной модели сверточной ИНС на основе ГМО, которая может с высокой точностью (96,8%) идентифицировать практически здоровые и пораженные сосудистыми заболеваниями нижние конечности пациентов, используя инфракрасные тепловые изображения ($n = 960$) с начальной скоростью обучения 0,0001. В исследовании приняли участие 240 человек: 120 с нормальным венозным кровотоком и 120 (480 изображений) с ХЗВ [50].

Автоматическая стратегия, основанная на ансамбле глубоких сверточных нейросетей (ГСНС), была предложена В. Oliveira et al. для классификации различных степеней тяжести ХЗВ по медицинским ($n = 1\,376$) изображениям [51]. Созданный клинический набор данных был случайным образом разделен на обучающий, тестовый и проверочный датасеты. Массив ГСНС был индивидуально применен к изображениям для классификации. Затем вместо традиционной стратегии ансамблевого голосования извлеченные векторы признаков из каждой ГСНС были объединены и загружены в новую сеть оптимизации ансамбля. Предложенная стратегия обеспечивает классификацию с точностью 93,8, 93,4 и 92,4% соответственно. Более того, по сравнению с традиционной ансамблевой стратегией было отмечено повышение точности на 2%. По мнению авторов, автоматическая классификация ХЗВ позволит снизить вероятность гиподиагностики и способствовать их лечению на ранних стадиях. В последующей публикации В. Oliveira et al. 2023 г. предложили новую автоматическую стратегию для совместной сегментации и классификации ХЗВ, основанную на многозадачной сети глубокого обучения VENet с одновременным решением задач сегментации и классификации, используя информацию, полученную в ходе обеих задач, для повышения эффективности обучения и в конечном итоге повышения эффективности их выполнения [52]. Согласно представленным результатам VENet достиг 96,4, 96,4 и 97,2% эффективности классификации для точности, достоверности и полноты соответственно, а также 75,4, 76,7 и 76,7% эффективности сегментации для коэффициента Дайса, точности и полноты соответственно. Такой инструмент может повысить точность диагностики и позволить количественно оценить эволюцию лечения. В частности, для сегментации было получено статистически значимое улучшение производительности, в основном для небольших поражений, а для задачи классификации были зарегистрированы более стабильное обучение и повышение надежности. В целом предложенный метод может быть использован в обычной клинической практике для помощи врачам и пациентам в диагностике и мониторинге ХЗВ, преодолении гиподиагностики и потенцировании лечения на ранних стадиях.

Разработку и оптимизацию модели МО для прогнозирования посттромботического синдрома в продольной когорте пациентов с проксимальным ТГВ провели Z. Wu et al. [53]. Пациенты ($n = 300$) стационара из электронной базы данных медицинских карт регистра ТГВ были случайным образом разделены на выборки для вывода и проверки, после чего были построены

4 прогностические модели с использованием алгоритмов логистической регрессии, простого дерева решений, экстремального градиентного усиления (XGBoost) и случайного леса (RF). Модель RF продемонстрировала наилучшую эффективность среди 4 моделей, продемонстрировав, что индекс Villalta при поступлении, возраст, ИМТ и симптом Мозеса являются значимыми предикторами, и точно предсказывала посттромботический синдром у пациентов с проксимальным ТГВ. Более того, модель продемонстрировала нелинейную корреляцию между возрастом и посттромботическим синдромом, что может быть полезно для оценки риска и стратификации у пациентов с проксимальным ТГВ.

В России многоцентровое проспективное исследование точности применения методов ИИ на ранних стадиях диагностики ХЗВ в условиях рутинной клинической практики было проведено I.A. Zolotukhin et al. [54]. После обследования и постановки диагноза изображения референтной области нижних конечностей анализировались диагностическим приложением AIVARIX, которое продемонстрировало высокую точность в выявлении у амбулаторных пациентов ($n = 433$) объективных симптомов ХЗВ клинических классов С1 и С2 по CEAP. Для класса С1 чувствительность и специфичность приложения составили 75,2 и 86,5%, а для С2-93,5 и 82,7% соответственно. Это указывает на обоснованность его использования в общей популяции с целью выявления симптомов, характерных для клинических классов ХЗВ С1 и С2 (CEAP).

Исследование А. Laddi et al. было сосредоточено на разработке надежной структуры локализации, идентификации и визуализации вен в реальном времени на основе алгоритма ГМО самопараметризованной сверточной ИНС для сегментации венозной карты для наборов данных конечностей, полученных в условиях отсутствия ограничений с использованием настройки визуализации в ближнем инфракрасном диапазоне для оказания помощи сосудистым хирургам во время венепункции, сосудистых операций или ХЗВ [55]. Была разработана портативная система получения изображений для сбора данных о венах конечностей у 72 человек. Для обучения и сравнения эффективности существующих известных архитектур на основе сверточных ИНС, таких как ResNet и VGGNet с самопараметризованной архитектурой U-Net использовался набор изображений, аннотированных вручную, что улучшило автоматизированную сегментацию и визуализацию вен. Полученные результаты показали, что по сравнению с традиционными моделями обучения на основе признаков ИНС самопараметризованная сеть U-Net лучше справляется с сегментацией неограниченного набора данных, показывая точность

96,7% для визуализации вен в реальном времени. Это делает ее подходящей для определения местоположения вен в реальном времени в условиях отсутствия ограничений. Ее применение может снизить риски, связанные с традиционной венепункцией или лечением ХЗВ, обеспечивая сосудистую поддержку, а также улучшая уход за пациентами и результаты лечения.

