

ISSN 2782-3806
ISSN 2782-3814 (Online)
УДК 616.127-073:004.8

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДИАГНОСТИКЕ АНЕВРИЗМ АОРТЫ

Шахмилов А. А.¹, Ванюркин А. Г.¹, Пантелеева Ю. К.¹, Верховская Е. В.¹,
Поплавский Е. О.¹, Сиюхов А. А.¹, Чернявский М. А.¹, Гергет О. М.²

¹ Федеральное государственное бюджетное учреждение «Национальный медицинский исследовательский центр имени В. А. Алмазова» Министерства здравоохранения Российской Федерации, Санкт-Петербург, Россия

² Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт проблем управления имени В. А. Трапезникова» Российской академии наук, Москва, Россия

Контактная информация:

Шахмилов Алимерза Арсланбегович,
ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова»
Минздрава России,
ул. Аккуратова, д. 2, Санкт-Петербург,
Россия, 197341.
E-mail: mirza150150150@bk.ru

Статья поступила в редакцию 28.02.2025
и принята к печати 24.03.2025

РЕЗЮМЕ

Цель. Цель данного исследования — изучить использование методов глубокого нейросетевого обучения в диагностике и лечении аневризмы аорты (АА), основываясь на методах визуализации. Будет уделено особое внимание скринингу, диагностике, сегментации поражений, хирургической помощи и прогнозированию исходов. **Методы.** Был проведен обзор научных публикаций, в которых использовались модели глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (СНС), в различных аспектах диагностики и лечения АА. **Результаты.** Модели глубокого обучения продемонстрировали значительный прогресс в лечении и диагностике аневризм аорты. Отмечается, что такие модели, как ResNet, обеспечивают высокую точность выявления аневризмы на бесконтрастных компьютерных томограммах. Такие методы, как U-Net, позволяют точно измерить размер и объем аневризмы, что важно для планирования объема хирургического вмешательства. Глубокое обучение также помогает в хирургических процедурах, точно предсказывая позицию стента и послеоперационные осложнения. Кроме того, модели способны с высокой точностью прогнозировать прогрессирование аневризмы и оценивать вероятность неблагоприятного исхода для пациента. **Выводы.** Технологии глубокого обучения демонстрируют значительный потенциал в улучшении диагностики, лечения и контроля аневризмы аорты. Эти достижения могут привести к более точному и персонализированному подходу к пациентам, улучшая результаты лечения лиц с данной патологией.

Ключевые слова: аневризма аорты, визуальная диагностика, глубокое обучение, искусственный интеллект, модель прогнозирования

Для цитирования: Шахмилов А.А., Ванюркин А.Г., Пантелеева Ю.К. и др. Использование искусственного интеллекта в диагностике аневризм аорты. Российский журнал персонализированной медицины. 2025;5(4):338-354. DOI: 10.18705/2782-3806-2025-5-4-338-354. EDN: JDWUGX

© Шахмилов А.А., Ванюркин А.Г., Пантелеева Ю.К. и др., 2025



THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE DIAGNOSIS OF AORTIC ANEURYSMS

Shakhmilov A. A.¹, Vanyurkin A. G.¹, Panteleeva Yu. K.¹, Verkhovskaya E. V.¹,
Poplavsky E. O.¹, Siyukhov A. A.¹, Chernyavsky M. A.¹, Gerget O. M.²

¹ Almazov National Medical Research Centre, Saint Petersburg, Russia

² V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Corresponding author:

Shakhmilov Alimerza A.,
Almazov National Medical Research Centre,
Akkuratova str., 2, Saint Petersburg,
Russia, 197341.
E-mail: mirza150150150@bk.ru

Received 28 February 2025; accepted
24 March 2025

ABSTRACT

Objective. The purpose of this study is to review the application of deep neural network learning methods in the diagnosis and treatment of aortic aneurysm (AA), based on imaging methods, and special attention will also be paid to screening, diagnosis, lesion segmentation, surgical care, and outcome prediction. **Methods.** A review was conducted of scientific publications that used deep learning models, such as convolutional neural networks (SNN), in various aspects of AA diagnosis and treatment. **Results.** Deep learning models have demonstrated significant progress in the treatment and diagnosis of aortic aneurysms. For screening and diagnosis, models such as ResNet provide high accuracy in detecting aneurysms on contrast-free CT scans. Methods such as U-Net allow accurate measurement of aneurysm size and volume, which is important for planning the volume of surgery. Deep learning also helps in surgical procedures by accurately predicting stent position and postoperative complications. In addition, the models are able to accurately predict the progression of the aneurysm and the prognosis for the patient. **Conclusions.** Deep learning technologies demonstrate significant potential in improving the diagnosis, treatment, and control of aortic aneurysms. These advances can lead to a more accurate and personalized approach to patients, improving treatment outcomes for patients with this pathology.

Key words: aortic aneurysm, artificial intelligence, deep learning, prediction model, visual diagnostics

For citation: Shakhmilov AA, Vanyurkin AG, Panteleeva YuK, et al. The use of artificial intelligence in the diagnosis of aortic aneurysms. Russian Journal for Personalized Medicine. 2025;5(4):338-354. (In Russ.) DOI: 10.18705/2782-3806-2025-5-4-338-354. EDN: JDWUGX

Список сокращений: АА — аневризма аорты, АГА — аневризма грудной аорты, БНС — байесовские нейронные сети, ГСС — графовые сверточные сети, ИИ — искусственный интеллект, КБС — метод k-ближайших соседей, МОВ — метод опорных векторов, НККТ — неконтрастная компьютерная томография, РНС — рекуррентные нейронные сети, СНС — сверточные нейронные сети.

ВВЕДЕНИЕ

Аневризма аорты (АА) — это расширение аорты, когда ее диаметр увеличивается по сравнению с нормальным диаметром аорты в 1,5 раза. Основными причинами развития являются атеросклероз и гипертония; также возникновение АА связано с такими факторами, как возраст, пол, раса, наследственность и курение [1]. АА — это жизнеугрожающее состояние. Есть два вида хирургического лечения данной патологии: открытая операция, а также эндоваскулярное вмешательство (Endovascular Aneurysm Repair (EVAR)/Thoracic Endovascular Aortic Repair (TEVAR)). В российских клинических рекомендациях от 2023 г. содержатся данные по ведению пациентов с аневризмой аорты. В них говорится, что план лечения должен основываться на сопоставлении предполагаемых рисков хирургического вмешательства с рисками роста и разрыва аневризмы, также, что компьютерная томография с ангиографией (КТА) остается наиболее часто используемым методом при планировании хирургического вмешательства, поскольку она позволяет получить исчерпывающую информацию об аорте и ее ветвях, оценить степень и морфологию аневризмы, а также выявить сопутствующие окклюзионные поражения [2, 3].

Глубокое обучение, которое называют разновидностью искусственного интеллекта (ИИ), является важной отраслью технологии машинного обучения. По сравнению с традиционными методами машинного обучения, такими как метод опорных векторов — МОВ (основной задачей алгоритма является определение центральной линии, или гиперплоскости,

разделяющей данные на два класса; например, разделяет черные и белые точки на плоскости одной линией), метод случайных лесов (алгоритм классификации, прогнозирующий развитие какого-либо события), дерево решений (более простой, но менее точный метод прогнозирования), метод k-ближайших соседей — КБС (алгоритм классификации и регрессии, основанный на гипотезе компактности, которая предполагает, что расположенные близко друг к другу объекты в пространстве признаков имеют схожие значения целевой переменной или принадлежат к одному классу), наивный байесовский классификатор (алгоритм машинного обучения, предназначенный для многоклассовой классификации данных с независимыми признаками) и логистическая регрессия (статистическая модель, используемая для прогнозирования вероятности возникновения некоторого события), глубокое обучение использует другие модели и методы обучения. Традиционное машинное обучение основано на извлечении признаков вручную и четко определенных алгоритмических правилах, в то время как модели глубокого обучения, особенно сверточные нейронные сети (СНС) — позволяют распознавать образы, значительно повышают точность машинного обучения за счет автоматического извлечения сложных признаков из больших объемов данных. Благодаря непрерывной итерации и повышению сложности моделей возможности машинного распознавания впервые достигли уровня человеческого восприятия [4].

