



ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АНАЛИЗА АНАТОМИИ ВЕРХНЕЧЕЛЮСТНОЙ АРТЕРИИ: СИСТЕМАТИЧЕСКИЙ ОБЗОР

Я.Э. Немцверидзе¹⁻³, А.А. Супильников^{1,2}, Е.Ю. Аносова⁴, А.Н. Русских⁵, Е.Д. Дорожкина¹

¹Медицинский университет «Реавиз», ул. Чкалова, д. 100, г. Самара, 443030, Россия

²Московский медицинский университет «Реавиз», ул. Профсоюзная, д. 27, к. 2, г. Москва, 117418, Россия

³Московский областной научно-исследовательский клинический институт им. М.Ф. Владимирского, Щепкина ул., д. 61/2, г. Москва, 129110, Россия

⁴Российский научный центр хирургии имени академика Б.В. Петровского, Абрикосовский пер., д. 2, г. Москва, 119991, Россия

⁵Красноярский государственный медицинский университет имени профессора В.Ф. Войно-Ясенецкого,
ул. Партизана Железняка, д. 1, г. Красноярск, 660022, Россия

Резюме. *Актуальность.* Верхнечелюстная артерия представляет собой крупнейшую конечную ветвь наружной сонной артерии, характеризующуюся высокой степенью анатомической вариабельности и сложной пространственной конфигурацией. Точное понимание её анатомии имеет критическое значение для церебральной ревазуляризации, эндоваскулярных вмешательств и хирургии основания черепа. Традиционный ручной анализ ангиографических изображений требует значительных временных затрат и характеризуется существенной межоператорской вариабельностью. Методы искусственного интеллекта демонстрируют многообещающие результаты в автоматизации анализа сложных сосудистых структур, однако систематической оценки их применимости к верхнечелюстной артерии до настоящего времени проведено не было. *Цель исследования:* систематически оценить существующие методы искусственного интеллекта для анализа анатомии верхнечелюстной артерии и родственных сосудистых структур головы и шеи, определить текущий уровень технологии и обозначить направления будущих исследований. *Материалы и методы.* Систематический обзор проведён в соответствии с рекомендациями PRISMA 2020. Комплексный поиск литературы осуществлялся в электронных базах данных PubMed, Scopus, Web of Science и IEEE Xplore от начала индексации до декабря 2024 года. Критерии включения охватывали оригинальные исследования, применяющие машинное или глубокое обучение для анализа артерий головы и шеи. Оценка качества проводилась с использованием инструментов QUADAS-2 и специализированного контрольного перечня для исследований искусственного интеллекта в медицинской визуализации. *Результаты.* Из 4258 идентифицированных публикаций 34 исследования соответствовали критериям включения. Наиболее часто применяемой архитектурой оказалась U-Net и её модификации (58,8% исследований). Средний коэффициент Дайса для сегментации сосудов составил 0,87 (95% доверительный интервал: 0,84–0,91). Методы искусственного интеллекта сократили время анализа с 14,2±3,6 минут до 4,9±0,4 минут. Клиническая приемлемость автоматизированных сегментаций составила 92,1%. Специфических исследований верхнечелюстной артерии обнаружено не было; все данные экстраполированы из исследований каротидных и интракраниальных артерий. *Выводы.* Методы глубокого обучения демонстрируют высокую точность в автоматизированном анализе сосудистой анатомии головы и шеи. Применение этих методов к верхнечелюстной артерии представляет перспективное направление для предоперационного планирования церебральных обходных анастомозов, эндоваскулярных вмешательств и анатомического образования. Существует критическая необходимость в проведении специфических исследований с акцентом на уникальные технические вызовы, связанные с малым калибром, сложной траекторией и высокой вариабельностью этой структуры.

Ключевые слова / Keywords [MeSH]: верхнечелюстная артерия / maxillary artery [D008442]; искусственный интеллект / artificial intelligence [D001185]; глубокое обучение / deep learning [D000069550]; сегментация сосудов / vessel segmentation [D000067493 (Image Processing, Computer-Assisted)]; ангиография / angiography [D000792]; церебральная ревазуляризация / cerebral revascularization [D002560 (Cerebrovascular Circulation)]; наружная сонная артерия / external carotid artery [D002339]; медицинская визуализация / medical imaging [D003952 (Diagnostic Imaging)]; нейронные сети / neural networks [D016571]; машинное обучение / machine learning [D000069550].

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов. А.А. Супильников и А.Н. Русских являются членами редакционной коллегии журнала, в принятии решения о публикации работы участия не принимали.

Финансирование. Исследование проводилось без спонсорской поддержки.

Для цитирования: Немцверидзе Я.Э., Супильников А.А., Аносова Е.Ю., Русских А.Н., Дорожкина Е.Д. Применение искусственного интеллекта для анализа анатомии верхнечелюстной артерии: систематический обзор. *Вестник медицинского института «РЕАВИЗ»: Реабилитация, Врач и Здоровье.* 2025;15(6):121–137. <https://doi.org/10.20340/vmi-rvz.2025.6.MORPH.5>



APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO ANALYZE THE ANATOMY OF THE MAXILLARY ARTERY: A SYSTEMATIC REVIEW

Yakov E. Nemstsveridze¹⁻³, Aleksey A. Supil'nikov^{1,2}, Ekaterina Yu. Anosova⁴, Andrey N. Russkikh⁵, Ekaterina D. Dorozhkina¹

¹Medical University "Reaviz", Chapaevskaya st., 227, Samara, 443030, Russia

²Moscow Medical University "Reaviz", Profsoyuznaya st., 27, bldg. 2, Moscow, 117418, Russia

³M.F. Vladimirovsky Moscow Regional Research Clinical Institute, Shchepkina st., 61/2, Moscow, 129110, Russia

⁴B.V. Petrovsky Russian Scientific Center of Surgery, Abrikosovsky Lane, 2, Moscow, 119991, Russia

⁵Krasnoyarsk State Medical University named after Professor V.F. Voyno-Yasenetsky, ul. Partizana Zheleznyaka, 1, Krasnoyarsk, 660022, Russia

Abstract. *Background.* The maxillary artery represents the largest terminal branch of the external carotid artery, characterized by a high degree of anatomical variability and complex spatial configuration. Precise understanding of its anatomy is critically important for cerebral revascularization, endovascular interventions, and skull base surgery. Traditional manual analysis of angiographic images requires significant time investment and is characterized by substantial inter-operator variability. Artificial intelligence methods demonstrate promising results in automating the analysis of complex vascular structures; however, no systematic evaluation of their applicability to the maxillary artery has been conducted to date. *Objective.* To systematically evaluate existing artificial intelligence methods for analyzing the anatomy of the maxillary artery and related vascular structures of the head and neck, determine the current state of the technology, and identify directions for future research. *Materials and methods.* The systematic review was conducted in accordance with PRISMA 2020 guidelines. A comprehensive literature search was performed in electronic databases PubMed, Scopus, Web of Science, and IEEE Xplore from inception through December 2024. Inclusion criteria encompassed original studies applying machine learning or deep learning for analysis of head and neck arteries. Quality assessment was performed using QUADAS-2 tools and a specialized checklist for artificial intelligence studies in medical imaging. *Results.* Of 4,258 identified publications, 34 studies met the inclusion criteria. The most frequently applied architecture was U-Net and its modifications (58.8% of studies). The mean Dice coefficient for vessel segmentation was 0.87 (95% confidence interval: 0.84-0.91). Artificial intelligence methods reduced analysis time from 14.2±3.6 minutes to 4.9±0.4 minutes. Clinical acceptability of automated segmentations was 92.1%. No specific studies of the maxillary artery were identified; all data were extrapolated from studies of carotid and intracranial arteries. *Conclusions.* Deep learning methods demonstrate high accuracy in automated analysis of head and neck vascular anatomy. Application of these methods to the maxillary artery represents a promising direction for preoperative planning of cerebral bypass anastomoses, endovascular interventions, and anatomical education. There is a critical need for specific studies focusing on unique technical challenges associated with the small caliber, complex trajectory, and high variability of this structure.

Competing interests. The authors declare no conflicts of interest. A.A. Supilnikov and A.N. Russkikh are members of the journal's editorial board; they did not participate in the decision to publish the work.

Funding. This research received no external funding.

Cite as: Nemstsveridze Ya.E., Supil'nikov A.A., Anosova E.Yu., Russkikh A.N., Dorozhkina E.D. Application of artificial intelligence to analyze the anatomy of the maxillary artery: a systematic review. *Bulletin of the Medical Institute "REAVIZ": Rehabilitation, Doctor and Health.* 2025;15(6):121-137. <https://doi.org/10.20340/vmi-rvz.2025.6.MORPH.5>

ВВЕДЕНИЕ

1.1. Анатомия верхнечелюстной артерии в контексте современной нейрохирургии

Верхнечелюстная артерия, также известная в классической номенклатуре как внутренняя верхнечелюстная артерия, является крупнейшей из двух конечных ветвей наружной сонной артерии и представляет собой сосудистую структуру первостепенной клинической важности в современной нейрохирургии и интервенционной нейрорадиологии. Согласно фундаментальному анатомическому труду Грея, верхнечелюстная артерия обеспечивает кровоснабжение глубоких структур лица, включая нижнюю челюсть, жевательные мышцы, подвисочную ямку и крылонёбную ямку, отдавая в своём ходе до семнадцати ветвей различного калибра и функционального значения [1].

Эмбриологическое происхождение верхнечелюстной артерии имеет критическое значение для понимания её анатомической вариативности во взрослом состоянии. Как детально описано в классическом трёхтомном труде по хирургической нейроангиологии, верхнечелюстная артерия происходит из первой аортальной дуги, которая в норме

регрессирует в эмбриональном периоде [2]. У взрослого человека остатки этого эмбрионального сосуда персистируют в форме артерии крыловидного канала, являющейся одной из терминальных ветвей верхнечелюстной артерии. Это эмбриологическое происхождение объясняет сложность анатомических вариаций, наблюдаемых в клинической практике, и подчёркивает важность детального понимания индивидуальной анатомии каждого пациента [2].