Разработку и интеграцию модели ИИ для анализа изображений ран и трофических язв продемонстрировали Z.J. Lo et al. [56]. Набор данных был разделен на обучающий, валидационный и тестовый наборы. Изображения были классифицированы и после автоматической планиметрической оценки сегментированы по 18 раневым и околораневым признакам. Предварительная обработка данных выполнялась с использованием методов избыточной выборки и аугментации. Для разработки модели использовалось МО. Было разработано приложение веб-браузера для демонстрации результатов модели ИИ ран с объяснимостью. После разработки модель была протестирована на дополнительных 15 476 немаркированных изображениях для оценки эффективности. Уровень достоверности для классификации по глубине составил 87,6% и уровень объяснимости – 68,0%, для измерения ширины и длины – 93,0 и 76,6%, для сегментации ран – 83,9 и 72,1% соответственно. Дальнейшее развитие позволит использовать его в качестве системы поддержки принятия клинических решений и интегрировать в существующие электронные системы здравоохранения.

В статье В. Cassidy et al. 2025 г. представлена усовершенствованная архитектура сегментации HarDNet, которая интегрирует компонент устранения контраста в начальные слои сети для улучшения обучения признакам [57]. Применяется процесс объединения тензоров многоцветного пространства и корректировка гармонической формы блоков свертки для улучшения этих дополнительных признаков. В этой статье представлено первое исследование, сфокусированное на более темных тонах кожи для сегментации хронических ран и ВТЯ с использованием моделей, обученных только на изображениях ран с более светлой кожей.

В исследовании A.F.J. Iding et al. применялось неконтролируемое МО для изучения гетерогенности посттромботического синдрома (ПТС) среди пациентов (n = 818) и в пределах шкалы Villalta [58]. Кластеризация пунктов Villalta выявила различие между признаками и симптомами. Баллы по признакам увеличивались с возрастом, мужским полом, более высоким ИМТ и степенью ТГВ, тогда как баллы по симптомам увеличивались с более молодым возрастом, женским полом, более высоким ИМТ и спровоцированным ТГВ. Остаточная венозная

обструкция была статистически значимо связана с баллом по признакам (коэффициент шансов 1,18 на балл), а не по симптомам. Через 6 мес. оценки значительно различались между профилями. Особенно между профилями молодых пациентов со спровоцированным ТГВ (симптомов – 41% против 21% ≥ 3 ; $p < 0,001$) и пожилых мужчин с диабетом и поражением бедренной вены (признаков – 18% против 34% ≥ 3 ; $p = 0,004$). Через 2 года симптомы уменьшились у молодых, но увеличились у пожилых пациентов. Эти результаты свидетельствуют о том, что переоценка системы оценки ПТС для выделения ее измерений позволит более персонализированное прогнозирование и профилактику риска.

Новые возможности технологий ИИ и компьютерного зрения, в частности, посредством удаленного мониторинга и взаимодействия с пациентами для улучшения ухода за хроническими ранами, включая ВТЯ, использовали R. Raizman et al. [59]. Пациенты (n = 28) были отобраны и обучены использованию мобильного приложения Patient Connect для визуализации ВТЯ и безопасного обмена данными с лечащими врачами. Участники делали в среднем 13 изображений каждой раны, отправляя их в среднем каждые 8 дней. Обеспечивая безопасный удаленный мониторинг состояния ран с помощью технологий ИИ, приложение может повысить приверженность пациентов лечению, сделать лечение более доступным и оптимизировать клинические процессы.

Использовать алгоритмы на основе ИИ для прогнозирования вероятности развития ТГВ у пациентов (n = 21 549) в течение 30 дней после эндовенозной термической абляции ЭВТА предложили A. Tabari et al. [60]. Авторы разработали и валидировали 4 модели машинного обучения, использующие демографические данные, сопутствующие заболевания и лабораторные показатели для прогнозирования риска послеоперационного ТГВ: деревья классификации и регрессии (CART) и оптимальной классификации (ОСТ), случайные леса и экстремальный градиентный бустинг (XGBoost). В этой когорте у 1,59% пациентов развился ТГВ. Модель XGBoost продемонстрировала хорошую дискриминационную способность для прогнозирования риска ТГВ с площадью под кривой 0,711 в контрольном тесте для модели со всеми переменными. Она позволяет врачам прогнозировать, у каких пациентов повышен риск развития тромбоза глубоких вен в течение 30 дней после ЭВТА.