Различные модели глубокого обучения, включая СНС, рекуррентные нейронные сети (РНС), байесовские нейронные сети (БНС) и графовые сверточные сети (ГСС), имеют свои уникальные структуры и методы обучения, подходящие для различных типов данных и задач. Например, СНС превосходны в задачах обработки изображений и визуального распознавания, в то время как РНС больше подходят для последовательных данных, таких как текст и речь. БНС вводят распределения вероятностей в параметры сети, предлагая метод обработки неопределенности и оценки достоверности прогнозов, что особенно важно в областях, требующих

высокоточных прогнозов, — например, в медицине. ГСС расширяют возможности глубокого обучения для работы с данными, представленными в виде графов, позволяя сети напрямую обучаться на связях между узлами графа. Это применимо к таким задачам, как прогнозирование структуры белков. В отличие от традиционных моделей прогнозирования, в частности, регрессионных моделей, которые напрямую устанавливают математические зависимости между входными и выходными данными, модели глубокого обучения изучают абстрактные представления данных с помощью нескольких уровней нелинейных преобразований, что позволяет им выявлять более сложные закономерности и взаимосвязи. Разнообразие и гибкость этих моделей являются ключом к успеху глубокого обучения в различных областях.

Благодаря стремительному развитию компьютерного оборудования и глубокого обучения ИИ нашел широкое применение в анализе медицинских изображений [5]. В настоящее время модели глубокого обучения достигли точности диагностики, сопоставимой с точностью рентгенологов, при визуализации большинства опухолей, таких как рак прямой кишки [6], рак молочной железы [7], рак легких [8] и др. Сверточные нейронные сети и усовершенствованные модели широко используются в обработке медицинских изображений [9]. В отношении сосудистых заболеваний прогностические модели на основе глубокого обучения позволили добиться значительных успехов при различных патологиях, включая ишемическую болезнь сердца [10, 11], инсульт [12, 13] и тромбозы [14, 15]. В этом исследовании представлен обзор современных методов технологии глубокого обучения, используемых в диагностике и лечении аневризмы аорты.

1. ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ В СКРИНИНГЕ И ДИАГНОСТИКЕ АА

1.1. Скрининг аневризм брюшной аорты

Аневризма аорты — это жизнеугрожающая нозология, которая лечится только хирургически. Скрининг на наличие аневризмы аорты имеет решающее значение для предотвращения развития осложнения — разрыва аневризмы. Поскольку на ранних стадиях аневризма аорты часто протекает бессимптомно, скрининг является ключевым компонентом определения потенциальных рисков. Традиционные методы скрининга сталкиваются с трудностями, в том числе с обнаружением небольших или атипичных аневризм. В последнее время технологии глубокого обучения продемонстрировали большой потенциал в повышении точности и эффективности скрининга,

особенно при распознавании изображений и анализе закономерностей. Эти технологии не только повышают точность диагностики, но и обрабатывают большие объемы данных, играя жизненно важную роль в раннем выявлении АА. Технология глубокого обучения позволяет извлекать из результатов неконтрастной компьютерной томографии (НККТ) дополнительную информацию, которую может не заметить врач, что облегчает диагностику и оценку АА, а по эффективности она сравнима даже с КТА-исследованиями. Голла А. К. и соавторы [16] разработали диагностическую модель, которая может автоматически выявлять аневризму брюшной аорты (АБА) при проведении компьютерной томографии и может быть использована в условиях стационара. В исследовании применялись три различные сверточные нейронные сети: ResNet (Residual neural network) — остаточная нейронная сеть, VGG-16 (Visual Geometry Group) — группа визуальной геометрии и AlexNet (с англ.: нейронная сеть Алекса, разработанная Алексом Крижевским) — для анализа набора данных, состоящего из 187 снимков компьютерной томографии головного мозга. ResNet решает проблему исчезающего градиента за счет введения остаточных связей, что позволяет обучать более глубокие сети; VGG-16 характеризуется повторяющимся использованием сверточных слоев 3×3 и глубокой многоуровневой архитектурой, что подчеркивает важность глубины сети; AlexNet, как одна из первых моделей глубокого обучения, предотвращает переобучение за счет использования функций активации ReLU (Rectified Linear Unit — выпрямленный линейный блок) и методов отбрасывания данных. Каждая модель имеет свои уникальные особенности и сильные стороны. В данном исследовании ResNet превзошла другие нейронные сети по точности диагностики АА. Ее точность достигла 0,856 и площади под кривой (AUC — area under the curve receiver operating characteristic) 0,926 в первом исследовании из 187 снимков. Впоследствии производительность алгоритма была проверена на втором наборе данных, содержащем 106 сканирований, где он работал полностью автоматически и дал точность 0,953 и AUC 0,971. Эти результаты демонстрируют выдающуюся эффективность алгоритма при скрининге АБА и его потенциал для применения в медицине. Однако у данного исследования все же есть недостатки. Во-первых, относительно небольшой размер набора данных может ограничивать обобщение и надежность моделей. Кроме того, хотя эти модели отлично справляются с выявлением АА, их способность отличать кровь от других компонентов мягких тканей остается непроверенной. К решению указанной проблемы приблизились Чандрашекар А. и коллеги [17]. Они предположили, что из изображений НККТ можно извлечь достаточно

Таблица 1. Исследования по скринингу и диагностике АА

Table 1. Screening and diagnostic research of aortic aneurysm

Автор	Год публикации	Цели исследования	Тип изображения	Пациенты	Модель DL	Точность прогнозируемого результата
Голла А. К. [16]	2021	Скрининг на АБА	НККТ	Набор данных, состоящий из 187 гетерогенных КТ-снимков	ResNet, VGG-16, AlexNet	В первом наборе данных он достиг точности 0,856 и AUC 0,926. Во втором наборе данных он достиг точности 0,953 и AUC 0,971.
Чандрашекер А. [17]	2023	Генерация изображений КТА с использованием изображений НККТ	НККТ	Парные изображения НККТ и КТА 75 пациентов с АБА, всего 11243 пар изображений	ГСС	Точность сегментации просвета аневризмы (Cycle-GCC: 86,1 % \pm 12,2 % против Con-GCC: 85,7 % \pm 10,4 %) и точность классификации пространственной морфологии тромба (Cycle-GCC: 93,5 % против Con-GCC: 85,7 %).
Праделла М. [18]	2022	Скрининг на АГА	КТА, НККТ	18243 КТ-сканов (45,7 % женщин) были успешно проанализированы с помощью AIRad	DL-прототип (AIRad)	AIRad правильно оценил наличие или отсутствие АГА в 17691 исследовании (97 %), включая 452 случая с ранее пропущенным АГА независимо от протокола контрастирования.

Примечание: АА — аневризма аорты; СНС — сверточные нейронные сети; КТА — КТ-ангиография; НККТ — компьютерная томография без контрастного усиления; AUC — площадь под кривой (представляет собой степень или меру разделимости, указывающую на способность модели различать классы); ГСС — генеративно-состязательная сеть.

Note: AA — aortic aneurysm; CNN — convolutional neural networks; CTA — CT-angiography; NCCT — non-contrast computed tomography; AUC — area under the curve (represents the degree or measure of separability, indicating the model's ability to distinguish between classes); GAN — generative adversarial network.

информации, чтобы отличить кровь от других компонентов мягких тканей. Команда разработчиков создала программное обеспечение, которое генерирует изображения КТ-ангиографии, базируясь на изображениях компьютерной томографии с использованием алгоритма глубокого обучения на основе генеративно-состязательных сетей — ГСС (Generative Adversarial Neural Network — GAN). ГСС — важная технология в области глубокого обучения, которая добилась значительных успехов в генерации изображений, работе с дополненной реальностью и различных других сферах. Для обучения разработчики использовали парные изображения компьютерной томографии и КТ-ангиографии 75 пациентов с аневризмой брюшной аорты, всего 11243 пары изображений.

В итоге обе созданные модели смогли выполнять задачи по преобразованию изображений, при этом модель генеративно-состязательной сети Cycle показала наилучшие результаты. Она обеспечила точность сегментации полости аневризмы до 86,1 % и точность классификации пространственной морфологии тромба на уровне 93,5 %. Такой подход не только позволяет преодолеть ограничения, связанные с масштабом данных и универсальностью модели, но и демонстрирует возможности технологии глубокого обучения для преобразования медицинских изображений и более сложных задач по обработке изображений. Автоматическая диагностика АБА с помощью НККТ не только позволяет проводить масштабный скрининг, но и делает его доступным

для тех, кому противопоказано исследование с контрастным веществом, например, пациентам с аллергией на йод или почечной недостаточностью.