Верхнечелюстная артерия традиционно разделяется на три анатомических сегмента на основании её отношения к латеральной крыловидной мышце. Первый сегмент, обозначаемый как нижнечелюстной или костный, начинается позади шейки нижней челюсти, где артерия первоначально погружена в паренхиму околоушной железы. Отсюда сосуд проходит между шейкой нижней челюсти и клиновидно-нижнечелюстной связкой, направляясь горизонтально вперёд параллельно ушно-височному нерву [1]. Этот сегмент отдаёт пять важных ветвей, среди которых наиболее клинически значимой является средняя менингеальная артерия, входящая в полость черепа через остистое отверстие и обеспечи-

вающая основное кровоснабжение твёрдой мозговой оболочки средней черепной ямки [3].

Второй сегмент, называемый крыловидным или мышечным, располагается между головками латеральной крыловидной мышцы или проходит поверхностно либо глубоко относительно этой мышцы в зависимости от анатомического варианта. Это представляет собой зону наибольшей анатомической варибельности верхнечелюстной артерии. Крупное кадаверное исследование, проведённое на ста азиатских трупах, продемонстрировало, что поверхностный ход артерии наблюдается в сорока двух процентах случаев, тогда как глубокий ход встречается в пятидесяти восьми процентах [4]. Эта варибельность имеет прямое клиническое значение для хирургического доступа к артерии и должна быть точно определена при предоперационном планировании.

Третий сегмент, крылонёбный или терминальный, входит в крылонёбную ямку через крыловидно-верхнечелюстную щель и отдаёт шесть терминальных ветвей, обеспечивающих кровоснабжение носовой полости, твёрдого нёба, верхней челюсти и орбиты. Детальное анатомическое описание конфигурации ветвления третьего сегмента выявило три основных паттерна: Y-образный тип в пятидесяти процентах случаев, промежуточный T-образный тип в четырнадцати процентах, и M-образный тип в тридцати шести процентах случаев [5]. Подглазничная артерия часто представляет собой конечную ветвь верхнечелюстной артерии и выходит на лицо через подглазничное отверстие.

Диаметр верхнечелюстной артерии демонстрирует значительную варибельность, что имеет прямое значение для её потенциального использования в качестве донорского сосуда при церебральной реваскуляризации. Согласно данным специализированных нейрохирургических исследований, диаметр артерии варьирует от 2 до 4 мм, причём сосуды с диаметром более 2 мм считаются адекватными для использования в обходных анастомозах, способными обеспечить кровоток от 60 до 80 мл/мин [6]. Это существенно превышает возможности поверхностной височной артерии, традиционно используемой в качестве донора, которая обеспечивает лишь 16–40 мл/мин.

1.2. Клиническое значение точного анатомического картирования

В последние два десятилетия верхнечелюстная артерия выступает как универсальный и высокоэффективный донорский сосуд для интракраниальных обходных анастомозов, представляя значительное преимущество над традиционно используемой поверхностной височной артерией в определённых клинических сценариях. Пионерская работа девя-

тих годов впервые продемонстрировала анатомическую осуществимость использования верхнечелюстной артерии для реваскуляризации интракраниальных сосудов [6]. Последующие исследования систематически разработали хирургическую технику и определили оптимальные показания для этого подхода.

Преимущества верхнечелюстной артерии как донорского сосуда многочисленны и клинически значимы. Большой калибр артерии позволяет обеспечить значительно более высокий объёмный кровоток по сравнению с поверхностной височной артерией. Количественные исследования продемонстрировали, что верхнечелюстная артерия способна обеспечить кровоток от 60 до 80 мл/мин при калибре более двух миллиметров, тогда как поверхностная височная артерия ограничена 16–40 мл/мин [8]. Даже при использовании техники двустороннего обходного анастомоза между поверхностной височной и средней мозговой артериями максимальный поток редко превышает 120 мл/мин.

Анатомическое расположение верхнечелюстной артерии обеспечивает уникальную возможность реваскуляризации как переднего, так и заднего циркуляторных бассейнов через единый донорский сосуд. Комплексные обзоры процедур обходных анастомозов с использованием верхнечелюстной артерии документировали успешную реваскуляризацию средней мозговой артерии, базилярной артерии, задней мозговой артерии и даже перфорирующих ветвей через различные сегменты донорской артерии [9]. Клинические показания для таких анастомозов включают комплексные аневризмы основания черепа, не поддающиеся прямому клипированию или эндоваскулярному лечению, опухоли основания черепа, требующие жертвования крупных артерий, и стенотические окклюзирующие поражения, резистентные к медикаментозной терапии.

Верхнечелюстная артерия и её ветви также представляют собой частую мишень для эндоваскулярных вмешательств в контексте различных патологических состояний. Эмболизация носовых кровотечений, особенно задних кровотечений из носа, резистентных к консервативной терапии, часто требует точного картирования и селективной катетеризации клиновидно-нёбной артерии, являющейся терминальной ветвью верхнечелюстной артерии [10]. Клиновидно-нёбная артерия является источником кровотечения в 80–90% случаев задних носовых кровотечений, и её эмболизация обеспечивает контроль в 85–95% случаев. Однако процедура требует детального понимания анатомии и потенциальных опасных анастомозов с глазной артерией, которые могут привести к серьёзным офтальмологическим

осложнениям, включая слепоту, при нецелевой эмболизации [10].

Предоперационная эмболизация гиперваскуляризированных опухолей основания черепа представляет другое важное показание. Назофарингеальная ангиофиброма, доброкачественная, но локально агрессивная опухоль, встречающаяся преимущественно у подростков мужского пола, характеризуется чрезвычайно богатым кровоснабжением от верхнечелюстной артерии [11]. Предоперационная эмболизация этих опухолей может снизить интраоперационную кровопотерю на 40-60%, что критически важно для безопасного выполнения резекции. Аналогично, менингиомы основания черепа, получающие кровоснабжение от средней менингеальной артерии, часто подвергаются предоперационной эмболизации для облегчения последующего хирургического удаления [12].

Несмотря на преимущественно экстракраниальное расположение, верхнечелюстная артерия обладает клинически значимыми интракраниальными анастомозами, создающими потенциал для серьёзных осложнений. Менингеальные ветви обеспечивают кровоснабжение твёрдой мозговой оболочки и могут формировать анастомозы с интракраниальными сосудами. Глазничные анастомозы через нижнюю глазничную щель соединяют ветви верхнечелюстной артерии с глазной артерией, являющейся ветвью внутренней сонной артерии, создавая потенциальный путь для нецелевой эмболизации с катастрофическими последствиями [13].

1.3. Методы визуализации сосудистой анатомии

Цифровая субтракционная ангиография остаётся «золотым стандартом» для оценки сосудистой анатомии благодаря своему превосходному пространственному разрешению, достигающему 0,2-0,3 мм, и непревзойдённому временному разрешению, позволяющему визуализировать динамику кровотока в реальном времени [14]. Технология основана на принципе вычитания предконтрастного изображения из постконтрастного, что позволяет элиминировать все неподвижные структуры, оставляя только сосудистое дерево, заполненное контрастным агентом. Современные системы, оснащённые плоскопанельными детекторами, обеспечивают дополнительную возможность трёхмерной ротационной ангиографии с изотропным разрешением около 1,5 мм [14].

Однако инвазивная природа процедуры сопряжена с небольшим, но клинически значимым риском осложнений. Метаанализ, включивший более 19 тыс. церебральных ангиографий, документировал общую частоту неврологических осложнений на уровне 0,5%, с постоянным неврологическим дефицитом в 0,14% случаев [15]. Дополнительные недостатки включают радиационную нагрузку, необ-

ходимость артериального доступа с потенциалом для сосудистых осложнений и относительно высокую стоимость процедуры.

Компьютерная томография с ангиографией возникла в качестве наиболее точного неинвазивного метода для оценки сосудов головы и шеи, предлагая оптимальный баланс между диагностической точностью, скоростью получения изображения и клинической доступностью [16]. Современные мультidetекторные томографы с 64, 128 или 320 рядами детекторов позволяют получить изотропное разрешение от 5 до 6,25 мм временем сканирования всего 30-60 секунд [16]. Это разрешение, хотя и уступает цифровой субтракционной ангиографии, является более чем адекватным для визуализации верхнечелюстной артерии и её основных ветвей.

Быстрота получения изображения делает компьютерную томографию идеальной для экстренных ситуаций. Изотропное разрешение позволяет выполнять мультипланарные реконструкции в любой плоскости без потери качества изображения, что критически важно для предоперационного планирования с учётом сложной трёхмерной траектории верхнечелюстной артерии [17]. Одновременная визуализация костных структур и мягких тканей предоставляет важный анатомический контекст, недоступный при других модальностях ангиографии. Технические аспекты протоколов оптимизированы для максимизации контрастности между сосудом и фоном при минимизации артефактов [17].

Постобработка данных компьютерной томографии включает несколько методик. Мультипланарная реформация позволяет визуализировать сосуды в оптимальных плоскостях, следуя их естественной траектории. Проекция максимальной интенсивности создаёт ангиограммо-подобные изображения путём проекции максимальных значений интенсивности вдоль выбранного луча, что полезно для быстрой оценки сосудистого дерева. Объёмный рендеринг генерирует трёхмерные изображения с реалистичной визуализацией пространственных отношений, особенно ценные для хирургического планирования [18].

Двухэнергетическая компьютерная томография представляет технологический прогресс, предлагающий дополнительные возможности для анализа сосудистой патологии. Технология основана на получении данных при двух различных энергиях рентгеновского излучения, что позволяет осуществлять материал-специфичную характеристику тканей [19]. Виртуальное удаление костей значительно улучшает визуализацию сосудов в регионе основания черепа, где верхнечелюстная артерия проходит в непосредственной близости к плотным костным структурам. Количественная оценка концентрации йода

позволяет дифференцировать кальцификацию от контрастированной крови [19].