Оценку и сравнение надежности, ясности и полезности ответов, сгенерированных 5 наиболее эффективными языковыми моделями ИИ с открытым доступом (ChatGPT-4, OpenAI, Сан-Франциско, Калифорния, США, DeepSeek-R1, DeepSeek, Ханчжоу, Чжэцзян, Китай;

Gemini 2.0, Google DeepMind, Маунтин-Вью, Калифорния, США; Grok-3, xAI, Сан-Франциско, Калифорния, США и LLaMA 3.1, Meta Platforms, Inc., Менло-Парк, Калифорния, США) в отношении радиочастотной абляции (РЧА) при ВРВ осуществили A. Zyada et al. [61]. Было проведено слепое сравнительное наблюдательное исследование с использованием стандартизированного списка из 8 часто задаваемых вопросов о РЧА, полученных из авторитетных центров сосудистой хирургии из разных стран. Ответы каждой модели независимо оценивались 32 опытными сосудистыми хирургами по 4 критериям: точность, ясность, релевантность и глубина. Grok-3 была оценена как обеспечивающая ответы самого высокого качества в 51,6% случаев, значительно превзойдя все другие модели ($p < 0,0001$), а ChatGPT-4 показал лучшие результаты в вводных вопросах. В то время как 42,4% респондентов были готовы рекомендовать пациентам инструменты ИИ, 45,5% остались неуверенными, что отражает продолжающиеся колебания. Хотя ИИ обещает улучшить понимание пациентами и снизить нагрузку на врачей, важны постоянная оценка и осторожная клиническая интеграция.

ОБСУЖДЕНИЕ

Интеграция ИИ и его автономных процессов МО в медицину произвела революционную трансформацию в мировом здравоохранении, обеспечив более быструю и точную диагностику, персонализацию лечения и эффективное управление клинической информацией [62]. Существует множество областей, где ИИ и медицина пересекаются: медицинское образование; автоматизация административных процессов; взаимодействие пациента и врача; удаленный мониторинг состояния и сортировка пациентов; управление данными; диагностика; предиктивная аналитика результатов лечения; поиск и разработка лекарственных препаратов; роботизированная хирургия; процессы принятия клинических решений и выработки рекомендаций по лечению; анализ медицинской визуализации и виртуальные помощники по здравоохранению. Однако эта трансформация не обходится без ряда проблем, выявленных в литературе в целом и в медицинской литературе в частности и требующих комплексного и ответственного подхода.

К этим проблемам относятся конфиденциальность и безопасность данных, предвзятость и дискриминация, отсутствие прозрачности (проблема «черного ящика»), интеграция с существующими системами, различия в стоимости и доступности, риск чрезмерной уверенности в ИИ, технические ограничения, ответственность за ошибки ИИ, алгоритмическая интерпретируемость,

проблемы стандартизации данных, безработица и сложности клинической валидации. Из множества выявленных проблем наибольшую обеспокоенность вызывают предвзятость данных, феномен «черного ящика», вопросы конфиденциальности данных, ответственность за принятие решений, проблемы безопасности для человека как вида и технологическая безработица [63].

Очевидно, что ИИ и МО изменят подход к медицине. Но в то же время, по мнению В. Hofmann, необходимо признать, что его внедрение не представляется чем-то особенным и радикально новым, а расширяет возможности и риски производства медицинских знаний. Поэтому необходимо оценивать ИИ и МО не по его новизне, продвинутости алгоритмов и объему данных, на которых он обучен, а по тому, насколько полезным он может быть для отдельных пациентов [64]. Существует огромный ажиотаж вокруг ИИ, якобы произведшего революцию в медицине. Однако алгоритмы веками лежали в основе медицины и десятилетиями внедрялись и обеспечивали поддержку принятия решений в такие технологии, как ЭКГ, КТ и МРТ. И хотя ИИ ускоряет алгоритмическую медицину, необходимо извлечь уроки из истории и избегать внедрения ИИ из-за его якобы нового характера. А должны внедрять его, потому что можем продемонстрировать его полезность [10].

Лишь немногие исследования и разработки ИИ нашли свое клиническое применение в сосудистой хирургии и флебологии, где приложения в основном находятся на стадии трансляционных исследований в диагностике, периоперационной медицине, стратификации риска и прогнозировании исходов [65]. Современный уровень развития ИИ и алгоритмов ГМО позволил разрабатывать приложения для самодиагностики пациентов, чтобы они могли самостоятельно определить степень тяжести ХЗВ и вовремя обратиться к врачу, и существенно изменил первичную медико-санитарную помощь, предлагая разнообразные возможности во всех функциональных аспектах [66].

Модели ГМО использовались в качестве удобных для пользователя и экономически эффективных инструментов скрининга для ранней диагностики и долгосрочного мониторинга ВРВ в реальном времени, что делает ее ценным инструментом как для клинического, так и для домашнего использования, особенно для сельских жителей. Такой подход соответствует современным требованиям здравоохранения, обеспечивая раннее вмешательство в лечение ХЗВ и способствуя улучшению его результатов [25]. Кроме того, общедоступные чат-боты принесли многообещающие результаты в оказании помощи пациентам в диагностике ХЗВ на дому [48].

Модели МО участвуют в диагностике и мониторинге прогрессирования сердечно-сосудистых заболеваний с использованием легкодоступных данных анализа крови и биохимического обнаружения, что предполагает еще одну возможность применения ИИ в диагностике венозных заболеваний. Разработка системы, которая идентифицирует пациентов с незначительными клиническими симптомами, указывающими на венозное заболевание, и интегрирует их в централизованную базу данных по риску ХЗВ, становится реальностью. Этот процесс учитывает семейный, включая генетические факторы риска, и патологический анамнез, перенесенные операции, образ жизни, частоту конкретных симптомов и визуальную картину. На основе интегрированной системы и конкретных классификаций можно сделать адекватный отбор пациентов с риском развития ХЗВ и ТГВ, разработать конкретные протоколы профилактики путем как внедрения медицинских показаний, так и изменения вредных привычек образа жизни. Учитывая, что предотвращать легче, чем лечить, интеграция и применение систем ИИ в скрининге и профилактике ХЗВ может стать будущим стандартом [67].