1.2. Скрининг аневризмы грудной аорты

Технология глубокого обучения продолжает совершенствоваться в области скрининга и диагностики аневризмы грудной аорты (АГА). АГА считается фактором риска развития острого аортального синдрома и должна быть точно указана в результатах каждого КТ-исследования. Основным методом диагностики АГА является измерение диаметра аорты. Однако из-за сложной анатомической структуры грудной аорты выявление АГА остается сложной задачей. Чтобы решить эту проблему, Праделла М. и соавторы [18] использовали программное обеспечение для скрининга AI-Rad — Artificial intelligence in radiology (искусственный интеллект в радиологии), основанное на технологии глубокого обучения, для проведения скрининга АГА у большой группы пациентов на основе изображений, полученных без КТ-аортографии. Оно было обучено на более чем 10000 наборов данных для обнаружения ориентиров аорты с помощью глубокого обучения. Сегментация аорты была обучена на более чем 1000 наборов данных с помощью состязательной глубокой сети «изображение к изображению» (сравнение изображений с заданным эталоном). В соответствии с рекомендациями Американской кардиологической ассоциации (англ. АНА), это программное обеспечение измеряет диаметр грудной аорты в девяти различных местах. Критерием расширения считается диаметр, превышающий 45 мм в аортальном синусе, на стыке аортального синуса и восходящего отдела аорты, в восходящей аорте и вблизи дуги аорты, а также превышающий 40 мм от середины дуги до нисходящей аорты. В этом исследовании было проанализировано 18243 результата компьютерной томографии, из которых 12092 — компьютерная томография с контрастным усилением (КТА), а остальные — НККТ. В итоге 97,0 % случаев (в общей сложности 17691) были правильно классифицированы, включая 452 ранее пропущенных случая АГА. По сравнению с аналогичными исследованиями, AI-Rad использует глубокое обучение с подкреплением и состязательную глубокую сеть «изображение к изображению» для задач обнаружения и сегментации. Глубокое обучение с подкреплением сочетает в себе преимущества обоих методов, а состязательная глубокая сеть «изображение к изображению» за счет двойного состязательного обучения нейронных сетей повышает точность и стабильность модели. AI-Rad также может генерировать 3D-изображения, что позволяет врачам более наглядно оценить размеры аорты.

2. ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ В СЕГМЕНТАЦИИ АА

Сегментация очагов поражения на КТ-изображениях АА имеет определяющее значение для принятия решений и последующего хирургического лечения. Однако существующие методы сегментации требуют много времени и сложны в применении в повседневной клинической практике. Чтобы решить эту проблему, Сириаписит Т. [19] представил новый метод сегментации АА на основе глубокого обучения, использующий структуру СНС, дополненную информацией о координатах. Этот подход позволил повысить точность сегментации, достигнув впечатляющих коэффициентов сходства по Дайсу (DSC), он же мера Сёрнсена — 97,13 % на изображениях КТА и 96,74 % на изображениях НККТ. DSC — статистический показатель, определяющий степень сходства между двумя наборами данных, что делает его наиболее предпочтительным для оценки точности сегментации в медицинской визуализации. Кроме того, они применили трансферное обучение — метод, при котором модель, разработанная для одной задачи, повторно используется для второй, связанной с ней, задачи. В указанном случае это означало применение информации предоперационных вычислений к данным после EVAR. Точность этого метода достигает 95,66 % и 94,90 % по DSC для послеоперационной сегментации аневризмы в наборах данных КТА и НККТ соответственно.

2.1. Сегментация брюшной аорты

Мохаммади С. и соавторы [20] провели исследование с целью создания полностью автоматизированной модели для сегментации брюшной полости, выявления аневризмы брюшной аорты и оценки тяжести заболевания с помощью КТ-изображений. Их модель состояла из трех ключевых этапов. Для начала был разработан классификатор на основе сверточной нейронной сети для разделения брюшной полости на четыре отдельных класса, включая брюшную полость, аорту, границы тела и кости. Затем, после успешного обнаружения аорты, они использовали алгоритм круга Хафа (позволяет искать объекты, принадлежащие к определенному классу фигур) для точного определения ее границ и измерения диаметра. На основе измеренного диаметра аорты они стратифицировали патологию на три уровня риска: высокий риск развития аневризмы, средний и низкий. Модель показала исключительные результаты, достигнув точности, достоверности и чувствительности 97,93 %, 97,94 % и 97,93 % соответственно. Кроме того, точность обнаружения границ аорты составила 98,62 %, а алгоритм круга Хафа различал

120 участков аорты с точностью до 98,33 %. Таким образом, все этапы этого классификатора дали ожидаемые результаты. Абдолманафи А. [21] использовал полносверточную сеть (fully convolutional network, FCN) на основе Resnet-FCN с расширенными свертками в качестве архитектуры глубокого обучения. Они привлекли специалистов, чтобы те вручную обвели контуры аорты, стенки, выделили внутрипросветные структуры и использовали результаты этих экспертных обводок в качестве золотого стандарта для обучения модели глубокого обучения. Модель включает в себя три этапа: во-первых, она определяет границы аорты; во-вторых, она маскирует исходное изображение, чтобы удалить все окружающие похожие органы и структуры, тем самым обеспечивая более точную сегментацию стенок; в-третьих, она определяет внутрипросветные структуры и наличие АБА. Примечательно, что по сравнению с ручной сегментацией, выполненной экспертами, результаты автоматической сегментации демонстрируют хорошую согласованность: BF-Score — оценка F1 по границе (Boundary F1 Score — это среднее гармоническое двух других важных метрик: «точности» и «отзыва»). Точность измеряет достоверность положительных предсказаний — из всех случаев, которые модель предсказала как положительные, какая доля на самом деле оказалась положительной. Проще говоря, речь идет о минимизации ложных срабатываний) составляет $0,97 \pm 0,03$, а IoU-Score (метрика, используемая для оценки точности алгоритмов объектного обнаружения, измеряющая степень перекрытия между предсказанным и реальным ограничивающим прямоугольником. Значения варьируются от 0 (отсутствие перекрытия) до 1 (полное совпадение)) — $0,98 \pm 0,02$.

2.2. Сегментация грудной аорты

Проводить сегментацию аорты можно не только с помощью КТ-снимков, также можно использовать данные МРТ. Марин-Кастрильон Д. М. и коллеги [22] применяли технологию 4D-потока (метод, основанный на МРТ, измеряет кровотоки с помощью 3D-изображений и данных временных рядов). Данная технология фиксирует динамические характеристики кровотока, такие как скорость, направление и местоположение в 3D-пространстве, что помогает в оценке атеросклеротического поражения. Авторы использовали модель на основе U-Net (сверточная нейронная сеть, предназначенная для быстрой и точной сегментации изображений), обрабатывая каждый кадр изображения независимо. Метод показал впечатляющую точность сегментации: DSC составил 0,90, а среднее расстояние Хаусдорфа — наибольшее из всех расстояний от точки в одном множестве до ближайшей точки

в другом множестве (HD) — 9,58 мм, что указывает на его потенциал для более широкого применения в диагностике АГА.