Магнитно-резонансная ангиография предлагает альтернативный неинвазивный подход к визуализации сосудов без использования ионизирующего излучения, что делает её особенно привлекательной для педиатрической популяции и ситуаций, требующих повторных исследований [20]. Существуют две основные техники: времяпролётная методика, основанная на эффекте притока, и контрастно-усиленная методика с использованием гадолиниевых препаратов. Разрешение современных систем на 3 Тл достигает 0,5–1 мм, что приближается к возможностям компьютерной томографии [20].

1.4. Ограничения традиционного анализа

Ручной анализ сложных ангиографических исследований представляет собой чрезвычайно трудоёмкую задачу, требующую значительных временных затрат от высококвалифицированных специалистов. Исследование, опубликованное в престижном журнале, количественно оценило время, необходимое для ручной сегментации и реконструкции артерий головы и шеи, документировав среднее время $14,2 \pm 3,6$ мин на один случай [21]. При этом анализ охватывал только основные артериальные стволы без детальной сегментации мелких ветвей. Более детальное анатомическое маркирование интракраниальных артерий на 42 отдельных сегмента требовало $28,8 \pm 5,6$ мин экспертного времени [22].

Эти временные затраты становятся неприемлемыми в контексте современной клинической практики с высоким потоком пациентов. Типичный нейрорадиологический отдел крупного центра может выполнять 50–100 компьютерных томографий с ангиографией головы и шеи еженедельно. Если бы требовалась детальная ручная сегментация каждого исследования, это представляло бы 20–24 часа чистого времени сегментации в неделю. Реальность такова, что детальная сегментация выполняется только в отобранных случаях, когда это критически необходимо для хирургического планирования.

Субъективность человеческой интерпретации медицинских изображений приводит к значительной межоператорской вариабельности. В контексте оценки каротидных стенозов, метаанализ, включивший 26 исследований, показал, что согласованность между независимыми радиологами при определении степени стеноза варьировала с коэффициентами каппа от 0,67 до 0,81, что классифицируется как существенное, но не почти совершенное согласие [23]. Эта вариабельность имеет прямые клинические последствия, так как решение о необходимости хирургического вмешательства принимается на основе точной градации стеноза, и ошибки в этой оценке могут приводить либо к ненужным процеду-

рам, либо к упущенным возможностям для профилактики инсульта [23].

Факторы, влияющие на межоператорскую вариабельность, включают различия в опыте и специализации радиологов, отсутствие стандартизированных протоколов оценки, и субъективность определения границ сосудов, особенно в присутствии кальцификации или других артефактов визуализации. Исследования продемонстрировали, что согласованность между менее опытными и более опытными радиологами была значительно ниже по сравнению с согласованностью между двумя опытными специалистами, подчёркивая роль опыта в точности интерпретации [24].

Интерпретация медицинских изображений представляет собой когнитивно требовательную задачу, и накопление усталости в течение рабочего дня может негативно влиять на точность диагностики. Крупное исследование, анализирувавшее более одного миллиона маммографических скринингов, документировало статистически значимое снижение точности детекции по мере прогрессии через сессию чтения, с наивысшими показателями ошибок в конце длинных сессий [25]. Хотя прямые аналогичные исследования для нейрорадиологии ограничены, экстраполяция этих находок предполагает, что аналогичные эффекты усталости могут влиять на интерпретацию сложных ангиографических исследований.

Анатомия верхнечелюстной артерии представляет уникальный набор вызовов для визуализации и интерпретации. Малый калибр дистальных ветвей, варьирующий от 0,5 до 2 мм для терминальных ветвей третьего сегмента, приближается к пределу разрешения рутинной компьютерной томографии, создавая трудности в их однозначной идентификации и сегментации. Эффекты частичного объёма, возникающие, когда воксель содержит смесь сосудистой и несосудистой ткани, могут приводить к размытию границ сосуда и неточности измерений диаметра.

Сложная трёхмерная траектория артерии с множественными изгибами и петлями, особенно при прохождении через подвисочную ямку и входе в крылонёбную ямку, делает визуализацию всего сосуда в единой плоскости невозможной. Это требует мысленной реконструкции трёхмерной анатомии из серии двумерных срезов, что является когнитивно сложной задачей даже для опытных специалистов. Высокая анатомическая вариабельность означает отсутствие единого нормального шаблона, с которым можно сравнивать индивидуальные случаи.

1.5. Искусственный интеллект в медицинской визуализации

История применения машинного обучения в медицинской визуализации охватывает несколько десятилетий, с ранними попытками автоматизированной детекции патологии, датирующимися шестидесятью годами прошлого столетия. Однако эти ранние системы были основаны на правилах, определяемых экспертами вручную, и имели ограниченную способность к обобщению на новые случаи. Традиционное машинное обучение, включающее такие алгоритмы, как метод опорных векторов и случайные леса, представляло прогресс, позволяя автоматизированное обучение на основе предоставленных характеристик, но всё ещё требовало ручного выделения признаков [26].

Революционный прорыв произошёл с появлением глубокого обучения в начале десятых годов текущего столетия. Ключевым моментом стала победа в крупном соревновании по распознаванию изображений в 2012 году, где модель глубокого обучения впервые существенно превзошла традиционные подходы компьютерного зрения. Это продемонстрировало способность глубоких нейронных сетей автоматически извлекать иерархические признаки из исходных изображений без необходимости ручного выделения характеристик [27].

Применение глубокого обучения к медицинской визуализации быстро последовало за этими прорывами. Пионерские работы включали детекцию узлов в лёгких на рентгенограммах грудной клетки, классификацию диабетической ретинопатии на фотографиях глазного дна и сегментацию опухолей мозга на магнитно-резонансных томограммах. К середине десятых годов стало очевидно, что глубокое обучение представляет трансформирующую технологию для медицинской визуализации с потенциалом радикально изменить клиническую практику [28].

Свёрточные нейронные сети представляют фундаментальную архитектуру для обработки изображений в глубоком обучении, вдохновлённую организацией зрительной коры млекопитающих [29]. Ключевые принципы включают локальную связность, где каждый нейрон связан только с небольшой локальной областью предыдущего слоя; разделение весов, где один и тот же набор весов применяется ко всему изображению, что драматически снижает количество параметров; и операции объединения, которые обеспечивают постепенное пространственное уменьшение с сохранением наиболее значимых признаков [29].

Базовая архитектура свёрточной нейронной сети состоит из чередующихся свёрточных слоёв, которые применяют обучаемые фильтры к изображению

для извлечения признаков, и слоёв объединения, которые уменьшают пространственные размерности. Каждый фильтр обучается детектировать специфический паттерн; в ранних слоях это обычно простые признаки типа краёв и углов, тогда как более глубокие слои извлекают более сложные и абстрактные характеристики [30].

Архитектура U-Net, впервые представленная на конференции в 2015 году, быстро стала стандартной для медицинской сегментации изображений [31]. Архитектура характеризуется симметричной структурой кодировщик-декодировщик с характерной U-образной топологией. Путь кодировщика следует типичной архитектуре свёрточной сети с повторяющимися свёрточными слоями с последующим объединением для пространственного уменьшения, постепенно снижая пространственное разрешение при увеличении количества каналов признаков. Путь декодировщика выполняет постепенное пространственное увеличение, восстанавливая исходное разрешение для пиксельного предсказания [31].

Критической инновацией U-Net являются прямые соединения, которые объединяют карты признаков из пути кодировщика с соответствующими картами в пути декодировщика на каждом уровне разрешения. Эти соединения позволяют декодировщику комбинировать высокоразрешающую пространственную информацию из ранних слоёв кодировщика с высокоуровневой семантической информацией из глубоких слоёв, что критически важно для точной локализации границ объектов [31]. Этот дизайн особенно эффективен для медицинской визуализации, где точная локализация патологических структур критически важна.

Оригинальная U-Net была обучена на всего 30 изображениях для сегментации нейронных структур в электронной микроскопии, демонстрируя замечательную эффективность использования данных [31]. Эта способность работать с малыми наборами данных делает U-Net особенно привлекательной для медицинских приложений, где получение большого количества экспертно аннотированных изображений чрезвычайно трудоёмко и дорого. Архитектура также демонстрирует отличную производительность на тонких, вытянутых структурах типа кровеносных сосудов и нервов [32].

Многочисленные вариации U-Net были разработаны для улучшения производительности в специфических контекстах. Трёхмерная U-Net расширяет архитектуру для работы с объёмными медицинскими данными, такими как компьютерная и магнитно-резонансная томография, используя трёхмерные свёртки вместо двумерных [33]. Это позволяет сети использовать трёхмерную контекстную информа-

цию, что особенно ценно для структур со сложной трёхмерной геометрией, таких как сосудистые деревья. Остаточная U-Net включает остаточные соединения в структуру U-Net, позволяя более глубокие сети и улучшенное распространение градиента [34].

Генеративно-состязательные сети, введённые в 2014 году, представляют уникальный подход к обучению генеративных моделей через состязательный процесс между двумя нейронными сетями: генератором, который создаёт синтетические образцы, и дискриминатором, который пытается различить настоящие от синтетических [35]. В контексте медицинской сегментации, архитектуры генеративно-состязательных сетей адаптированы таким образом, что генератор производит маски сегментации, а дискриминатор оценивает, насколько анатомически правдоподобны эти маски. Состязательное обучение побуждает сеть сегментации производить пространственно связанные, анатомически реалистичные сегментации [36].

Трансформеры для визуализации, адаптированные из успешной архитектуры в обработке естественного языка, недавно возникли как мощная альтернатива свёрточным сетям для анализа изображений [37]. Архитектура трансформера основана на механизмах самовнимания, которые позволяют модели динамически обращать внимание на различные части изображения, захватывая дальнедействующие зависимости более эффективно, чем свёрточные операции с их ограниченными рецептивными полями. Однако трансформеры обычно требуют больших наборов данных для эффективного обучения по сравнению со свёрточными сетями, что может быть ограничением в медицинской визуализации [38].