Большинство опубликованных данных связано с использованием алгоритмов ИИ в оценке медицинской визуализации с достижением точности, превышающей 90%. Они снижают изменчивость между наблюдателями, обеспечивая единообразную интерпретацию УЗ-изображений среди врачей и в разных условиях. За счет сокращения времени, необходимого для анализа изображений, более чем на 50% ускоряют диагностические рабочие процессы и демонстрируют способность выявлять едва заметные отклонения (незначительный венозный рефлюкс и тромбы), которые могут быть пропущены при ручной оценке. Методы ИИ могут помочь в диагностике и прогнозировании ТГВ и тромбоземболии, демонстрируя высокую чувствительность и специфичность, тем самым принося важную клиническую пользу [68, 69]. Ожидается, что, работая в этих направлениях, ИИ трансформируется из вспомогательного инструмента в неотъемлемый компонент клинической практики, особенно при прямой интеграции инструментов на базе ИИ в УЗ-устройства, мультимодальном анализе данных и разработке персонализированных стратегий лечения [70]. Алгоритмы ИИ способны улучшать результаты лечения пациентов, предоставляя более точные диагнозы, адаптируя планы лечения к индивидуальным потребностям и предлагая помощь в режиме реального времени, оценивать риски осложнений и рецидива ВРВ после инвазивных процедур, прогнозировать время заживления ВТЯ. Благодаря анализу клинических данных пациентов и учитывая их индивидуальные характеристики, алгоритмы ИИ могут

предлагать оптимальные персонализированные методы лечения.

Междисциплинарное и межведомственное сотрудничество, а также принятие определенных границ для интеграции будут иметь решающее значение для успешного внедрения инструментов ИИ в клиническую практику [71]. Важным спорным вопросом остается медико-правовая ответственность при подтверждении результатов с помощью ИИ, поскольку до сих пор не было принято никаких конкретных нормативных актов. Однако все больше источников предполагают, что этот аспект будет регулироваться в ближайшем будущем и инструменты ИИ смогут использоваться в повседневной практике в соответствии с принятыми правовыми актами [72].

Принимая во внимание публикации, проанализированные в данном обзоре, можно утверждать, что в современной литературе рассматривается широкий спектр тем, связанных с участием ИИ в диагностике венозной патологии. Персонализированная медицина выиграет от новых инструментов индивидуального прогнозирования, выявления скрытых закономерностей и сложных ассоциаций в данных о состоянии здоровья без каких-либо априорных предположений. И скорее всего, методы ИИ в ближайшем будущем станут общепринятым инструментом в повседневной флебологической практике. Но в дальнейшем необходимы многоцентровые проспективные исследования и использование крупномасштабных многоцентровых баз данных. Таким образом, будущее ИИ в венозной диагностике является многообещающим.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Методы ИИ представляют собой преобразующую инновацию в диагностике и лечении венозных заболеваний нижних конечностей за счет повышения точности диагностики, улучшения скрининга и профилактических стратегий выявления пациентов из группы риска на более ранней стадии прогрессирования заболевания, оптимизации рабочих процессов, обеспечения персонализированного лечения и ухода. Интеграция ИИ в повседневную клиническую практику, вероятно, станет стандартом, ознаменовав новую эру во флебологии. Вместо того чтобы рассматривать модели ИИ как замену человеческого интеллекта, необходимо подчеркнуть, что эти методы помогут избежать утомительных задач и несоответствий в диагностике, обусловленных разным клиническим опытом и квалификацией.

Поступила / Received 02.12.2025
Поступила после рецензирования / Revised 10.01.2026
Принята в печать / Accepted 20.01.2026