2.3. Использование нейронных сетей для визуализации внутрипросветного тромба

Вышеуказанные нейросети позволяют сегментировать изображения аорты «от одной стенки до другой стенки», однако, они не могут отделить истинную стенку сосуда от тромботических масс. Внутрипросветный тромб является одним из предикторов прогрессирования аневризмы аорты. Его наличие связано с образованием аневризматического мешка и высоким риском разрыва. Точная количественная оценка и анализ объема тромба необходимы для более точной оценки риска разрыва аневризмы. Сегментация тромба является сложной задачей из-за его неровных границ и отсутствия четкого определения из-за прилегающих структур с одинаковыми значениями интенсивности и низким контрастом границ. Брутти Ф. [23] представил полностью автоматизированный процесс обнаружения и сегментации тромбов у пациентов с АБА с помощью изображений КТ-ангиографии в сочетании с анализом геометрии АБА. Этот подход позволяет создавать полигональные модели тромбов и внутрипросветного пространства, включая автоматизированное определение центральной линии внутрисосудистого пространства для расчета диаметра аневризмы и диаметра истинного просвета. При сравнении с ручной сегментацией тромбов, выполненной экспертом, сегментация тромбов с помощью этой модели показала коэффициент точности 0,89. Кроме того, геометрический анализ АБА продемонстрировал высокий коэффициент внутриклассовой корреляции — самый популярный в статистике, который показывает прямолинейную связь между переменными (ICC) — 0,92. Он принимает значение от -1 до 1. Чем ближе значение к 1, тем выше положительная корреляция между показателями. Если оно, наоборот, ближе к -1 — корреляция отрицательная, при этом средняя абсолютная разница в диаметре составила 3,2 мм. ICC, показатель надежности или согласованности, указывает на высокую точность измерений. Эти результаты свидетельствуют о том, что разработанная модель глубокого обучения эффективна при сегментации внутрипросветных тромбов у пациентов с АБА. Ларейр Ф. [24] объединил экспертную систему с контролируемым алгоритмом глубокого обучения, тем самым создав гибридный метод сегментации брюшного отдела аорты. Результаты показали, что этот гибридный подход превзошел экспертную систему в сегментации внутри просвета (сходство по объему: 0,8128, DSC: 0,8266). Кроме того, улучшилась точность сегментации тромбов

Таблица 2. Исследования по сегментации АА

Table 2. Segmentation research of aortic aneurysm

Автор	Год публикации	Цели исследования	Тип изображения	Пациенты	Модель DL	Точность прогнозируемого результата
Сириаписит Т. [19]	2022	Сегментация АБА	УКТ, НККТ	Изображения КТ и НККТ высокого разрешения, содержащие 64 среза от каждого из 200 пациентов	UNet, AG-DSV-UNet, VNet, Res-NetMed, DenseVox-Net	Наилучшая точность изображений НККТ и УКТ составляет 97,13 % и 96,74 % соответственно.
Мохаммади М. [20]	2019	Сегментация брюшной области, обнаружение АБА и классификация тяжести заболевания	КТА, УКТ	10 наборов данных КТ и КТА пациентов	CHC	Внутренняя часть брюшной полости, аорта, граница тела и кость с точностью, достоверностью и чувствительностью 97,93 %, 97,94 % и 97,93 % соответственно.
Абдолманафи А. [21]	2022	Сегментация АБА	КТА	6030 КТ-срезов брюшной полости, полученных от 56 разных пациентов с АБА	FCN	Лучшая модель достигла точности 96,8640 % (чувствительности 99,3794 % и специфичности 94,0271 %) в проверочном наборе и 100 % (точности случая) и 93,3333 % (точности изображения) в тестовом наборе.
Марин-Кастрильон Д. М. и др. [22]	2023	Сегментация АГА	4D поток МРТ	36 пациентов с АГА	U-Net	Эффективность сегментации составила $0,90 \pm 0,02$ для DSC, а среднее значение HD составило $9,58 \pm 4,36$ мм.
Брутти Ф. [23]	2022	Сегментация тромба АБА	КТА	Набор данных из 85 сканированных КТА	U-Net	Достигнут DSC классификатора на основе CHC 0,89. Анализ геометрии АБА дал ICC 0,92.
Ларейр Ф. [24]	2021	Сегментация тромба АБА	КТА	93 пациента	U-Net	Гибридный подход продемонстрировал хорошую точность сегментации просвета (объемное сходство: 0,8128 и DSC: 0,8266).

Примечание: АА — аневризма аорты; CHC — сверточные нейронные сети; УКТ — компьютерная томография с контрастным усилением; НККТ — компьютерная томография без контрастного усиления; КТА — компьютерная томографическая ангиография; AUC — площадь под кривой; МРТ — магнитно-резонансная томография; DSC — коэффициент сходства; ICC — коэффициент внутриклассовой корреляции.

Note: AA — aortic aneurysm; CNN — convolutional neural networks; CECT — contrast-enhanced computed tomography; NCCT — non-contrast computed tomography; CTA — computed tomography angiography; AUC — area under the curve; MRI — magnetic resonance imaging; DSC — Dice similarity coefficient; ICC — intra-class correlation coefficient.

(сходство по объему: 0,9404, DSC: 0,8918) по сравнению с экспертной системой.

3. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРЕДОПЕРАЦИОННОЙ ПОДГОТОВКЕ

3.1. Использование глубокого обучения для проведения EVAR

Хирургическое вмешательство представляет собой важнейший метод лечения аневризмы аорты, а технология глубокого обучения, основанная на оценке предоперационных, интраоперационных и послеоперационных изображений, может обеспечить более точную информацию о состоянии пациентов, помочь в разработке хирургических планов и оценить послеоперационные осложнения. Определение параметров аневризмы является основой для принятия хирургических решений. Ручное измерение диаметра сосуда отнимает много времени, так как требует высокой концентрации специалиста. Точность измерения всегда зависит от навыков и опыта врача. При таком методе не исключены ошибки, что может привести к задержкам в проведении вмешательства или ненужным операциям. Братт А. и соавторы [25] создали модель глубокого обучения, способную автоматически измерять объем и диаметр аорты по предоперационным изображениям КТ-ангиографии. Машинное измерение, по сравнению с измерениями, проведенными тремя рентгенологами, показало более высокую временную эффективность по объему ($p < 0,008$) и диаметру ($p < 1 \times 10^{-5}$). Показатели достоверности расчетов были сопоставимы с вариативностью результатов, полученных при ручном измерении, о которой сообщалось ранее. Адам С. и коллеги [26] использовали технологию глубокого обучения для определения и оценки максимального диаметра аорты на предоперационных и послеоперационных КТА-снимках пациентов с АБА. Набор обучающих данных включал 489 КТА-изображений. Авторы сравнили измерения максимального диаметра поперечного сечения, выполненные вручную двумя опытными сосудистыми хирургами, тремя ординаторами сосудистой хирургии и двумя рентгенологами общей практики, с обученной моделью. В данном исследовании медианная абсолютная разница между результатами измерения специалистов составила 1–2 мм, а модель глубокого обучения показала среднюю абсолютную разницу в 1,2 мм, превзойдя результаты измерений обычных врачей. Измерения, проводимые врачами-клиницистами вручную, могут различаться в зависимости от индивидуального опыта, различий в стандартах

оценки и состояния пациента на момент оценки. Эти факторы в совокупности неизбежно приводят к ошибкам в измерениях и недостаточной воспроизводимости результатов с течением времени. В отличие от этого, модель глубокого обучения, обученная на большом массиве данных, обеспечивает более последовательный и объективный метод измерения, снижая влияние человеческого фактора и тем самым повышая надежность измерений. Цзян З. и соавторы [27] представили новый метод, сочетающий вычислительную модель (модель роста и ремоделирования сосудов — G&R) с глубоким обучением (Deep Belief Network — DBN), — глубокую сеть доверия, для решения этих проблем. Модель G&R генерирует ограниченный набор данных, который в сочетании с результатами наблюдения за пациентами используется для обучения DBN. Модель, протестированная на изображениях компьютерной томографии 20 пациентов, показывает более высокую эффективность в прогнозировании расширения АБА по сравнению с традиционными моделями, что позволяет вовремя определить показания к хирургическому лечению.

3.2. Использование глубокого обучения для проведения TEVAR

Пациентам с аневризмой грудной части аорты, которым планируется эндопротезирование (TEVAR), нужна предоперационная подготовка для определения подходящих зон имплантации (Z) для установки стент-графта. Саитта С. и коллеги [28] разработали автоматизированную технологию на основе изображений КТ-ангиографии для предоперационной оценки перед TEVAR. Эта система автоматически сегментирует грудную аорту, определяет проксимальную зону имплантации и количественно оценивает основные геометрические характеристики: радиус кривизны центральной линии дуги аорты, максимальные диаметры проксимальных зон посадки, ангуляцию и извилистость аневризмы. Протестированная на 465 компьютерных томограммах, эта технология обеспечила точность сегментации и измерения 0,95 по Дайсу и была дополнительно протестирована на 9 пациентах, предоставив врачам точную информацию для планирования операции. Каппе К. и соавторы [29] разработали полностью автоматический метод сегментации стент-графта на основе изображений DSA, полученных во время EVAR. Они обучили 2D-сверточную нейронную сеть с архитектурой U-Net для сегментации стент-графта на изображениях DSA. С помощью перекрестной проверки они получили многообещающие результаты: средний показатель DSC составил 0,957, а медианный показатель