1.6. Обоснование систематического обзора

Несмотря на клиническую важность верхнечелюстной артерии и активное развитие методов искусственного интеллекта для сосудистой визуализации, существует значительный пробел в литературе. Нет систематических обзоров применения искусственного интеллекта к анатомии верхнечелюстной артерии. Большинство исследований фокусируется на каротидных и интракраниальных артериях. Отсутствие стандартизированных подходов к оценке мелких ветвей наружной сонной артерии представляет проблему для клинического внедрения. Неясна применимость существующих методов к специфической анатомии верхнечелюстной артерии с её малым калибром, сложной траекторией и высокой вариабельностью.

Клиническая потребность очевидна. Рост числа церебральных ревазуляризаций с использованием верхнечелюстной артерии, необходимость точного

предоперационного планирования, и потенциал для автоматизированной оценки анатомических вариаций создают запрос на эффективные инструменты анализа. Образовательное применение в виде трёхмерных моделей для обучения анатомии также представляет важное направление.

ЦЕЛЬ настоящего систематического обзора заключается в комплексной оценке и синтезе доказательств применения методов искусственного интеллекта для анализа анатомии верхнечелюстной артерии и родственных сосудистых структур головы и шеи. Исследовательские вопросы включают: какие методы искусственного интеллекта применяются для анализа сосудов головы и шеи, и какова их точность; каковы основные архитектуры нейронных сетей, используемые для сегментации и классификации; как методы искусственного интеллекта сравниваются с традиционным ручным анализом по точности и времени; какие существуют ограничения и барьеры для клинического внедрения; каков потенциал применения этих методов специфически к верхнечелюстной артерии.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

2.1. Дизайн исследования

Настоящий систематический обзор выполнен в соответствии с рекомендациями PRISMA 2020 года, представляющими собой обновлённое руководство по отчётности систематических обзоров [39]. Протокол обзора был разработан априорно и включал определение критериев отбора, стратегии поиска и методов синтеза данных. Все этапы обзора документировались в соответствии с контрольным перечнем из двадцати семи пунктов PRISMA 2020.

2.2. Критерии отбора исследований

Критерии включения были определены с использованием структуры PICO, адаптированной для систематических обзоров диагностических исследований. Популяция включала исследования, анализирующие изображения верхнечелюстной артерии, наружной сонной артерии и её ветвей, каротидных артерий, интракраниальных артерий на компьютерной томографии с ангиографией, магнитно-резонансной ангиографии, цифровой субтракционной ангиографии или трёхмерной ротационной ангиографии. Возрастные группы не ограничивались, включая как взрослых, так и педиатрических пациентов. Состояние здоровья также не ограничивалось, включая как здоровых субъектов, так и пациентов с различной сосудистой патологией.

Вмешательство определялось как применение методов искусственного интеллекта, включая классическое машинное обучение, глубокое обучение, свёрточные нейронные сети, U-Net и её модификации, генеративно-состязательные сети, модели на

основе трансформеров, или графовые нейронные сети. Сравнение могло включать ручную сегментацию экспертами в качестве эталонного стандарта, традиционные методы анализа изображений, или различные архитектуры искусственного интеллекта между собой. Обязательное наличие контрольной группы не требовалось.

Исходы включали первичные показатели точности сегментации, такие как коэффициент Дайса, индекс пересечения над объединением, расстояние Хаусдорфа, среднее расстояние между поверхностями; точность классификации, включая общую точность, чувствительность, специфичность, площадь под кривой операционных характеристик приёмника; и точность анатомического маркирования. Вторичные исходы включали время обработки или анализа, межоператорское согласие, клиническую применимость, оцениваемую как доля клинически приемлемых результатов, и робастность к различным сканерам и протоколам.

Типы исследований включали оригинальные исследования, опубликованные в рецензируемых журналах; проспективные и ретроспективные когортные исследования; валидационные исследования; и технические или методологические статьи с клинической валидацией. Публикации на английском, русском или французском языках рассматривались для включения. Критерии исключения включали обзорные статьи, редакционные материалы, комментарии и описания отдельных случаев; конференционные тезисы без полнотекстовой публикации, если полная методология была недоступна; исследования без количественной оценки производительности; исследования на фантомах или симуляторах без клинической валидации; исследования, фокусирующиеся исключительно на коронарных артериях, аорте или периферических артериях без вовлечения сосудов головы или шеи; и дублирующие публикации, в случае которых использовались наиболее полные или поздние версии.

2.3. Источники информации и стратегия поиска

Систематический поиск проводился в четырёх основных электронных базах данных от начала индексации до пятнадцатого декабря две тысячи двадцать четвёртого года. Базы данных включали PubMed/MEDLINE Национальной медицинской библиотеки, Scopus издательства Elsevier, Web of Science Core Collection компании Clarivate Analytics, и IEEE Xplore Digital Library для технических публикаций по искусственному интеллекту. Дополнительные источники включали ручной поиск списков литературы включённых статей и релевантных обзоров, а также материалы ключевых конференций в области медицинской визуализации и компьютерного зрения.

Поисковая стратегия была разработана с использованием комбинации медицинских предметных рубрик и свободных ключевых слов, организованных в четыре блока. Первый блок содержал термины, связанные с анатомическими структурами, включая верхнечелюстную артерию, наружную сонную артерию и её ветви, каротидную бифуркацию, общую и внутреннюю сонные артерии, краниофациальные и интракраниальные артерии. Второй блок включал термины, связанные с методами искусственного интеллекта, такие как машинное обучение, глубокое обучение, нейронные сети, сверточные нейронные сети, U-Net, генеративно-сопоставительные сети, трансформеры, механизмы внимания, семантическая сегментация, автоматизированный анализ. Третий блок содержал термины методов визуализации, включая компьютерную томографию с ангиографией, магнитно-резонансную ангиографию, цифровую субтракционную ангиографию, ротационную ангиографию. Четвёртый блок включал термины задач анализа, такие как сегментация, детекция, классификация, реконструкция, анатомическое маркирование.

Финальная поисковая стратегия объединяла первый, второй и третий блоки с использованием булевых операторов. Стратегия была адаптирована для каждой базы данных с учётом особенностей синтаксиса. Полные стратегии поиска для всех баз данных документированы и доступны по запросу.

2.4. Процесс отбора

Все результаты поиска были импортированы в систему управления библиографическими ссылками. Дубликаты удалялись автоматически с последующей ручной проверкой. Оставшиеся ссылки экспортировались в специализированную платформу для скрининга. Отбор проводился в два этапа. На первом этапе два независимых рецензента оценивали заголовки и аннотации с использованием слепого скрининга. Критерии исключения на этом этапе включали явное несоответствие теме, когда исследование не касалось сосудов головы или шеи, не применяло искусственный интеллект, или не было оригинальным исследованием.

На втором этапе полные тексты потенциально релевантных статей были получены и оценены двумя независимыми рецензентами с использованием формализованной формы оценки соответствия. Причины исключения документировались для каждой статьи. Статьи на иностранных языках, кроме английского, русского и французского, оценивались с помощью автоматического перевода и, при необходимости, консультации с носителями языка.

Разногласия между рецензентами разрешались через обсуждение для достижения консенсуса. Первичное согласие измерялось с помощью коэф-

фициента каппа Коэна для скрининга заголовков и аннотаций. При сохранении несогласия после обсуждения привлёкся третий рецензент, являющийся старшим специалистом по нейрорадиологии, для финального решения.

2.5. Извлечение данных

Была разработана стандартизированная форма извлечения данных, включающая характеристики исследования, такие как первый автор, год публикации, страна проведения, дизайн исследования с указанием проспективного или ретроспективного характера и одноцентрового или многоцентрового набора, размер выборки с количеством пациентов и количеством изображений, демографические характеристики включая возраст, пол и этническую принадлежность, и клинические показания.

Характеристики изображений включали модальность визуализации, производителя и модель сканера, протокол сканирования с указанием напряжения, силы тока, толщины среза и поля обзора, и использование контрастного усиления. Методология искусственного интеллекта документировалась с указанием типа метода, архитектуры нейронной сети, предобработки данных включая нормализацию и аугментацию, разделения данных на обучающий, валидационный и тестовый наборы, программного фреймворка реализации, функции потерь, оптимизатора и гиперпараметров.

Информация об эталонном стандарте включала метод создания референсных масок, количество и квалификацию аннотаторов, и межоператорское согласие. Метрики производительности документировались с максимально возможной детализацией. Информация о валидации включала описание внутренней валидации и внешней валидации на независимых наборах данных или в мультицентровых исследованиях, а также сравнение с другими методами.

Один рецензент извлекал данные, второй – проверял точность извлечения. При недостающих данных предпринимались попытки контакта с авторами соответствующих исследований. Графические данные извлекались с помощью специализированного программного обеспечения при необходимости.

2.6. Оценка качества

Оценка методологического качества и риска систематической ошибки проводилась с использованием двух инструментов. Для исследований, оценивающих диагностическую точность методов искусственного интеллекта, применялся инструмент QUADAS-2, который оценивает четыре домена: отбор пациентов, индексный тест, референсный стандарт и поток времени [40]. Для каждого домена оценивался риск систематической ошибки и опасность относительно применимости.

Для всех исследований, применяющих искусственный интеллект в медицинской визуализации, использовался специализированный контрольный перечень, состоящий из 42 пунктов, охватывающих название и аннотацию, введение, методы включая дизайн исследования, данные, эталонный стандарт, разделение данных, модель, обучение и оценку, результаты, обсуждение и другие разделы [41]. Каждое исследование классифицировалось по общему риску систематической ошибки как низкий риск, если все домены имели низкий риск; умеренный риск, если один или более доменов имели неясный риск без высокого риска; или высокий риск, если один или более доменов имели высокий риск.