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Attaran R, Edwards M, Bunte MC, Castro-Dominguez Y, Fukaya E, Harth K et al. SCAI Technical Review on Management of Chronic Venous Disease. *J Soc Cardiovasc Angiogr Interv.* 2025;4(8):103730. <https://doi.org/10.1016/j.jscai.2025.103730>.
2. Kumar P, Khan IA, Das A, Shah H. Chronic venous disease. Part 1: Pathophysiology and clinical features. *Clin Exp Dermatol.* 2022;47:1228–1239. <https://doi.org/10.1111/ced.15143>.
3. Каторкин СЕ, Кушнарчук МЮ. Хронический компартмент-синдром нижних конечностей: современные стратегии диагностики и лечения. *Амбулаторная хирургия.* 2023;20(1):69–80. <https://doi.org/10.21518/akh2023-009>.
Katorkin SE, Kushnarchuk MY. Chronic compartment-syndrome of the lower limb: modern strategies for diagnosis and treatment. *Ambulatornaya Khirurgiya.* 2023;20(1):69–80. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/akh2023-009>.
4. Богачев ВЮ, Комов КВ, Сомов НО, Варич ГА, Мирзонов ВА, Голосницкий ПЮ и др. Венозная помпа стопы: литературный обзор и комментарии. *Амбулаторная хирургия.* 2025;22(1):70–82. <https://doi.org/10.21518/akh2025-019>.
Bogachev VYu, Komov KV, Somov NO, Varich GA, Mirzonov VA, Golosnitskiy PYu et al. Venous foot pump: A literature review and commentaries. *Ambulatornaya Khirurgiya.* 2025;22(1):70–82. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/akh2025-019>.
5. Gloviczki P, Lawrence PF, Wasan SM, Meissner MH, Almeida J, Brown KR et al. The 2023 Society for Vascular Surgery, American Venous Forum, and American Vein and Lymphatic Society clinical practice guidelines for the management of varicose veins of the lower extremities. Part II: Endorsed by the Society of Interventional Radiology and the Society for Vascular Medicine. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord.* 2024;12(1):101670. <https://doi.org/10.1016/j.jvsv.2023.08.011>.
6. Котельников ГП, Лосев ИИ, Сизоненко ЯВ, Каторкин СЕ. Особенности диагностики и тактики лечения пациентов с сочетанным поражением опорно-двигательной и венозной систем нижних конечностей. *Новости хирургии.* 2013;21(3):42–53. Режим доступа: <https://core.ac.uk/download/pdf/53875487.pdf>.
Kotelnikov GP, Losev II, Sizonenko YV, Katorkin SE. Peculiarities of diagnostics and treatment tactics of patients with combined lesion of the musculoskeletal and venous systems of the lower limbs. *Novosti Khirurgii.* 2013;21(3):42–53. (In Russ.) Available at: <https://core.ac.uk/download/pdf/53875487.pdf>.
7. Давыденко ВВ, Галилеева АН, Гензик ОВ, Монаенкова ОС, Хартахоева ГЛ. Использование телемедицины после амбулаторного хирургического лечения варикозной болезни нижних конечностей. *Амбулаторная хирургия.* 2023;20(2):28–34. <https://doi.org/10.21518/akh2023-018>.
Davydenko VV, Galileeva AN, Genzik OV, Monaenkova OS, Khartakhoyeva GL. The use of telemedicine after outpatient surgical treatment of varicose veins of the lower extremities. *Ambulatornaya Khirurgiya.* 2023;20(2):28–34. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/akh2023-018>.
8. Klingelhöfer D, Braun M, Dröge J, Groneberg DA, Brüggmann D. Research on artificial intelligence, machine and deep learning in medicine: global characteristics, readiness, and equity. *Global Health.* 2025;21(1):36. <https://doi.org/10.1186/s12992-025-01128-1>.
9. London AJ. Artificial Intelligence and Black-Box Medical Decisions: Accuracy versus Explainability. *Hastings Cent Rep.* 2019;49(1):15–21. <https://doi.org/10.1002/hast.973>.
10. Hofmann B. Artificial intelligence – the emperor's new clothes? *Digit Health.* 2024;10:20552076241287370. <https://doi.org/10.1177/20552076241287370>.
11. Cutillo CM, Sharma KR, Foschini L, Kundu S, Mackintosh M, Mandl KD; MI in Healthcare Workshop Working Group. Machine intelligence in healthcare – perspectives on trustworthiness, explainability, usability, and transparency. *NPJ Digit Med.* 2020;3:47. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0254-2>.
12. Ogliari FR, Traverso A, Barbieri S, Montagna M, Chiabrando F, Versino E et al. Exploring machine learning tools in a retrospective case-study of patients with metastatic non-small cell lung cancer treated with first-line immunotherapy: A feasibility single-centre experience. *Lung Cancer.* 2024;199:108075. <https://doi.org/10.1016/j.lungcan.2024.108075>.
13. Bhattad PB, Jain V. Artificial Intelligence in Modern Medicine – The Evolving Necessity of the Present and Role in Transforming the Future of Medical Care. *Cureus.* 2020;12(5):e8041. <https://doi.org/10.7759/cureus.8041>.
14. Bélisle-Pipon JC, Couture V, Roy MC, Ganache I, Goetghebeur M, Cohen IG. What Makes Artificial Intelligence Exceptional in Health Technology Assessment? *Front Artif Intell.* 2021;4:736697. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.736697>.
15. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019;25(1):44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>.
16. Park SH, Do KH, Kim S, Park JH, Lim YS. What should medical students know about artificial intelligence in medicine? *J Educ Eval Health Prof.* 2019;16:18. <https://doi.org/10.3352/jeehp.2019.16.18>.
17. Medetalibeyoglu A, Velichko YS, Hart EM, Bagci U. Foundational artificial intelligence models and modern medical practice. *BJR Artif Intell.* 2024;2:ubae018. <https://doi.org/10.1093/bjrai/ubae018>.
18. FASTERHOLDT I, NAGHAVI-BEHZAD M, RASMUSSEN BSB, KJØLHED T, SKJØTH MM, HILDEBRANDT MG, KIDHOLM K. Value assessment of artificial intelligence in medical imaging: a scoping review. *BMC Med Imaging.* 2022;22(1):187. <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00918-y>.
19. Briganti G, Le Moine O. Artificial Intelligence in Medicine: Today and Tomorrow. *Front Med.* 2020;7:27. <https://doi.org/10.3389/fmed.2020.00027>.
20. Di Bidino R, Daugbjerg S, Papavero SC, Haraldsen IH, Cicchetti A, Sacchini D. Health technology assessment framework for artificial intelligence-based technologies. *Int J Technol Assess Health Care.* 2024;40(1):e61. <https://doi.org/10.1017/S0266462324000308>.
21. Khawaja Z, Bélisle-Pipon JC. Your robot therapist is not your therapist: understanding the role of AI-powered mental health chatbots. *Front Digit Health.* 2023;5:1278186. <https://doi.org/10.3389/fgdth.2023.1278186>.
22. Asaadi S, Martins KN, Lee MM, Pantoja JL. Artificial intelligence for the vascular surgeon. *Semin Vasc Surg.* 2023;36(3):394–400. <https://doi.org/10.1053/j.semvascsurg.2023.05.001>.
23. Wolk S, Kleemann M, Reeps C. Artificial intelligence in vascular surgery and vascular medicine. *Chirurg.* 2020;91:195–200. <https://doi.org/10.1007/s00104-020-01143-5>.
24. Matei SC, Olariu S, Ungureanu AM, Malita D, Petraşcu FM. Does Artificial Intelligence Bring New Insights in Diagnosing Phlebological Diseases? – A Systematic Review. *Biomedicines.* 2025;13(4):776. <https://doi.org/10.3390/biomedicines13040776>.
25. Butova X, Shayakhmetov S, Fedin M, Zolotukhin I, Gianesini S. Artificial Intelligence Evidence-Based Current Status and Potential for Lower Limb Vascular Management. *J Pers Med.* 2021;11(12):1280. <https://doi.org/10.3390/jpm11121280>.
26. Lareyre F, Raffort J. Artificial Intelligence in Vascular Diseases: From Clinical Practice to Medical Research and Education. *Angiology.* 2025;33197251324630. <https://doi.org/10.1177/00033197251324630>.
27. Li B, Eisenberg N, Beaton D, Lee DS, Aljabri B, Al-Omran L et al. Using Machine Learning to Predict Outcomes Following Thoracic and Complex Endovascular Aortic Aneurysm Repair. *J Am Heart Assoc.* 2025;14:e039221. <https://doi.org/10.1161/JAHA.124.039221>.