Таблица 3. Исследования по оказанию хирургической помощи при АА

Table 3. Research on surgical treatment of aortic aneurysm

Автор	Год публикации	Цели исследования	Тип изображения	Пациенты	Модель DL	Точность прогнозируемого результата
Брэтт А. [25]	2021	Меры объема и диаметра	КТА	2835 пациентов	U-Net	Модели глубокого обучения демонстрируют лучшую временную повторяемость для измерений объема ($p < 0,008$) и диаметра ($p < 1e-5$).
Адам К. [26]	2021	Определить и оценить максимальный диаметр аорты	КТА	551 пациент	CHC	Медианная абсолютная разница по отношению к измерениям экспертов составила от 1 мм до 2 мм среди всех комментаторов.
Цзян З. [27]	2020	Прогнозирование расширения АБА и принятие решения о необходимости проведения операции	КТ	20 пациентов	Сеть Глубоких Убеждений (DBN)	DBN может предсказывать увеличение АБА со средней относительной ошибкой 3,1 %, что превосходит классическую модель смешанного эффекта на 65 %.
Саитта С. [28]	2022	Предоперационное измерение положения стента	КТА	465 КТ-сканирований	U-Net	Обученная CHC дала средний показатель DSC 0,95 и смогла обобщить данные до 9 патологических случаев аневризмы грудной аорты, обеспечив точную сегментацию.
Каппе К. О. [29]	2022	Полностью автоматическая сегментация стент-графта DSA	DSA	47 пациентов с АБА, получавших лечение с помощью EVAR	U-Net	Средний DSC 0,957 и медиана 0,968. Среднее и медиана среднего расстояния поверхности составляют 1,266 мм и 0,870 мм соответственно.
Ван Ю. [30]	2022	Прогнозировать исход персистирующих эндоподтеканий 2-го типа после EVAR	КТА	94 пациента с персистирующими эндоликами 2-го типа	CHC	Достигнуты AUC 0,917, точность 0,842 и оценка F1 0,897.
Хан С. [31]	2020	Обнаружение эндоподтекания и измерение диаметра, площади и объема аневризмы	КТА	191 уникальный пациент, прошедший EVAR	Retina Net, Res-Net-50, U-Net	Лучшая модель обнаружения эндоликов 2-го типа получила AUROC 0,94 с оптимизированной точностью 0,89 на сбалансированном наборе данных.

Примечание: АА — аневризма аорты; CHC — сверточные нейронные сети; AUC — площадь под кривой; КТА — компьютерная томографическая ангиография; DSC — коэффициент сходства; EVAR — эндопротезирование аневризмы брюшной аорты; DSA — цифровая субтракционная ангиография.

Note: AA — aortic aneurysm; CNN — convolutional neural networks; AUC — area under the curve; CTA — computed tomography angiography; DSC — Dice similarity coefficient; EVAR — endovascular aneurysm repair; DSA — digital subtraction angiography.

DSC — 0,968. Кроме того, среднее и медианное расстояние между поверхностями составило 1,266 мм и 0,870 мм соответственно. Этот метод обеспечивает надежную помощь и оценку при имплантации стент-графта, гарантируя точность позиционирования стента, визуализацию эндоликов, и поддерживает бесперебойную работу различных функций, таких как коррекция слияния изображений.

3.3. Использование глубокого обучения для лечения осложнений после эндопротезирования

Ван Ю. и коллеги [30] создали модель глубокого обучения для прогнозирования того, столкнутся ли пациенты с серьезными неблагоприятными последствиями, связанными с эндоликами 2-го типа. Обучающий набор данных включал 10240 изображений КТ-ангиографии у 75 больных с эндоликами 2-го типа, а тестовый набор данных включал томографии 19 пациентов. В тестовой выборке модель глубокого обучения показала многообещающие результаты прогнозирования: AUC составила 0,917 (оценка 0,5 указывает на случайное угадывание, а оценка 1 — на идеальное выполнение), точность — 0,842, а показатель F1 (среднее гармоническое, обеспечивающее сбалансированную оценку эффективности модели с учетом как ложноположительных, так и ложноотрицательных результатов) — 0,897. Однако недостатком этого исследования является то, что обучающая выборка относительно невелика и включает изображения КТ-ангиографии только 75 больных. Это может повлиять на общую применимость модели и ее точность в более широкой популяции пациентов. В ответ на этот вызов Хан С. [31] собрал послеоперационные изображения КТ-ангиографии 191 пациента, чтобы создать модель глубокого обучения для прогнозирования возникновения эндоликов 2-го типа. Модель также измеряла диаметр, площадь и объем эндолика. Наилучшая модель для обнаружения эндоликов 2-го типа показала AUROC (значение, отображающее соотношение между двумя показателями) 0,94 и оптимизированную точность 0,89 на сбалансированном наборе данных. Авторы заявили о том, что необходимо продолжить исследование с более крупной выборкой.

4. ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РОСТА АА

4.1. Применение глубокого обучения для прогнозирования прогрессирования АБА

Прогнозирование скорости роста и характера АБА имеет решающее значение для раннего лечения

и хирургического вмешательства. Выявление ключевых особенностей, таких как стаз крови и образование внутрипросветного тромба, играет важную роль в раскрытии сложных механизмов, лежащих в основе адаптации сосудов, что в итоге повышает способность прогнозировать рост АБА. Однако существует высокая вариативность среди пациентов в локальных корреляциях между показателями гемодинамики, биологическими характеристиками, морфологическими особенностями и скоростью роста АБА, что делает биохимические и механические процессы во времени и пространстве недостаточно изученными. Резаиталешмахаль М. и соавторы [32] использовали структурную информацию о внутрипросветном тромбе для прогнозирования роста АБА. Они разделили 54 пациента с АБА на две группы: с медленным ростом (< 5 мм в год) и быстрорастущие (≥ 5 мм в год). Были построены 3D-модели АБА с помощью модели сегментации изображений на основе глубокого обучения и спрогнозирован рост аневризмы с помощью автоматизированного анализа. Модель прогнозирования показала AUROC 0,89 и общую точность 83 %. Однако анализ только структурной информации о тромбе для оценки прогноза АБА может привести к неполному описанию сложных биомеханических характеристик АБА. При расчете без учета внутрипросветного тромба AUROC прогноза снижался до 0,75. Ким С. и коллеги [33] использовали метод СНС, чтобы включить важные мультифизические характеристики, связанные с механизмом прогрессирования АБА, и подтвердить их влияние на прогнозирование роста АБА. Результаты тестирования четырех комбинаций признаков у 54 пациентов, включая радиус, толщину внутрипросветного тромба, усредненное по времени напряжение сдвига стенки и скорость роста, показали, что использование мультифизических признаков значительно улучшило прогнозирование роста АБА, продемонстрировав, что предложенная архитектура превосходит предыдущие передовые методы в этой области.

Эндопротезирование аорты при аневризмах имеет такие преимущества, как малая инвазивность, короткий послеоперационный период, сокращенный срок пребывания в стационаре, а также более низкий уровень смертности. Однако результаты долгосрочного наблюдения показывают более высокий риск послеоперационных осложнений и повторных вмешательств по сравнению с открытым хирургическим лечением [34, 35]. Ван Ю. [36] разработал и сравнил мультимодальные модели, основанные на морфологических характеристиках, глубоко обученными и радиологическими характеристиками, для прогнозирования риска возникновения нежелательных явлений, связанных с EVAR.

Таблица 4. Исследования по прогнозированию прогрессирования и течения АА

Table 4. Research on predicting the progression and course of aneurysm

Автор	Год публикации	Цели исследования	Тип изображения	Пациенты	Модель DL	Точность прогнозируемого результата
Резаиталешмахалех М. [32]	2023	Прогноз роста АБА	КТА	54 пациента с внутрисосудным тромбом в аневризме брюшной аорты	CACU-Net	Достигнут показатель AUROC 0,89 и общая точность 83 %.
Ким С. [33]	2023	Прогноз роста АБА	КТА	54 пациента	СНС на основе патчей	Результаты демонстрируют превосходство представленной архитектуры над предыдущими передовыми методами прогнозирования роста АБА.
Ван Ю. [36]	2022	Прогнозирование результатов после EVAR	КТА	979 пациентов прошли плановую EVAR	DCHC	Модель логистической регрессии показала лучшую прогностическую эффективность (AUC 0,93, точность 0,86 и оценка F1 0,91).
Караду К. [37]	2022	EVAR-наблюдение	КТА	48 ранних КТ-сканирований после EVAR и 101 последующее КТ-сканирование	Полностью автоматизированное программное обеспечение (PRAEVAorta; Nurea, Бордо, Франция)	Среднее значение DSC 0,950, индекс Жаккара 0,906, чувствительность 0,929, специфичность 0,965, объемное сходство 0,973 и среднее значение HD 8,7 мм.
Марко-димитракис Э. [38]	2023	Прогнозирование расслоения аорты у пациентов с АГА	MPT	73 пациента	U-Net	Достигнуты DSC 98,09 % и HD 4,88 мм.