2.7. Синтез данных

В связи с ожидаемой гетерогенностью методологии, анатомических структур и метрик, основным подходом был качественный нарративный синтез. Исследования группировались по анатомической области, методологии искусственного интеллекта, архитектуре нейронных сетей, и клиническому применению. Для каждой группы рассчитывалась описательная статистика, включая медианы, интерквартильные размахи и диапазоны.

При наличии достаточно гомогенных данных планировался количественный синтез с расчётом объединённых оценок для коэффициента Дайса с девяносто 95% доверительными интервалами с использованием модели случайных эффектов, учитывающей ожидаемую гетерогенность. Гетерогенность оценивалась с использованием статистики I-квадрат и Q-теста Кокрана. Анализ чувствительности планировался с исключением выбросов. Подгрупповой анализ планировался по типу артерии, архитектуре нейронной сети, и модальности визуализации. Оценка публикационного смещения планировалась с использованием воронкообразных графиков при наличии десяти или более исследований и теста Эггера.

РЕЗУЛЬТАТЫ

3.1. Результаты поиска

Первоначальный систематический поиск идентифицировал 4258 потенциально релевантных публикаций из всех источников. После удаления 411 дубликатов, 3847 уникальных записей были подвергнуты скринингу по заголовкам и аннотациям. На этом этапе 3721 запись была исключена по следующим причинам: 2184 исследования не касались сосудов головы или шеи; 967 не применяли искусственный интеллект или автоматизированный анализ; 428 не были оригинальными исследованиями; 89 были на языках, не включённых в критерии; 53 были исключены по другим причинам.

126 полнотекстовых статей были оценены для соответствия критериям включения. Из них 92 исследования были исключены после детальной оценки: 28 имели недостаточную методологическую детализацию; 24 не предоставили количественные метрики производительности; 19 фокусировались исключительно на коронарных, аортальных или периферических артериях; 12 были только конференционными тезисами без полной публикации; 9 имели дублирующие популяции. Итого 34 исследования были включены в качественный синтез.

Межоператорское согласие на этапе скрининга заголовков и аннотаций составило 0,83 по коэффициенту каппа Коэна, что классифицируется как почти совершенное согласие. Согласие при оценке соответствия полнотекстовых статей составило 0,79, что классифицируется как существенное согласие.

3.2. Характеристики включённых исследований

Географическое распределение 34 включённых исследований показало преобладание работ из Китая с 12 исследованиями, что составляет 35,3% от общего числа. Соединённые Штаты Америки внесли вклад 8 исследованиями, что соответствует 23,5%. Европейские страны, включая Германию, Нидерланды, Великобританию и Швецию, совместно представили 7 исследований или 20,6%. Южная Корея, Япония и Турция внесли по три, два и одно исследование соответственно.

Распределение по годам публикации демонстрировало заметный рост в последние годы. С 2015 по 2017 год было опубликовано 3 исследования. С 2018 по 2020 год количество увеличилось до 11 публикаций. С 2021 по 2023 год было опубликовано 14 исследований, представляющих пик публикационной активности. В 2024 году было опубликовано 6 исследований к моменту завершения поиска.

Дизайн исследований показал преобладание ретроспективных работ, составляющих 28 исследований или 82,4%. Проспективных исследований было 6, что соответствует 17,6%. Одноцентровые исследования составили 23 работы или 67,6%, тогда как многоцентровые исследования представлены 11 работами или 32,4%. Средний размер выборки составил 387 пациентов с диапазоном от 49 до 3266. Медиана размера выборки составила 218 пациентов с интерквартильным размахом от 112 до 542.

Популяция исследований включала преимущественно пациентов с подозрением на цереброваскулярную патологию в 18 исследованиях, пациентов с установленными стенозами или атеросклерозом в 11 исследованиях, здоровых добровольцев в 3 исследованиях, и смешанные когорты в 2 исследованиях. Средний возраст участников составил $62,4 \pm 7,8$ года. Доля мужчин составила 58,7% с стандартным отклонением 12,3%.

Модальность визуализации распределилась следующим образом: компьютерная томография с ангиографией использовалась в 24 исследованиях, что составляет 70,6%; магнитно-резонансная ангиография применялась в 7 исследованиях или 20,6%; цифровая субтракционная ангиография использовалась в двух исследованиях; и одно исследование применяло комбинацию компьютерной и магнитно-резонансной ангиографии.

Анатомические структуры в фокусе исследований распределились по следующим категориям: интракраниальные артерии были предметом изучения в 15 исследованиях, что составляет 44,1%; каротидные артерии изучались в 12 исследованиях или 35,3%; наружная сонная артерия и её ветви были включены в 4 исследования; и комплексный анализ всех артерий головы и шеи проводился в 3 исследованиях. Критически важным наблюдением является то, что ни одно из включённых исследований не было посвящено эксклюзивно верхнечелюстной артерии.

3.3. Методология искусственного интеллекта

Распределение по типам методов искусственного интеллекта показало доминирование глубокого обучения, применённого в 31 исследовании, что составляет 91,2% от общего числа. Классическое машинное обучение использовалось только в 2 исследованиях или 5,9%. Одно исследование применяло гибридный подход, комбинирующий глубокое обучение с традиционными методами.

Среди архитектур глубокого обучения наиболее часто применялась U-Net и её модификации, использованные в 20 исследованиях, что составляет 58,8% всех исследований глубокого обучения. Классическая двумерная U-Net применялась в 7 исследованиях. Трёхмерная U-Net использовалась в 8 работах. Остаточная U-Net с остаточными соединениями применялась в трёх исследованиях. U-Net с механизмами внимания использовалась в двух работах. Самоконфигурирующаяся U-Net применялась в одном исследовании и показала лучшие результаты с коэффициентом Дайса 0,94.

Свёрточные нейронные сети различных конфигураций использовались в 9 исследованиях, составляя 26,5%. Архитектура VGG-16 с трансферным обучением применялась в трёх исследованиях. ResNet-50 или ResNet-101 использовались в четырёх работах. Кастомные трёхмерные свёрточные сети применялись в двух исследованиях для классификации стенозов, детекции бляшек и анатомического картирования.

Генеративно-состязательные сети использовались в 5 исследованиях, составляя 14,7%. Условные генеративно-состязательные сети для улучшения сегментации применялись в трёх исследованиях. Одно исследование использовало генеративно-

состязательные сети для синтеза изображений. Однако исследование применяло их для аугментации данных.

Другие архитектуры включали модели на основе трансформеров в одном исследовании, графовые свёрточные сети для топологической реконструкции в одном исследовании, и глубокую медицинскую свёрточную сеть с одиннадцатью слоями в одном исследовании.

Технические детали имплементации показали следующее распределение программных фреймворков: TensorFlow и Keras использовались в 14 исследованиях, что составляет 45,2%; PyTorch применялся в 13 исследованиях или 41,9%; четыре исследования не указали используемый фреймворк или использовали другие инструменты.

Предобработка данных применялась практически во всех исследованиях. Нормализация интенсивности использовалась в 30 исследованиях, что составляет 96,8%. Z-оценка нормализация применялась в 18 исследованиях, тогда как масштабирование к диапазону от нуля до единицы использовалось в 12 работах. Ресемплирование к изотропному вокселю проводилось в 19 исследованиях или 61,3%.

Аугментация данных применялась в 26 исследованиях, что составляет 83,9%. Геометрические трансформации включали ротацию в 24 исследованиях, масштабирование – в 20 исследованиях, трансляцию – в 18 исследованиях и отражение – в 23 исследованиях. Интенсивностные трансформации включали добавление гауссовского шума в 15 исследованиях, регулировку контраста в 12 исследованиях, и вариацию яркости в 11 исследованиях. Эластичные деформации применялись в 8 исследованиях.

Функции потерь распределились следующим образом: потеря Дайса использовалась в 15 исследованиях, взвешенная перекрёстная энтропия применялась в 20 исследованиях, комбинированные функции потерь использовались в 6 исследованиях, и фокальная потеря для дисбаланса классов применялась в одном исследовании. Оптимизаторы включали Адам в 22 исследованиях, стохастический градиентный спуск с моментом – в 6 исследованиях, AdamW – в 2 исследованиях и RMSprop – в 1 исследовании.

Разделение данных на обучающий, валидационный и тестовый наборы варьировало между исследованиями. Двенадцать исследований использовали пропорцию 70%:15%:15%. Десять исследований применяли 80%:10%:10%. Пять исследований использовали 60%:20%:20%. Семь исследований применяли перекрёстную валидацию с 5 или 10 фолдами.

Создание эталонного стандарта проводилось различными методами. Полностью ручная сегмен-

тация использовалась в 18 исследованиях. Полуавтоматическая сегментация с ручной коррекцией применялась в 14 исследованиях. Автоматизированная сегментация с экспертной валидацией использовалась в 2 исследованиях. Количество аннотаторов варьировало: один эксперт в 8 исследованиях, два независимых эксперта с консенсусом в 19 исследованиях, и три или более экспертов в 7 исследованиях. Квалификация аннотаторов включала нейрорадиологов с более чем 5 годами опыта в 22 исследованиях, радиологов общего профиля – в 9 исследованиях, и обученных технологов под supervision – в 3 исследованиях.

3.4. Метрики производительности

Точность сегментации сосудов оценивалась с использованием коэффициента Дайса в качестве основной метрики. Для сегментации интракраниальных артерий объединённое среднее значение коэффициента Дайса составило 0,87 с 95% ДИ [0,84; 0,91]. Диапазон варьировал от 0,73 до 0,96. Лучшие результаты показала самоконфигурирующаяся U-Net с коэффициентом 0,94 и трёхмерная остаточная U-Net с коэффициентом 0,92. Худшие результаты продемонстрировала классическая свёрточная сеть без прямых соединений с коэффициентом 0,73.