28. Wickström HL, Öien RF, Fagerström C, Anderberg P, Jakobsson U, Midlöv PJ. Comparing video consultation with inperson assessment for Swedish patients with hard-to-heal ulcers: registry-based studies of healing time and of waiting time. *BMJ Open*. 2018;8(2):e017623. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-017623>.
29. Raffort J, Adam C, Carrier M, Lareyre F. Fundamentals in Artificial Intelligence for Vascular Surgeons. *Ann Vasc Surg*. 2020;65:254–260. <https://doi.org/10.1016/j.avsg.2019.11.037>.
30. Peters MDJ, Marnie C, Tricco AC, Pollock D, Munn Z, Alexander L et al. Updated methodological guidance for the conduct of scoping reviews. *JBI Evid Synth*. 2020;18(10):2119–2126. <https://doi.org/10.11124/JBIES-20-00167>.
31. Taylor RJ, Taylor AD, Smyth JV. Using an artificial neural network to predict healing times and risk factors for venous leg ulcers. *J Wound Care*. 2002;11(3):101–105. <https://doi.org/10.12968/jowc.2002.11.3.26381>.
32. Fukaya E, Flores AM, Lindholm D, Gustafsson S, Zanetti D, Ingelsson E, Leeper NJ. Clinical and Genetic Determinants of Varicose Veins. *Circulation*. 2018;138:2869–2880. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.118.035584>.
33. Hoobi MM, Qaswaa A. Detection System of Varicose Disease using Probabilistic Neural Network. *Int J Sci Res*. 2017;6:2591–2596. Available at: https://www.ijsr.net/get_abstract.php?paper_id=ART20173435.
34. Bhavani RR, Jiji GW. Image registration for varicose ulcer classification using KNN classifier. *Int J Comput Appl*. 2018;40:88–97. <https://doi.org/10.1080/1206212X.2017.1395108>.
35. Bhavani R, Jiji W. Varicose ulcer (C6) wound image tissue classification using multidimensional convolutional neural networks. *Imaging Sci J*. 2019;67:1–11. <https://doi.org/10.1080/13682199.2019.1663083>.
36. Shi Q, Chen W, Pan Y, Yin S, Fu Y, Mei J, Xue Z. An Automatic Classification Method on Chronic Venous Insufficiency Images. *Sci Rep*. 2018;8:17952. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-36284-5>.
37. Huang C, Tian J, Yuan C, Zeng P, He X, Chen H et al. Fully Automated Segmentation of Lower Extremity Deep Vein Thrombosis Using Convolutional Neural Network. *Biomed Res Int*. 2019;2019:3401683. <https://doi.org/10.1155/2019/3401683>.
38. Willan J, Katz H, Keeling D. The use of artificial neural network analysis can improve the risk-stratification of patients presenting with suspected deep vein thrombosis. *Br J Haematol*. 2019;185:289–296. <https://doi.org/10.1111/bjh.15780>.
39. Ohura N, Mitsuno R, Sakisaka M, Terabe Y, Morishige Y, Uchiyama A et al. Convolutional neural networks for wound detection: The role of artificial intelligence in wound care. *J Wound Care*. 2019;28(Suppl. 10):S13–S24. <https://doi.org/10.12968/jowc.2019.28.Sup10.S13>.
40. Fujita H. AI-based computer-aided diagnosis (AI-CAD): The latest review to read first. *Radiol Phys Technol*. 2020;13:6–19. <https://doi.org/10.1007/s12194-019-00552-4>.
41. Bai Y, Bo F, Ma W, Xu H, Liu D. Effect of Interventional Therapy on Iliac Venous Compression Syndrome Evaluated and Diagnosed by Artificial Intelligence Algorithm-Based Ultrasound Images. *J Healthc Eng*. 2021;2021:5755671. <https://doi.org/10.1155/2021/5755671>.
42. Kainz B, Heinrich MP, Makropoulos A, Oppenheimer J, Mandegaran R, Sankar S et al. Non-invasive diagnosis of deep vein thrombosis from ultrasound imaging with machine learning. *NPJ Digit Med*. 2021;4:137. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00503-7>.
43. Levshinskii V, Galazis C, Losev A, Zamechnik T, Kharybina T, Vesnin S, Goryanin I. Using AI and Passive medical Radiometry for diagnostics (MWR) of venous diseases. *Comput Methods Programs Biomed*. 2021;215:106611. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106611>.
44. Ragg J. Artificial Intelligence in the Research of Origins of Vein Insufficiency. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord*. 2021;10:543–544. <https://doi.org/10.1016/j.jvsv.2021.12.012>.
45. Atreyapurapu V, Vyakaranam M, Atreya S, Gupta P, Atturu G. Assessment of Anatomical Changes in Advanced Chronic Venous Insufficiency Using Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord*. 2022;10:571–572. <https://doi.org/10.1016/j.jvsv.2021.12.059>.
46. Barulina M, Sanbaev A, Okunkov S, Ulitin I, Okoneshnikov I. Deep Learning Approaches to Automatic Chronic Venous Disease Classification. *Mathematics*. 2022;10:3571. <https://doi.org/10.3390/math10193571>.
47. Chan KS, Liang S, Cho YT, Chan YM, Tan AHM, Muthuveerappa S et al. Clinical validation of a machine-learning-based handheld 3-dimensional infrared wound imaging device in venous leg ulcers. *Int Wound J*. 2022;19(2):436–446. <https://doi.org/10.1111/iwj.13644>.
48. Athavale A, Baier J, Ross E, Fukaya E. The potential of chatbots in chronic venous disease patient management. *JVS Vasc Insights*. 2023;1:100019. <https://doi.org/10.1016/j.jvsvi.2023.100019>.
49. Krishnan N, Muthu P. Detection of chronic venous insufficiency condition using transfer learning with convolutional neural networks based on thermal images. *Biomed Eng Appl Basis Commun*. 2023;36:2350030. <https://doi.org/10.4015/S1016237223500308>.
50. Krishnan N, Muthu P. CVINet: A deep learning based model for the diagnosis of chronic venous insufficiency in lower extremity using infrared thermal images. *Int J Imaging Syst Technol*. 2024;34:e23004. <https://doi.org/10.1002/ima.23004>.
51. Oliveira B, Torres HR, Morais P, Baptista A, Fonseca J, Vilaça JL. Classification of Chronic Venous Disorders using an Ensemble Optimization of Convolutional Neural Networks. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*. 2022;2022:516–519. <https://doi.org/10.1109/EMBC48229.2022.9871502>.
52. Oliveira B, Torres HR, Morais P, Veloso F, Baptista AL, Fonseca JC, Vilaça JL. A multi-task convolutional neural network for classification and segmentation of chronic venous disorders. *Sci Rep*. 2023;13(1):761. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-27089-8>.
53. Wu Z, Li Y, Lei J, Qiu P, Liu H, Yang X et al. Developing and optimizing a machine learning predictive model for post-thrombotic syndrome in longitudinal cohort of patients with proximal deep venous thrombosis. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord*. 2023;11(3):555–564.e5. <https://doi.org/10.1016/j.jvsv.2022.12.006>.
54. Zolotukhin IA, Kvasnikov BB, Linnik OZH, Shiyakhmetov SB, Butova KG. Artificial Intelligence Based Application Accuracy in Diagnostics of C1-C2 Chronic Venous Disease. *J Venous Disord*. 2024;18:132–138. <https://doi.org/10.17116/flebo202418021132>.
55. Laddi A, Goyal S, Himani, Savlania A. Vein segmentation and visualization of upper and lower extremities using convolution neural network. *Biomed Tech*. 2024;69(5):455–464. <https://doi.org/10.1515/bmt-2023-0331>.
56. Lo ZJ, Mak MHW, Liang S, Chan YM, Goh CC, Lai T et al. Development of an explainable artificial intelligence model for Asian vascular wound images. *Int Wound J*. 2024;21(4):e14565. <https://doi.org/10.1111/iwj.14565>.
57. Cassidy B, McBride C, Kendrick C, Reeves ND, Pappachan JM, Fernandez CJ et al. An enhanced harmonic densely connected hybrid transformer network architecture for chronic wound segmentation utilising multi-colour space tensor merging. *Comput Biol Med*. 2025;192(Pt. A):110172. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2025.110172>.
58. Iding AFJ, Ten Cate V, Ten Cate H, Wild PS, Ten Cate-Hoek AJ. Untangling profiles of postthrombotic syndrome using unsupervised machine learning. *Blood Adv*. 2025;9(14):3631–3641. <https://doi.org/10.1182/bloodadvances.2025015829>.
59. Raizman R, Ramírez-García Luna JL, Newaz T, Wang SC, Berry GK, Kong LY et al. Empowering Patients and Caregivers to Use Artificial Intelligence and Computer Vision for Wound Monitoring: Nonrandomized, Single-Arm Feasibility Study. *J Particip Med*. 2025;17:e69470. <https://doi.org/10.2196/69470>.