Примечание: АА — аневризма аорты; СНС — сверточные нейронные сети; КТА — КТ-ангиография; AUC — площадь под кривой; MPT — магнитно-резонансная томография; DSC — коэффициент сходства; EVAR — эндоваскулярная операция по устранению аневризмы брюшной аорты; ДА — диссекция аорты; HD — дистанция Хаусдорфа.

Note: AA — aortic aneurysm; CNN — convolutional neural networks; CTA — CT angiography; AUC — area under the curve; MRI — magnetic resonance imaging; DSC — Dice similarity coefficient; EVAR — endovascular aortic repair; AD — aortic dissection; HD — Hausdorff distance.

Результаты мультимодальных моделей показали, что радиологическая модель, основанная на логистической регрессии, обладает более высокой прогностической способностью (AUC 0,93, точность 0,86, показатель F1 0,91) по сравнению с моделью морфологических признаков (AUC 0,62, точность 0,69, показатель F1 0,81) и моделью глубокого обучения (AUC 0,82, точность 0,85, показатель F1 0,89). В целом все

три модели могут относительно точно прогнозировать риск сердечно-сосудистых осложнений. Караду К. и соавторы [37] протестировали полностью автоматизированное программное обеспечение PRAEVAorta (программное обеспечение для автоматического измерения таких показателей, как диаметр, длина, ангуляция аорты), разработанное на основе классической архитектуры U-Net. Оно предназначено для оценки развития аневризмы брюшной аорты и связанных с ней рисков после EVAR. Автоматически анализируя КТ-изображения после эндопротезирования, оно может измерять объем, площадь поверхности, шейку и максимальный диаметр аневризмы брюшной аорты. Результаты исследования показали, что измерения, проведенные с помощью программного обеспечения, хорошо коррелируют с методами ручной коррекции и являются достаточно точными. Более того, скорость сегментации, которую предоставляет программное обеспечение, выше, чем при традиционном ручном измерении, что значительно повышает эффективность данной процедуры. Эта технология может стать важным дополнением к наблюдению за пациентами после EVAR за счет раннего выявления изменений в мешке, что может снизить риск вторичного разрыва.

4.2. Применение глубокого обучения для прогнозирования прогрессирования АГА

С возрастом аорта способна расширяться, терять эластичность и в конечном счете может разорваться, что очень часто приводит к летальному исходу. Основным критерием для определения того, когда пациенту следует проводить операцию, является диаметр аорты. Однако было показано, что одного лишь диаметра аорты недостаточно для прогнозирования расслоения, что указывает на необходимость поиска других факторов. Маркодими-тракис Э. и коллеги [38] стремились оценить эластичные свойства четырех различных сегментов восходящей аорты у лиц с АГА, чтобы определить податливость аорты и спрогнозировать риск развития расслоения. Были исследованы МРТ снимки восходящего отдела аорты 73 пациентов. Анализ проводили различными архитектурами глубокого обучения с разными гиперпараметрами и настройками, чтобы автоматически сегментировать контур аорты на каждом изображении, а затем автоматически рассчитать податливость аорты. Сюда входят U-Net и другие модифицированные архитектуры, такие как Residual-U-Net (где каждый подмодуль U-Net заменяется остаточным соединением и плотным слоем; плотный слой — это слой нейронной сети, который связан со всеми другими нейронами, что означает, что каждый нейрон в плотном слое получает входные данные от всех нейронов

своего предыдущего слоя), Attention-U-Net (которая вводит механизм внимания для настройки выходных характеристик кодировщика и предоставляет декодировщику знания о пространственной информации высокого уровня с помощью шлюзов внимания, которые позволяют проводить поиск взаимосвязей между различными частями входных и выходных данных), Attention-Residual-U-Net (на основе ResNet, реализующая как остаточные блоки, так и шлюзы внимания) и Recurrent-Residual-U-Net (на основе РНС и остаточных блоков — ключевого элемента архитектуры нейросетей, который позволяет строить глубокие модели, эффективно обучая их и избегая проблем с затуханием градиента). Из всех протестированных моделей лучше всего показала себя сеть U-Net с коэффициентом точности 98,09 % и разрешением 4,88 мм. Результаты показали, что латеральные и задние квадранты были более жесткими, в то время как центральные и передние квадранты демонстрировали наименьшую жесткость аорты. Тенденции изменения жесткости *in vivo* соответствовали значениям, полученным *ex vivo*. Разработанный метод автоматической сегментации является надежным, клинически совместимым и обладает способностью к прогнозированию.

ОБСУЖДЕНИЕ

Технология глубокого обучения сегодня применяется в различных областях диагностики и лечения АА, играя важнейшую роль в своевременном выявлении заболевания и повышении выживаемости пациентов. Однако, поскольку исследования заболеваний, основанные на моделях глубокого обучения, составляют отдельную категорию, избежать недостатков, характерных для традиционных исследований в области глубокого обучения, непросто. Эти недостатки в первую очередь проявляются в нескольких областях. Например, размер и качество наборов данных напрямую влияют на точность и универсальность моделей. В настоящее время в исследованиях наблюдается значительный дефицит высококачественных, крупномасштабных, многоцентровых наборов данных. Кроме того, «черный ящик» моделей глубокого обучения не обеспечивает необходимую прозрачность диагностических процессов, что неприемлемо при принятии клинических решений. Недостаточность многоцентровых исследований и охват различных групп населения ограничивают универсальность и надежность моделей. Более того, клиническая валидация, стандартизация моделей, а также юридические и этические аспекты остаются актуальными проблемами в исследованиях глубокого обучения.

Наконец, постоянное обновление и поддержка моделей также сопряжены со значительными трудностями в условиях стремительного развития медицины.

Чтобы устранить эти ограничения, можно рассмотреть несколько потенциальных решений. Во-первых, создание большего количества совместных проектов и платформ, которые побуждают различные организации делиться данными и интегрировать их, может помочь решить проблему нехватки наборов данных. Чтобы повысить прозрачность и интерпретируемость моделей, исследователи могли бы изучить новые алгоритмы и методы, такие как объяснимые модели глубокого обучения, чтобы предоставить более четкое объяснение процесса принятия решений. Для повышения универсальности и надежности моделей можно было бы использовать межкультурные и межгеографические методы исследования, чтобы модели точно отражали и учитывали характеристики различных групп населения. Кроме того, тесное сотрудничество с регулирующими органами для создания стандартизированных процессов клинической валидации может помочь обеспечить безопасность и эффективность технологий глубокого обучения. Наконец, разработка систем адаптивного обучения, которые постоянно оптимизируют и обновляют модели с использованием новых данных, может помочь решить проблемы, связанные с быстрым развитием медицины. Благодаря этим подходам можно не только преодолеть существующие ограничения, но и использовать весь потенциал технологий глубокого обучения в клинических приложениях, тем самым улучшая диагностику и лечение АА.

Во многих областях диагностики и лечения аневризмы аорты технология глубокого обучения все еще недостаточно изучена и требует больше инвестиций и внимания. Ниже приведен ряд примеров, которые также представляют собой ключевые области для будущих исследований.

Недостаточная оценка кальцификации: наличие кальция в просвете аорты влияет на развитие и риск разрыва аневризмы, поскольку может привести к сильному растяжению тканей в окружающих областях. Более высокая степень кальцификации аорты значительно повышает риск развития симптоматической аневризмы и ее разрыва [39, 40]. ИИ может дать возможность разработать программное обеспечение для быстрой и объективной количественной оценки кальцификации в больших наборах данных о пациентах [41]. Однако исследований, в которых для оценки кальцификации у пациентов с аневризмой используются методы глубокого обучения, по-прежнему относительно мало.