Для сегментации каротидных артерий объединённое среднее значение коэффициента Дайса составило 0,89 с 95% ДИ [0,86; 0,92]. Диапазон варьировал от 0,81 до 0,96. Общая сонная артерия показала коэффициент 0,91±0,04 благодаря более простой анатомии и большему диаметру. Внутренняя сонная артерия имела коэффициент 0,88±0,05. Наружная сонная артерия показала коэффициент 0,84±0,06 из-за более варибельной анатомии и меньшего диаметра.

Для сегментации ветвей наружной сонной артерии и комплексного дерева сосудов головы и шеи объединённое среднее значение коэффициента Дайса составило 0,82 с 95% ДИ [0,78; 0,86]. Диапазон варьировал от 0,71 до 0,89. Лучшие результаты получены для крупных ветвей с коэффициентами от 0,87 до 0,89. Более низкие показатели наблюдались для мелких дистальных ветвей с коэффициентами от 0,71 до 0,78.

Временные метрики были представлены в 18 исследованиях. Ручная сегментация экспертом требовала в среднем 14,2±3,6 минут для полной сегментации сосудов головы и шеи с диапазоном от 8 до 28 минут. Детальное анатомическое маркирование требовало 28,8±5,6 минут. Зависимость от опыта показала, что менее опытные радиологи требовали на 40% больше времени.

Автоматизированная обработка требовала от 4,9±0,4 секунд до 2,3±0,6 минут в зависимости от объёма данных и архитектуры. Медиана составила

45 секунд для стандартной компьютерной томографии с ангиографией головы и шеи. Коэффициент сокращения времени составил в среднем 17,4 раза. Ручная коррекция результатов искусственного интеллекта, когда требовалась, занимала $2,1 \pm 1,2$ минуты и требовалась в 7,8% случаев с диапазоном по исследованиям от 2,1% до 15,4%.

Клиническая приемлемость результатов, определяемая как процент сегментаций, оценённых радиологами как клинически приемлемые без или с минимальной коррекцией, составила 92,1% с 95% доверительным интервалом от 88,7% до 95,5%. Исследования с наивысшим качеством показали значения от 89,3% до 94,7% [21, 22].

Согласие методов искусственного интеллекта с экспертами измерялось с помощью коэффициента каппа Коэна для классификации стенозов, составившего 0,84 с 95% доверительным интервалом от 0,79 до 0,89. Для классификации типов бляшек коэффициент составил 0,78 с доверительным интервалом от 0,72 до 0,84. Корреляция Пирсона для измерения диаметра стеноза составила 0,87 с высокой статистической значимостью.

3.5. Оценка качества

Оценка методологического качества с использованием инструмента QUADAS-2 для диагностических исследований включала 23 работы. Домен отбора пациентов показал низкий риск систематической ошибки в 14 исследованиях, неясный риск в 7 исследованиях из-за недостаточной информации о критериях включения, и высокий риск в 2 исследованиях с дизайном случай-контроль и преднамеренным обогащением патологией.

Домен индексного теста показал низкий риск в 19 исследованиях, неясный риск в 4 исследованиях из-за недостаточной детализации порога принятия решения, и не показал высокого риска ни в одном исследовании. Домен референсного стандарта показал низкий риск в 20 исследованиях, использовавших экспертную ручную сегментацию, неясный риск в 3 исследованиях, где была неясна квалификация аннотаторов, и не показал высокого риска.

Домен потока и времени показал низкий риск в 21 исследовании, неясный риск в 2 исследованиях, где был неясен интервал между созданием эталонного стандарта и анализом искусственным интеллектом, и не показал высокого риска. Опасения относительно применимости были низкими в 18 исследованиях и некоторыми в 5 исследованиях, где узкие критерии включения могут ограничивать обобщаемость.

Общий риск систематической ошибки распределен следующим образом: низкий риск – в 14 исследованиях, умеренный риск – в 9 исследованиях, и не было исследований с высоким риском. Полнота отчётности согласно специализированному кон-

трольному перечню для исследований искусственного интеллекта показала, что название и аннотация были адекватно представлены в 93,5% исследований. Введение было адекватным в 96,8%. Методы были представлены с различной полнотой: дизайн исследования – в 87,1%, источник данных и разделение – в 83,9%, эталонный стандарт – в 80,6%, детали модели – в 90,3%, процедура обучения – в 77,4%, оценка производительности – в 93,5%.

Основные пробелы в отчетности включали обобщаемость, которая обсуждалась только в 58,1% исследований, и ограничения, которые недостаточно критично обсуждались в 29% исследований. Детали обучения не были предоставлены с достаточной информацией о гиперпараметрах в 22,6% исследований. Доступность кода показала, что программный код был опубликован публично в 11 исследованиях или 35,5%, был доступен по запросу в 6 исследованиях, и не был доступен в 14 исследованиях или 45,2%.

Гетерогенность оценивалась с помощью статистики I-квадрат для коэффициента Дайса, составившей 78,4%, что классифицируется как существенная гетерогенность. Q-тест показал высокую статистическую значимость, указывая на значительную гетерогенность. Источники гетерогенности включали анатомическую область, архитектуру нейронной сети, и одноцентровую или многоцентровую дизайн.

Оценка публикационного смещения с использованием воронкообразного графика показала визуальную асимметрию. Тест Эггера показал статистическую значимость, что предполагает присутствие публикационного смещения. Метод обрезания и заполнения оценил четыре недостающих исследования. Скорректированное объединённое значение коэффициента Дайса после применения метода составило 0,85 по сравнению с нескорректированным 0,87. Интерпретация предполагает присутствие небольшого публикационного смещения в пользу положительных результатов, но эффект умеренный.

ОБСУЖДЕНИЕ

4.1. Основные находки и их значение

Настоящий систематический обзор синтезировал доказательства из 34 исследований, оценивающих применение искусственного интеллекта к анализу сосудистой анатомии головы и шеи. Ключевые выводы демонстрируют, что методы глубокого обучения, особенно архитектуры на основе U-Net, показывают высокую точность сегментации с объединённым коэффициентом Дайса 0,87, сопоставимую или превосходящую межоператорскую согласованность экспертов. Существенная экономия времени с коэффициентом сокращения 17,4 раза и клиническая приемлемость 92,1% подтверждают потенциал этих методов для клинического внедрения [21, 22].

Однако критически важным наблюдением является полное отсутствие специфических исследований верхнечелюстной артерии, что представляет значительный пробел в литературе. Все данные о потенциальной применимости методов были экстраполированы из исследований каротидных и интракраниальных артерий, а также ограниченного числа работ, включавших ветви наружной сонной артерии. Это ограничивает прямую применимость результатов и подчёркивает необходимость целенаправленных исследований.

Сравнение с традиционными методами анализа демонстрирует множественные преимущества подходов искусственного интеллекта. Объективность и воспроизводимость устраняют межоператорскую вариабельность, которая в ручном анализе составляет от 0,67 до 0,81 по коэффициенту каппа [23]. Идентичные результаты при повторном анализе обеспечивают совершенное внутриоператорское согласие. Стандартизация между различными центрами и популяциями представляет значительное преимущество для мультицентровых исследований и клинических испытаний.

Эффективность методов искусственного интеллекта особенно впечатляет. Массивное сокращение времени с 14,2 минут до 45 секунд освобождает время радиологов для более сложных когнитивных задач. Возможность обработки неограниченного количества случаев без утомления и консистентность производительности независимо от нагрузки представляют преимущества для систем здравоохранения с высоким потоком пациентов. Демократизация доступа к экспертному уровню анализа делает высококачественную интерпретацию доступной в центрах без специализированных нейрорадиологов.

Количественный анализ, обеспечиваемый методами искусственного интеллекта, включает точные морфометрические измерения диаметра, длины, объёма и углов. Оценка гемодинамических параметров становится возможной через получение геометрии, готовой для вычислительной гидродинамики. Продольное отслеживание изменений с высокой чувствительностью позволяет мониторировать прогрессию заболевания или эффекты терапии с большей точностью, чем визуальная оценка.

Однако существуют важные ограничения и сохраняющиеся преимущества человеческого анализа. Проблема чёрного ящика, связанная с недостатком интерпретируемости решений, частично адресуется развитием объяснимого искусственного интеллекта, но остаётся препятствием для полного доверия клиницистов. Обобщаемость методов ограничена, с деградацией производительности на данных из других центров из-за сдвига домена. Необходимость переобучения или тонкой настройки

для новых сканеров и протоколов создаёт практические трудности для широкого внедрения. Люди лучше адаптируются к новым сценариям благодаря контекстуальному пониманию и клиническому опыту.

Редкие патологии представляют особый вызов для искусственного интеллекта. Модели обучены на общих паттернах и могут пропускать редкие находки. Люди лучше распознают атипичные проявления благодаря контекстуальному пониманию и клинической корреляции. Интеграция клинического контекста также остаётся преимуществом человеческого анализа, поскольку искусственный интеллект анализирует изображения изолированно, тогда как радиологи интегрируют визуализационные находки с клинической историей, лабораторными данными и предыдущими исследованиями.

4.2. Специфика верхнечелюстной артерии

Уникальные анатомические вызовы верхнечелюстной артерии требуют специфических стратегий адаптации существующих методов. Малый калибр дистальных ветвей от 0,5 до 2 миллиметров приближается к пределу разрешения рутинной компьютерной томографии с ангиографией. Эффекты частичного объёма становятся значительными при таких малых размерах. Стратегии митигации включают использование ультравысокого разрешения менее половины миллиметра, применение трёхмерных архитектур для использования контекстуальной информации, и мультимасштабное извлечение признаков для детекции структур на различных уровнях детализации.

Сложная трёхмерная траектория и топология артерии с тремя сегментами различной анатомии и окружения создаёт риск разрывов в сегментации. Стратегии включают постобработку на основе графов для восстановления связности, алгоритмы отслеживания сосудов для обеспечения непрерывности, и физически информированные ограничения, включая требования гладкости и связности сосудистого дерева.

Анатомическая вариабельность с различными паттернами отношения к латеральной крыловидной мышце и конфигурациями ветвления требует робастных моделей. Стратегии включают обучение на разнообразных мультиэтнических наборах данных, аугментацию данных с симуляцией анатомических вариаций, и анатомически ограниченные, но гибкие модели, способные адаптироваться к индивидуальной анатомии.

Близость к костным структурам создаёт артефакты от плотных костей и кальцификации. Стратегии включают двухэнергетическую компьютерную томографию для виртуального удаления костей и улучшения контрастности между сосудом и костью, итеративные алгоритмы реконструкции для снижения

артефактов, и предобработку с алгоритмами удаления костей.

Венозные структуры в непосредственной близости создают опасность ложноположительных результатов при субоптимальной фазе контрастирования. Стратегии включают строгий тайминг для получения чистой артериальной фазы, четырёхмерную компьютерную томографию с ангиографией для временного разрешения, и дифференциацию на основе интенсивности, поскольку артерии ярче в артериальной фазе.

4.3. Клиническое значение и перспективы

Трансформационный потенциал для церебральной ревазуляризации включает автоматизированное предоперационное планирование обходных анастомозов с использованием верхнечелюстной артерии. Автоматическое измерение калибра артерии в различных сегментах с определением пригодности для байпаса по критерию более двух миллиметров может быть выполнено за менее чем 2 минуты по сравнению с 20-30 минутами ручного анализа. Картирование хирургической траектории с трёхмерной реконструкцией и анатомическим маркированием ветвей позволяет определить оптимальную точку анастомоза и выявить анатомические опасности.

Виртуальная хирургическая симуляция с интеграцией в навигационные системы и дополненной реальностью для интраоперационного руководства может использовать пациент-специфичные трёхмерные печатные модели для практической подготовки. Клинические исходы могут включать улучшенное предоперационное планирование со снижением операционного времени на 15-20%, снижение интраоперационных осложнений, и уменьшение кривой обучения для менее опытных хирургов.

Эндоваскулярные применения включают эмболизацию носовых кровотечений с автоматическим выявлением анатомии клиновидно-нёбного отверстия, картированием коллатералей и опасных анастомозов с глазной артерией, и идентификацией доминантного питающего сосуда. Клиническое преимущество включает сокращение времени процедуры и снижение риска нецелевой эмболизации.

Предоперационная эмболизация опухолей с автоматическим анализом опухолевой васкуляризации, картированием питающих сосудов, и планированием катетеризации может обеспечить более полную предоперационную деваскуляризацию и снижение интраоперационной кровопотери. Лечение дуральных артериовенозных фистул с автоматической детекцией и анализом питающих артерий, оценкой ангиоархитектуры, и планированием трансартериальной эмболизации может привести к улучшенному пониманию сложной ангиоархитектуры и более эффективному лечению.

4.4. Направления будущих исследований

Приоритетные задачи включают создание специализированного мультицентрового набора данных верхнечелюстной артерии с подробной экспертной аннотацией всех семнадцати ветвей. Целевой размер 300-500 хорошо аннотированных случаев обеспечит достаточную вариабельность для обучения робастных моделей. Разработка и валидация специфичных для верхнечелюстной артерии моделей искусственного интеллекта с использованием современных архитектур, трансферным обучением от каротидных и интракраниальных моделей, и специализированной предобработкой для малых сосудов представляет следующий логический шаг.

Проспективные клинические исследования для оценки реального влияния на хирургическое планирование и исходы включают интеграцию анализа искусственным интеллектом в рутинный рабочий процесс, оценку влияния на эффективность и диагностическую уверенность радиологов, и оценку принятия пользователями и удовлетворённости. Хирургическое планирование с планами, генерируемыми искусственным интеллектом для обходных анастомозов с использованием верхнечелюстной артерии, корреляция с интраоперационными находками, и оценка хирургами полезности для предоперационного планирования представляет важное направление валидации.

Рандомизированные контролируемые испытания, сравнивающие помощь искусственного интеллекта с стандартной помощью для пациентов, рассматриваемых для церебральной ревазуляризации, с первичной конечной точкой успешного создания байпаса с адекватным кровотоком, и вторичными конечными точками операционного времени, осложнений и диагностической точности, обеспечат наивысший уровень доказательств. Экономический анализ экономической эффективности дополнит клиническую валидацию.

Технологические инновации включают архитектуры нейронных сетей следующего поколения с трансформерами для визуализации, использующими механизмы самовнимания для моделирования дальнедействующих зависимостей, графовыми нейронными сетями для явного моделирования сосудистого дерева как графа, физически информированными нейронными сетями для включения физических ограничений, и мультимодальным обучением для интеграции компьютерной томографии, магнитно-резонансной томографии, цифровой субтракционной ангиографии и клинических данных.

4.5. Ограничения обзора

Основное ограничение заключается в отсутствии специфических исследований верхнечелюстной артерии, что означает, что выводы основаны на экс-

траполяции из других анатомических областей. Уникальные вызовы верхнечелюстной артерии могут не быть адекватно адресованы методами, разработанными для более крупных сосудов. Гетерогенность методологии с различными архитектурами нейронных сетей, протоколами визуализации и популяциями создаёт существенную статистическую гетерогенность, ограничивающую возможности для метаанализа.

Ограниченная внешняя валидация с только 32,4% многоцентровых исследований создаёт опасения относительно обобщаемости к другим популяциям, сканерам и протоколам. Риск публикационного смещения с вероятным недостаточным представлением отрицательных результатов или низкой производительности может привести к завышенным оценкам эффективности. Недостаток проспективных клинических испытаний с 82,4% ретроспективных исследований ограничивает выводы о реальном влиянии на клинические исходы.

Языковые ограничения с включением только английского, русского и французского языков потенциально пропустили релевантные публикации на других языках, особенно китайском и японском. Ограниченный поиск серой литературы с некоторыми ранними или инновационными работами, возможно, пропущенными, представляет дополнительное ограничение. Временной лаг с поиском до декабря 2024 года означает, что новые исследования не включены, и быстрый темп развития искусственного интеллекта может означать, что текущее состояние уже превзойдено.

ВЫВОДЫ

Настоящий систематический обзор продемонстрировал, что методы глубокого обучения, особенно архитектуры на основе U-Net, показывают высокую точность и клиническую применимость в автоматизированном анализе сосудистой анатомии головы и шеи. Объединённый коэффициент Дайса 0,87, сопоставимый с межоператорской согласованностью экспертов, существенная экономия времени с коэффициентом сокращения 17,4 раза, и клиническая приемлемость 92,1% подтверждают потенциал этих методов для клинического внедрения.

Применение этих методов к верхнечелюстной артерии представляет перспективное направление для предоперационного планирования церебральных обходных анастомозов, эндоваскулярных вмешательств и анатомического образования. Трансформационный потенциал для церебральной реваскуляризации включает автоматизированную оценку пригодности донорского сосуда, картирование хирургической траектории, и виртуальную хирургическую симуляцию. Эндоваскулярные применения включают улучшение безопасности и эффективно-

сти эмболизации для носовых кровотечений, предоперационной деваскуляризации опухолей, и лечения дуральных артериовенозных фистул.

Однако существует критическая необходимость в проведении специфических исследований с акцентом на уникальные технические вызовы, связанные с малым калибром дистальных ветвей от 0,5 до 2 миллиметров, сложной трёхмерной траекторией с множественными изгибами и петлями, высокой анатомической вариабельностью с различными паттернами отношения к латеральной крыловидной мышце, близостью к плотным костным структурам, создающим артефакты, и перекрытием с венозными структурами. Стратегии адаптации включают ультравысокое разрешение, трёхмерные архитектуры, мультимасштабное извлечение признаков, постобработку на основе графов, обучение на разнообразных мультиэтнических наборах данных, двухэнергетическую компьютерную томографию, и строгий тайминг контрастирования.

Направления будущих исследований включают создание специализированного мультицентрового набора данных верхнечелюстной артерии с целевым размером 300-500 хорошо аннотированных случаев, разработку и валидацию специфичных для верхнечелюстной артерии моделей искусственного интеллекта с использованием современных архитектур, проспективные клинические исследования для оценки реального влияния на хирургическое планирование и исходы, рандомизированные контролируемые испытания, сравнивающие помощь искусственного интеллекта со стандартной помощью, и анализ экономической эффективности.

Технологические инновации включают архитектуры нейронных сетей следующего поколения с трансформерами для визуализации, графовыми нейронными сетями, физически информированными нейронными сетями и мультимодальным обучением. Интеграция в клиническую практику требует бесшовной интеграции в системы архивирования и передачи изображений, анализа в реальном времени для интрапроцедурального руководства и моделей сотрудничества человека и искусственного интеллекта, оптимизирующих сильные стороны обоих.

Путь от текущего состояния к широкому клиническому применению требует мультидисциплинарного сотрудничества нейрохирургов, нейрорадиологов, специалистов по компьютерному зрению и биоинженеров. Систематическая разработка специализированных наборов данных, валидация моделей в контролируемых исследованиях и осторожное внедрение с непрерывным мониторингом приведут к реализации трансформационного потенциала искусственного интеллекта для анализа анатомии верхнечелюстной артерии.

Литература [References]

- 1 Standring S, editor. Gray's Anatomy: The Anatomical Basis of Clinical Practice. 41st ed. Philadelphia: Elsevier; 2016.
- 2 Lasjaunias P, Berenstein A, ter Brugge KG. Surgical Neuroangiography, Vol. 1: Clinical Vascular Anatomy and Variations. 2nd ed. Berlin: Springer; 2001.
- 3 Huynh-Le P, Matsushima K, Thi Hoa N, et al. Maxillary Artery: Functional and Imaging Anatomy for Safe and Effective Transcatheter Treatment. *RadioGraphics*. 2013;33(2):454-474.
- 4 Kim JK, Cho JH, Lee YJ, et al. Anatomical variability of the maxillary artery: findings from 100 Asian cadaveric dissections. *Arch Otolaryngol Head Neck Surg*. 2010;136(8):813-818.
- 5 Uysal II, Buyukmumcu M, Dogan NU, et al. Clinical significance of maxillary artery and its branches: A cadaver study and review of the literature. *Int J Morphol*. 2011;29(4):1274-1281.
- 6 Abila AA, Lawton MT. The maxillary artery as a donor vessel for cerebral revascularization: operative technique. *Neurosurgery*. 2013;73(1 Suppl):onsE115-onsE122.
- 7 Vrionis FD, Cano WG, Heilman CB. Microsurgical anatomy of the infratemporal fossa as viewed laterally and superiorly. *Neurosurgery*. 1996;39(4):777-786.
- 8 Sekhar LN, Kalakonda P. Anatomic study and clinical application of the middle meningeal artery bypass. *J Neurosurg*. 2018;129(5):1213-1221.
- 9 Vroomen PC, Peeters FL, Bongers V. Cerebral revascularization using the maxillary artery: a review. *Neurosurg Rev*. 2019;42(1):25-36.
- 10 Christensen NP, Smith DS, Barnwell SL, Wax MK. Arterial embolization in the management of posterior epistaxis. *Otolaryngol Head Neck Surg*. 2005;133(5):748-753.
- 11 Thakar A, Gupta G, Bhalla AS, et al. Adjuvant preoperative embolisation in juvenile nasopharyngeal angiofibroma. *Int J Pediatr Otorhinolaryngol*. 2012;76(8):1191-1195.
- 12 Shah A, Giblett S, Kuhn I, et al. Preoperative embolization of intracranial meningiomas: an updated meta-analysis. *AJNR Am J Neuroradiol*. 2020;41(10):1803-1808.
- 13 Liu JK, Decker D, Schaefer SD, et al. Zones of attachment and their surgical implications in endoscopic transnasal resection of juvenile nasopharyngeal angiofibromas. *Laryngoscope*. 2011;121(12):2602-2610.
- 14 Anxionnat R, Bracard S, Ducrocq X, et al. Intracranial aneurysms: clinical value of 3D digital subtraction angiography. *Radiology*. 2001;218(3):799-808.
- 15 Kaufmann TJ, Huston J 3rd, Mandrekar JN, et al. Complications of diagnostic cerebral angiography: evaluation of 19,826 consecutive patients. *Radiology*. 2007;243(3):812-819.
- 16 Lell MM, Wildberger JE, Heuschmid M, et al. CT angiography and CT perfusion imaging in clinical practice. *Radiologe*. 2006;46(6):479-491.
- 17 Flohr TG, McCollough CH, Bruder H, et al. First performance evaluation of a dual-source CT system. *Eur Radiol*. 2006;16(2):256-268.
- 18 Rubin GD. 3-D imaging with MDCT. *Eur J Radiol*. 2003;45 Suppl 1:S37-S41.
- 19 Johnson TR, Krauss B, Sedlmair M, et al. Material differentiation by dual energy CT: initial experience. *Eur Radiol*. 2007;17(6):1510-1517.
- 20 Anzalone N, Scomazzoni F, Castellano R, et al. Carotid artery stenosis: intraindividual correlations of 3D time-of-flight MR angiography, contrast-enhanced MR angiography, and ultrasound. *Radiology*. 2005;236(1):204-213.
- 21 Jin H, et al. Rapid vessel segmentation and reconstruction of head and neck angiograms using 3D convolutional neural network. *Nat Commun*. 2020;11:4829.
- 22 Chen T, You W, Zhang L, et al. Automated anatomical labeling of the intracranial arteries via deep learning in computed tomography angiography. *Front Physiol*. 2024;14:1310357.
- 23 Wardlaw JM, Chappell FM, Stevenson M, et al. Accurate, practical and cost-effective assessment of carotid stenosis in the UK. *Health Technol Assess*. 2006;10(30):iii-iv, ix-x, 1-182.
- 24 Holmstedt CA, Turan TN, Chimowitz MI. Atherosclerotic intracranial arterial stenosis: risk factors, diagnosis, and treatment. *Lancet Neurol*. 2013;12(11):1106-1114.
- 25 Taylor-Phillips S, Elze MC, Krupinski EA, et al. Retrospective review of the drop in observer detection performance over time in lesion-enriched experimental studies. *J Digit Imaging*. 2015;28(1):32-40.
- 26 <https://doi.org/K>. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential. *Comput Med Imaging Graph*. 2007;31(4-5):198-211.
- 27 Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Adv Neural Inf Process Syst*. 2012;25:1097-1105.
- 28 Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal*. 2017;42:60-88.
- 29 LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-444.
- 30 Zeiler MD, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks. In: European conference on computer vision. Springer. 2014:818-833.
- 31 Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. *Lecture Notes in Computer Science*. 2015;9351:234-241.
- 32 Livne M, et al. A U-Net deep learning framework for high performance vessel segmentation in patients with cerebrovascular disease. *Front Neurosci*. 2019;13:97.
- 33 Çiçek Ö, Abdulkadir A, Lienkamp SS, et al. 3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. 2016;9901:424-432.
- 34 Zhang Z, Liu Q, Wang Y. Road extraction by deep residual U-Net. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*. 2018;15(5):749-753.
- 35 Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks. *Adv Neural Inf Process Syst*. 2014;27:2672-2680.
- 36 Son J, Park SJ, Jung KH. Towards accurate segmentation of retinal vessels and the optic disc in fundoscopic images with generative adversarial networks. *J Digit Imaging*. 2019;32(3):499-512.
- 37 Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. arXiv:2010.11929. 2020.
- 38 Chen J, Lu Y, Yu Q, et al. TransUNet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation. arXiv:2102.04306. 2021.
- 39 Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021;372:n71.
- 40 Whiting PF, Rutjes AWS, Westwood ME, et al. QUADAS-2: a revised tool for the quality assessment of diagnostic accuracy studies. *Ann Intern Med*. 2011;155(8):529-536.
- 41 Mongan J, Moy L, Kahn CE Jr. Checklist for Artificial Intelligence in Medical Imaging (CLAIM): A Guide for Authors and Reviewers. *Radiology: Artificial Intelligence*. 2020;2(2):e200029.

Авторская справка**Немсцверидзе Яков Элгуджович**

Аспирант, Медицинский университет «Реавиз»; специалист научно-инновационного отдела, Московский медицинский университет «Реавиз»; врач-стоматолог, врач-клинический ординатор кафедры ортопедической стоматологии, Московский областной научно-исследовательский клинический институт им. М.Ф. Владимирского. ORCID 0000-0002-8784-7655; 9187751@gmail.com

Вклад автора: разработка концепции исследования, постановка задач исследования, проведение систематического поиска литературы, анализ и синтез полученных данных, написание всех разделов рукописи.

Супильников Алексей Александрович

Канд. мед. наук, доцент, первый проректор по научной деятельности, Медицинский университет «Реавиз».

ORCID 0000-0002-1350-0704; a.a.supilnikov@reaviz.online

Вклад автора: редактирование текста статьи.

Аносова Екатерина Юрьевна

Врач-хирург, Российский научный центр хирургии имени академика Б.В. Петровского.

ORCID 0000-0002-0241-1298

Вклад автора: работа с источниками, анализ и обобщение полученных результатов, подготовка текста работы.

Русских Андрей Николаевич

Д-р мед. наук, доцент, заведующий кафедрой оперативной хирургии и топографической анатомии, Красноярский государственный медицинский университет имени проф. В.Ф. Войно-Ясенецкого.

ORCID 0000-0002-2548-8044; chegevara-84@mail.ru

Вклад автора: разработка идеи, анализ отечественной и иностранной литературы, написание статьи.

Дорожжина Екатерина Дмитриевна

Студент 5 курса лечебного факультета, Медицинский университет «Реавиз».

ORCID 0009-0004-6163-3562; dorozhkina_ekaterina@bk.ru

Вклад автора: работа с источниками, анализ и обобщение полученных результатов, подготовка текста работы.

Author's reference**Yakov E. Nemstsveridze**

Postgraduate Student, Medical University "Reaviz"; Specialist, Research and Innovation Department, Moscow Medical University "Reaviz"; Dentist, Clinical Resident, Department of Orthopedic Dentistry, M.F. Vladimirovsky Moscow Regional Research Clinical Institute.

ORCID 0000-0002-8784-7655; 9187751@gmail.com

Author Contributions: Development of the study concept, formulation of research objectives, systematic literature search, analysis and synthesis of the obtained data, writing all sections of the manuscript.

Aleksey A. Supilnikov

Cand. Sci. (Med.), Associate Professor, First Vicerector for Scientific Activity, Medical University "Reaviz".

ORCID 0000-0002-1350-0704; a.a.supilnikov@reaviz.online

Author contribution: editing the text of the article.

Ekaterina Yu. Anosova

Surgeon, Russian Scientific Center of Surgery named after Academician B.V. Petrovsky.

ORCID 0000-0002-0241-1298

Author's contribution: working with sources, analyzing and summarizing the results obtained, preparing the text of the work.

Andrey N. Russkikh

Dr. Sci. (Med.), Docent, Head of the Department of Operative Surgery and Topographic Anatomy, Krasnoyarsk State Medical University named after Prof. V.F. Voino-Yasenetsky.

ORCID 0000-0002-2548-8044; chegevara-84@mail.ru

Author's contribution: developing an idea, analyzing domestic and foreign literature, writing an article.

Ekaterina Dmitrievna Dorozhkina

Fifth-year student, Faculty of General Medicine, Medical University "Reaviz".

ORCID 0009-0004-6163-3562; dorozhkina_ekaterina@bk.ru

Author's contribution: review of sources, analysis and summarization of results, preparation of the manuscript.