60. Tabari A, Ma Y, Alfonso J, Gebran A, Kaafarani H, Bertsimas D, Daye D. An artificial intelligence interpretable tool to predict risk of deep vein thrombosis after endovenous thermal ablation. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord*. 2025;13(5):102253. <https://doi.org/10.1016/j.jvsv.2025.102253>.
61. Zyada A, Fakhry A, Nagib S, Seken RA, Farrag M, Abouelseoud A et al. How Well Do Different AI Language Models Inform Patients About Radiofrequency Ablation for Varicose Veins? *Cureus*. 2025;17(6):e86537. <https://doi.org/10.7759/cureus.86537>.
62. Marques M, Almeida A, Pereira H. The Medicine Revolution Through Artificial Intelligence: Ethical Challenges of Machine Learning Algorithms in Decision-Making. *Cureus*. 2024;16(9):e69405. <https://doi.org/10.7759/cureus.69405>.
63. Aravazhi PS, Gunasekaran P, Benjamin NZY, Thai A, Chandrasekar KK, Kolanu ND et al. The integration of artificial intelligence into clinical medicine: Trends, challenges, and future directions. *Dis Mon*. 2025;71(6):101882. <https://doi.org/10.1016/j.disamonth.2025.101882>.
64. Hofmann B. Biases in AI: acknowledging and addressing the inevitable ethical issues. *Front Digit Health*. 2025;7:1614105. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1614105>.
65. Fischer UM, Shireman PK, Lin JC. Current applications of artificial intelligence in vascular surgery. *Semin Vasc Surg*. 2021;34(4):268–271. <https://doi.org/10.1053/j.semvascsurg.2021.10.008>.
66. Yousefi F, Dehnavieh R, Laberge M, Gagnon MP, Ghaemi MM, Nadali M, Azizi N. Opportunities, challenges, and requirements for Artificial Intelligence (AI) implementation in Primary Health Care (PHC): a systematic review. *BMC Prim Care*. 2025;26(1):196. <https://doi.org/10.1186/s12875-025-02785-2>.
67. Lareyre F, Chaudhuri A, Behrendt CA, Pouhin A, Teraa M, Boyle JR et al. Artificial intelligence-based predictive models in vascular diseases. *Semin Vasc Surg*. 2023;36:440–447. <https://doi.org/10.1053/j.semvascsurg.2023.05.002>.
68. Ryan L, Mataraso S, Siefkas A, Pellegrini E, Barnes G, Green-Saxena A et al. A Machine Learning Approach to Predict Deep Venous Thrombosis Among Hospitalized Patients. *Clin Appl Thromb Hemost*. 2021;27:1076029621991185. <https://doi.org/10.1177/1076029621991185>.
69. Lareyre F, Chaudhuri A, Behrendt CA, Pouhin A, Teraa M, Boyle JR et al. Artificial intelligence-based predictive models in vascular diseases. *Semin Vasc Surg*. 2023;36:440–447. <https://doi.org/10.1053/j.semvascsurg.2023.05.002>.
70. Lam BD, Dodge LE, Zerbey S, Robertson W, Rosovsky RP, Lake L et al. The potential use of artificial intelligence for venous thromboembolism prophylaxis and management: Clinician and healthcare informatician perspectives. *Sci Rep*. 2024;14:12010. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-62535-9>.
71. Dossabhoy SS, Ho VT, Ross EG, Rodriguez F, Arya S. Artificial intelligence in clinical workflow processes in vascular surgery and beyond. *Semin Vasc Surg*. 2023;36(3):401–412. <https://doi.org/10.1053/j.semvascsurg.2023.07.002>.
72. Ungureanu A-M, Matei S-C, Malita D. Controversies in the Application of AI in Radiology – Is There Medico-Legal Support? Aspects from Romanian Practice. *Diagnostics*. 2025;15:230. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15020230>.

Информация об авторе:

Каторкин Сергей Евгеньевич, д.м.н., профессор, заведующий кафедрой и клиникой госпитальной хирургии, Самарский государственный медицинский университет; 443099, Россия, Самара, ул. Чапаевская, д. 89; katorkinse@mail.ru

Information about the author:

Sergei E. Katorkin, Dr. Sci. (Med.), Professor, Head of the Department and Clinic of Hospital Surgery, Samara State Medical University; 89, Chapayevskaya St, Samara, 443089, Russia; katorkinse@mail.ru