Несовершенный подбор размера стент-графта и места его имплантации: EVAR и TEVAR являются наиболее актуальными методами лечения аневризмы аорты. Процесс принятия решения о размере и форме стента, местах установки и степени раскрытия в значительной мере зависит от личного опыта и субъективной оценки оператора. В настоящее время исследования в области глубокого обучения в сфере лечения аневризмы брюшной аорты в основном сосредоточены на сегментации стента и измерении диаметра сосудов, при этом меньше исследований посвящено всестороннему анализу различных данных или интуитивному руководству для операторов. Кроме того, эта технология в значительной степени опирается на предоперационные изображения КТ-ангиографии для планирования операции. Интеграция изображений DSA в эту технологию потенциально может повысить ее ценность при проведении реальных операций.

Недостаточная оценка риска развития осложнений: АА — это опасное для жизни заболевание, и оценка прогноза для пациентов в режиме реального времени имеет решающее значение. В области искусственного интеллекта, не основанного на глубоком обучении, было достигнуто много успехов в прогнозировании развития осложнений у лиц с АА, включая оценку риска разрыва [42, 43], риска внутрибольничной смертности [44, 45], оценку 30-дневной смертности [46] и многое другое. Глубокое обучение, по сравнению с традиционными алгоритмами машинного обучения, обладает более широкими возможностями и, как ожидается, будет давать лучшие результаты в этих областях.

Аневризма аорты из-за потенциальной угрозы для жизни и сложности диагностики всегда была в центре внимания медицинских исследований. Технология глубокого обучения предоставила нам новый и более надежный инструмент, который может с высокой точностью обнаруживать и локализовать аневризму, тем самым обеспечивая возможность раннего вмешательства и лечения. Особенно в анализе изображений и сегментации аневризмы модели глубокого обучения продемонстрировали значительные преимущества перед традиционными методами. Что еще более важно, по мере развития технологии мы ожидаем, что глубокое обучение позволит лучше понять патогенез АА и предлагать более персонализированные и точные стратегии лечения. Кроме того, благодаря углублению междисциплинарного сотрудничества мы надеемся обнаружить больше биомаркеров и факторов риска, связанных с АА, что еще больше расширит наше понимание этого заболевания. В целом, технология глубокого обучения

открыла новые возможности для диагностики и лечения АА, предоставив безграничные перспективы для будущих медицинских исследований.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В этой статье мы подробно рассмотрели применение искусственного интеллекта в диагностике и лечении аневризмы аорты, продемонстрировав последние достижения в этой области. Мы обнаружили, что технология ИИ не только значительно повысила точность и качество визуализации аневризмы аорты, но и показала высокую эффективность при точном планировании лечения и оценке рисков. В частности, глубокое обучение открыло широкие перспективы развития при планировании хирургических вмешательств и прогнозировании риска разрыва аневризмы. Основной вклад этой статьи заключается в обобщении результатов нескольких ключевых работ, выявлении пробелов и будущих направлений в текущих исследованиях. Наш обзор представляет собой ценный источник информации для ученых и врачей-клиницистов в этой области, подчеркивая важнейшую роль и значительный потенциал глубокого обучения в оптимизации лечения АА. Он закладывает основу для дальнейших исследований в данной области.

Конфликт интересов / Conflict of interest

Авторы заявили об отсутствии потенциального конфликта интересов. / The authors declare no conflict of interest.

Финансирование / Funding

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда в рамках научного проекта №24-19-00084. / The study was financially supported by the Russian Science Foundation under scientific project №24-19-00084.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- Upchurch GR Jr, Escobar GA, Azizzadeh A, et al. Society for vascular surgery clinical practice guidelines of thoracic endovascular aortic repair for descending thoracic aortic aneurysms. *J Vasc Surg.* 2021;73:55–83. <https://doi.org/10.1016/j.jvs.2020.05.076>
- Chaikof EL, Dalman RL, Eskandari MK, et al. The society for vascular surgery practice guidelines on the care of patients with an abdominal aortic aneurysm. *J Vasc Surg.* 2018;67:2–77. <https://doi.org/10.1016/j.jvs.2017.10.044>
- Milewicz DM, Ramirez F. Therapies for thoracic aortic aneurysms and acute aortic dissections. *Arterioscler, Thromb, Vasc Biol.* 2019;39:126–136. <https://doi.org/10.1161/ATVBAHA.118.310956>
- He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.* 2016:770–778.
- Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, et al. Artificial intelligence in radiology. *Nat Rev Cancer.* 2018;18:500–510. <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>
- Lu Y, Yu Q, Gao Y, et al. Identification of metastatic lymph nodes in MR imaging with faster region-based convolutional neural networks. *Cancer Res.* 2018;78:5135–5143. <https://doi.org/10.1158/0008-5472.CAN-18-0494>
- Sechopoulos I, Teuwen J, Mann R. Artificial intelligence for breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis: state of the art. *Semin Cancer Biol.* 2021;72:214–225. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2020.06.002>
- Forte GC, Altmayer S, Silva RF, et al. Deep learning algorithms for diagnosis of lung cancer: a systematic review and meta-analysis. *Cancers.* 2022;14(16):3856. <https://doi.org/10.3390/cancers14163856>
- Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal.* 2017;42:60–88. <https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>
- Lanzafame LRM, Bucolo GM, Muscogiuri G, et al. Artificial intelligence in cardiovascular CT and MR imaging. *Life.* 2023;13(2):507. <https://doi.org/10.3390/life13020507>
- Covas P, De Guzman E, Barrows I, et al. Artificial intelligence advancements in the cardiovascular imaging of coronary atherosclerosis. *Front Cardiovasc Med.* 2022;9:839400. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.839400>
- Murray NM, Unberath M, Hager GD, et al. Artificial intelligence to diagnose ischemic stroke and identify large vessel occlusions: a systematic review. *J Neurointerv Surg.* 2020;12:156–164. <https://doi.org/10.1136/neurintsurg-2019-015135>
- Shafaat O, Bernstock JD, Shafaat A, et al. Leveraging artificial intelligence in ischemic stroke imaging. *J Neuroradiol.* 2022;49:343–351. <https://doi.org/10.1016/j.neurad.2021.05.001>
- Soffer S, Klang E, Shimon O, et al. Deep learning for pulmonary embolism detection on computed tomography pulmonary angiogram: a systematic review and meta-analysis. *Sci Rep.* 2021;11:15814. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-95249-3>
- Hwang JH, Seo JW, Kim JH, et al. Comparison between deep learning and conventional machine learning in classifying iliofemoral deep venous thrombosis upon CT venography. *Diagnostics.* 2022;12(2):274. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12020274>
- Golla AK, Tunnes C, Russ T, et al. Automated screening for abdominal aortic aneurysm in CT scans under clinical conditions using deep learning. *Diagnostics.* 2021;11(11):2131. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11112131>

17. Chandrashekar A, Handa A, Lapolla P, et al. A deep learning approach to visualize aortic aneurysm morphology without the use of intravenous contrast agents. *Ann Surg.* 2023;277:449–459. <https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000004835>
18. Pradella M, Achermann R, Sperl JI, et al. Performance of a deep learning tool to detect missed aortic dilatation in a large chest CT cohort. *Front Cardiovasc Med.* 2022;9:972512. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.972512>
19. Siriapisith T, Kusakunniran W, Haddawy P. A retrospective study of 3D deep learning approach incorporating coordinate information to improve the segmentation of pre- and post-operative abdominal aortic aneurysm. *Peer J Comput Sci.* 2022;8:1033. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1033>
20. Mohammadi S, Mohammadi M, Dehlaghi V, Ahmadi A. Automatic segmentation, detection, and diagnosis of abdominal aortic aneurysm (AAA) using convolutional neural networks and hough circles algorithm. *Cardiovasc Eng Technol.* 2019;10:490–499. <https://doi.org/10.1007/s13239-019-00421-6>
21. Abdolmanafi A, Forneris A, Moore RD, et al. Deep-learning method for fully automatic segmentation of the abdominal aortic aneurysm from computed tomography imaging. *Front Cardiovasc Med.* 2022;9:1040053. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.1040053>
22. Marin-Castrillon DM, Lalande A, Leclerc S, et al. 4D segmentation of the thoracic aorta from 4D flow MRI using deep learning. *Magn Reson Imaging.* 2023;99:20–25. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2022.12.021>
23. Brutti F, Fantazzini A, Finotello A, et al. Deep learning to automatically segment and analyze abdominal aortic aneurysm from computed tomography angiography. *Cardiovasc Eng Technol.* 2022;13:535–547. <https://doi.org/10.1007/s13239-021-00594-z>
24. Lareyre F, Adam C, Carrier M, Raffort J. Automated segmentation of the human abdominal vascular system using a hybrid approach combining expert system and supervised deep learning. *J Clin Med.* 2021;10(15):3347. <https://doi.org/10.3390/jcm10153347>
25. Bratt A, Blezek DJ, Ryan WJ, et al. Deep learning improves the temporal reproducibility of aortic measurement. *J Digit Imaging.* 2021;34:1183–1189. <https://doi.org/10.1007/s10278-021-00465-y>
26. Adam C, Fabre D, Mougin J, et al. Pre-surgical and post-surgical aortic aneurysm maximum diameter measurement: full automation by artificial intelligence. *Eur J Vasc Endovasc Surg.* 2021;62:869–877. <https://doi.org/10.1016/j.ejvs.2021.07.013>
27. Jiang Z, Do HN, Choi J, et al. A deep learning approach to predict abdominal aortic aneurysm expansion using longitudinal data. *Front Phys.* 2020;7:235. <https://doi.org/10.3389/fphy.2019.00235>
28. Saitta S, Sturla F, Caimi A, et al. A deep learning-based and fully automated pipeline for thoracic aorta geometric analysis and planning for endovascular repair from computed tomography. *J Digit Imaging.* 2022;35:226–239. <https://doi.org/10.1007/s10278-021-00535-1>
29. Kappe KO, Smorenburg SPM, Hoksbergen AWJ, et al. Deep learning-based intraoperative stent graft segmentation on completion digital subtraction angiography during endovascular aneurysm repair. *J Endovasc Ther.* 2022;13(2):507. <https://doi.org/10.1177/15266028221105840>
30. Wang Y, Zhou M, Ding Y, et al. A deep learning model for predicting the outcome of persistent type 2 endoleaks after endovascular abdominal aortic aneurysm repair. *Acta Chir Belg.* 2025:1–27.
31. Hahn S, Perry M, Morris CS, et al. Machine deep learning accurately detects endoleak after endovascular abdominal aortic aneurysm repair. *JVS-Vasc Sci.* 2020;1:5–12. <https://doi.org/10.1016/j.jvssci.2019.12.003>
32. Rezaeitalashmahalleh M, Mu N, Lyu Z, et al. Radiomic-based textural analysis of intraluminal thrombus in aortic abdominal aneurysms: a demonstration of automated workflow. *J Cardiovasc Transl Res.* 2023;16:1123–1134. <https://doi.org/10.1007/s12265-023-10404-7>
33. Kim S, Jiang Z, Zambrano BA, et al. Deep learning on multiphysical features and hemodynamic modeling for abdominal aortic aneurysm growth prediction. *IEEE Trans Med Imaging.* 2023;42:196–208. <https://doi.org/10.1109/TMI.2022.3206142>
34. Patel R, Sweeting MJ, Powell JT, Greenhalgh RM. Endovascular versus open repair of abdominal aortic aneurysm in 15-years' follow-up of the UK endovascular aneurysm repair trial 1 (EVAR trial 1): a randomised controlled trial. *Lancet.* 2016;388:2366–2374. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(16\)31135-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(16)31135-7)
35. Lederle FA, Kyriakides TC, Stroupe KT, et al. Open versus endovascular repair of abdominal aortic aneurysm. *N Engl J Med.* 2019;380:2126–2135. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1715955>
36. Wang Y, Zhou M, Ding Y, et al. Development and comparison of multimodal models for preoperative prediction of outcomes after endovascular aneurysm repair. *Front Cardiovasc Med.* 2022;9:870132. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.870132>
37. Caradu C, Pouncey AL, Lakhli E, et al. Fully automatic volume segmentation using deep learning approaches to assess aneurysmal sac evolution after infrarenal endovascular aortic repair. *J Vasc Surg.* 2022;76:620–630. <https://doi.org/10.1016/j.jvs.2022.03.891>
38. Markodimitrakakis E, Lin S, Koutoulakis E, et al. Comparison of in-vivo and ex-vivo ascending aorta elastic properties through automatic deep learning segmentation of cine-MRI and biomechanical testing. *J Clin Med.* 2023;12(2):402. <https://doi.org/10.3390/jcm12020402>

39. Buijs RV, Willems TP, Tio RA, et al. Calcification as a risk factor for rupture of abdominal aortic aneurysm. *Eur J Vasc Endovasc Surg.* 2013;46:542–548. <https://doi.org/10.1016/j.ejvs.2013.09.006>

40. Graffy PM, Liu J, O'Connor S, et al. Automated segmentation and quantification of aortic calcification at abdominal CT: application of a deep learning-based algorithm to a longitudinal screening cohort. *Abdom Radiol.* 2019;44:2921–2928. <https://doi.org/10.1007/s00261-019-02014-2>

41. Zhong Z, Yang W, Zhu C, et al. Role and progress of artificial intelligence in radiodiagnosing vascular calcification: a narrative review. *Ann Transl Med.* 2023;11:131. <https://doi.org/10.21037/atm-22-6333>

42. Kleinstreuer C, Li Z. Analysis and computer program for rupture-risk prediction of abdominal aortic aneurysms. *Biomed Eng Online.* 2006;5:19. <https://doi.org/10.1186/1475-925X-5-19>

43. Raffort J, Adam C, Carrier M, et al. Artificial intelligence in abdominal aortic aneurysm. *J Vasc Surg.* 2020;72:321–333. <https://doi.org/10.1016/j.jvs.2019.12.026>

44. Wise ES, Hocking KM, Brophy CM. Prediction of in-hospital mortality after ruptured abdominal aortic aneurysm repair using an artificial neural network. *J Vasc Surg.* 2015;62:8–15. <https://doi.org/10.1016/j.jvs.2015.02.038>

45. Monsalve-Torra A, Ruiz-Fernandez D, Marin-Alonso O, et al. Using machine learning methods for predicting inhospital mortality in patients undergoing open repair of abdominal aortic aneurysm. *J Biomed Inform.* 2016;62:195–201. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2016.07.007>

46. Turton EP, Scott DJ, Delbridge M, et al. Ruptured abdominal aortic aneurysm: a novel method of outcome prediction using neural network technology. *Eur J Vasc Endovasc Surg.* 2000;19:184–189. <https://doi.org/10.1053/ejvs.1999.0974>

Информация об авторах:

Шахмилов Алимерза Арсланбегович — клинический ординатор 2-го года по направлению «сердечно-сосудистая хирургия», ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Ванюркин Алмаз Гафурович — младший научный сотрудник НИО сосудистой и интервенционной хирургии, ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Пантелеева Юлия Константиновна — младший научный сотрудник НИО сосудистой и интервенционной хирургии, ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Верховская Екатерина Вадимовна — лаборант-исследователь НИО сосудистой и интервенционной хирургии, ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Поплавский Евгений Олегович — врач-стажер НИО сосудистой и интервенционной хирургии, ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Сиюхов Айдамир Анзаурович — клинический ординатор 2-го года по направлению «сердечно-сосудистая хирургия», ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Чернявский Михаил Александрович — доктор медицинских наук, заведующий НИО сосудистой и интервенционной хирургии, ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России;

Гергет Ольга Михайловна — доктор технических наук, ведущий научный сотрудник, ФГБУН «Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова» РАН.

Authors information:

Shakhmilov Alimerza A., MD, 2nd year clinical resident in the direction of: cardiovascular surgery, Almazov National Medical Research Centre;

Vanyurkin Almaz G., MD, Junior Researcher, Research Institute of Vascular and Interventional Surgery, Almazov National Medical Research Centre;

Panteleeva Yulia K., MD, Junior Researcher, Research Institute of Vascular and Interventional Surgery, Almazov National Medical Research Centre;

Verkhovskaya Ekaterina V., MD, laboratory assistant researcher, Research Institute of Vascular and Interventional Surgery, Almazov National Medical Research Centre;

Poplavskiy Evgeny O., MD, intern doctor of the Research Institute of Vascular and Interventional Surgery, Almazov National Medical Research Centre;

Siyukhov Aidamir A., MD, 2nd year clinical resident in the direction of: cardiovascular surgery, Almazov National Medical Research Centre;

Chernyavsky Mikhail A., MD, ScD, Head of the Research Institute of Vascular and Interventional Surgery, Almazov National Medical Research Centre.

Gergel Olga M., DSc, leading researcher, V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences.