

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ДИАГНОСТИКЕ И ЛЕЧЕНИИ ХИРУРГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ (ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ)

© Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Судаков Д.В., Тихонова П.А., Шеховцова В.Б., Гаршина А.Д.

**Воронежский государственный медицинский университет имени Н.Н. Бурденко
(ВГМУ им. Н.Н. Бурденко)**

Россия, 394036, Воронежская область, г. Воронеж, ул. Студенческая, д. 10

Во всем мире искусственный интеллект получает все большее распространение в клинической медицине, что способствует улучшению диагностики, лечения и профилактики, а также снижению заболеваемости и смертности. В хирургии развитие и внедрение искусственного интеллекта идет медленнее, чем в других направлениях современной медицины.

Цель – изучить исторические аспекты развития искусственного интеллекта и современные направления его применения в диагностике и лечении хирургических заболеваний.

Материалы и методы. Анализ литературных данных проводился в поисковых системах Pubmed, Google Scholar, Scopus с глубиной охвата публикаций 10 лет.

Результаты. В настоящей статье представлены последние данные об использовании искусственного интеллекта для постановки диагнозов, анализа и последующей интерпретации результатов обследований, работы роботизированных систем, планирования и определения тактики хирургического вмешательства. Рассмотрены преимущества, недостатки и современные вызовы использования технологий искусственного интеллекта в медицине.

Заключение. Несмотря на то, что в настоящее время внедрение искусственного интеллекта в медицину и, в частности, в хирургию сталкивается с целым рядом определенных проблем и трудностей, можно предположить, что уже в ближайшие годы искусственный интеллект станет одной из составляющих комплексного подхода к лечению пациентов. При этом важно, чтобы хирурги понимали основные принципы работы искусственного интеллекта и участвовали в их разработке.

Ключевые слова: искусственный интеллект; искусственные нейронные сети; машинное обучение; хирургические заболевания; цифровые сети; модель; информация; эффективность; пациент.

Баранников Сергей Викторович – канд. мед. наук, доцент кафедры ургентной и факультетской хирургии, ВГМУ им. Н.Н. Бурденко, г. Воронеж. ORCID iD: 0000-0002-2620-9836. E-mail: svbarannikov@rambler.ru (автор, ответственный за переписку)

Чередников Евгений Федорович – д-р мед. наук, профессор, зав. кафедрой ургентной и факультетской хирургии, ВГМУ им. Н.Н. Бурденко, г. Воронеж. ORCID iD: 0000-0003-2048-6303. E-mail: facult-surg.vsmuburdenko@yandex.ru

Судаков Дмитрий Валериевич – канд. мед. наук, доцент кафедры оперативной хирургии с топографической анатомией, ВГМУ им. Н.Н. Бурденко, г. Воронеж. ORCID iD: 0000-0003-4911-1265. E-mail: sdvvtm@yandex.ru

Тихонова Полина Андреевна – студент лечебного факультета ВГМУ им. Н.Н. Бурденко, г. Воронеж. ORCID iD: 0000-0003-0307-5887. E-mail: polinka.7.2003@yandex.ru

Шеховцова Виктория Борисовна – студент лечебного факультета ВГМУ им. Н.Н. Бурденко, г. Воронеж. ORCID iD: 0000-0002-4192-5515. E-mail: wika21713@gmail.com

Гаршина Анастасия Дмитриевна – студент педиатрического факультета ВГМУ им. Н.Н. Бурденко, г. Воронеж. ORCID iD: 0009-0004-9331-016X. E-mail: shelehova.nastia@yandex.ru

Искусственный интеллект (ИИ) – это компьютерные алгоритмы, которые могут имитировать функции, характерные для человеческого интеллекта, такие как решение задач или обучение. Как и реальная модель, ИИ имеет узлы, которые соединяются отростками, что во многом напоминает нейроны с аксонами и дендритами [1].

Концепция «мыслящей машины» получила свое первое серьезное научное обоснование в 1950 году благодаря работе британского математика Алана Тьюринга. В своей статье «Вычислительные машины и интеллект» [2] А. Тьюринг предложил формальный подход к оценке интеллектуальных способностей машин, разработав тест Тьюринга – процедуру, позво-

ляющую определить, может ли поведение машины быть неотличимым от человеческого в процессе коммуникации. Знаковым событием в становлении ИИ стала Дартмутская конференция 1956 года, на которой ИИ был впервые официально признан научной дисциплиной. Именно тогда была сформулирована идея о возможности моделирования интеллектуальной деятельности с помощью машин [3].

Значительный вклад в развитие ИИ и машинного обучения (МО) внесли американские ученые Уоррен Маккаллок и Уолтер Питтс, а также канадский психолог Дональд Хебб. Именно с их работ, по мнению ряда ученых-исследователей, начинается ранний этап (1940-е – 1950-е) перехода к МО. В основу работы

Маккаллока и Питтса (опубликованной в 1943 году) легла идея о возможной «сборке» не только простейших цепочек, но и полноценных циклов на основе нейронов, способных к осуществлению сложнейшей деятельности по выполнению разного рода логических операций. Можно считать, что создаваемая нейронная сеть являлась более «усовершенствованной версией» машины Тьюринга [4]. Дональд Хебб в 1949 году сформулировал «правило Хебба», согласно которому обучение происходит за счет усиления связей между нейронами при их одновременной активации. Это положило основу для создания искусственных нейронных сетей, способных к самообучению [5].

В 50–70-е годы исследования в области ИИ и МО продолжались, несмотря на то, что ученые того времени имели определенные «ограничения», которые, в основном, «упирались» в уровень развития технологий и компьютерной техники. Тем не менее в эти годы был разработан первый метрический алгоритм для классификации данных, который позволял ИИ применять сохраненные ранее шаблоны для распознавания определенного рода данных и обучения, а также ряд программ, которые работали, используя возможности машинного интеллекта [6]. В качестве примеров наиболее известных компьютерных программ того времени можно представить Logic Theoris Аллена Ньюэлла и Герберта Саймона и ELIZA Джозефа Вейценбаума. Программа Logic Theoris обладала двумя новаторскими особенностями: эвристическим алгоритмом и устранением различий. Эвристический алгоритм был направлен на определение разного рода правил, помогающих решить ту или иную задачу без систематического перебора всех возможных вариантов [7]. Устранение же различий в формульной записи выражений стало очередным шагом в развитии ИИ и МО. ELIZA же стала настоящим «прорывом» в развитии не только ИИ и МО, но и всей компьютерной отрасли в целом. Несмотря на определенную простоту по современным меркам, данную программу можно официально считать первым разговорным чат-ботом – одним из прототипов ИИ и нейросетей [8].

С начала 80-х и практически до конца 90-х годов наблюдался период, характеризующийся плавным ростом интереса к МО и ИИ, который «закончился» своеобразным бумом, возможно, в том числе и благодаря прорыву в развитии компьютерных технологий и компьютерной техники. Интерес к ИИ и МО резко возрос благодаря открывшимся перспективам и возможностям их использования в различных отраслях – в здравоохранении, в науке, в финансовой системе, при различного рода производ-

ствах, использовании в транспортной системе, маркетинге и рекламе и т.д. Но если в те годы ИИ для большинства людей был чем-то футуристичным и мало достижимым, то МО стало реальностью [9].

ИИ в медицине начал активно развиваться в 1970-е годы. В 1971 году появилась первая система – INTERNIST-1, способная ставить диагнозы по симптомам, что продемонстрировало потенциал ИИ в поддержке принятия врачебных решений. Далее были разработаны системы MYCIN – для подбора антибиотиков, и система DXplain – диагностическая система с доступом к медицинским данным [10, 11].

Современный этап развития ИИ стартовал в 2000-х. В 2007 году IBM представила интеллектуальную систему Watson, анализирующую большие объемы данных с помощью DeepQA (Deep Question Answering – система контентной аналитики корпорации IBM) и NLP (Natural Language Processing – обработка естественного языка), что расширило возможности ИИ: он стал полезен не только для постановки диагнозов, но и для комплексного анализа медицинской информации [12].

МО – это подмножество ИИ, при котором компьютеры улучшают свою работу, анализируя данные без явного программирования. Различают три основных типа МО: «обучение с учителем (supervised learning), при котором применяется размеченный набор данных (например, диагностическая классификация по снимкам); обучение без учителя (unsupervised learning) – выявление скрытых закономерностей в неструктурированных данных (кластеризация, аномалия) и обучение с подкреплением (reinforcement learning) – алгоритм учится, получая обратную связь в виде «вознаграждений» за успешные действия (актуально для робототехники и управления медтехникой)» [13].

Традиционное МО использует алгоритмы, которым требуется большой объем данных для принятия обоснованных решений. Его основная цель – научить систему распознавать внешние данные, извлекать из них полезную информацию и применять ее для решения практических задач, таких как диагностика заболеваний, сегментация изображений или прогноз исходов. Процесс МО включает два ключевых этапа: обучение модели и последующий вывод – применение полученных знаний к новым ситуациям [14]. С 1990-х годов методы МО значительно эволюционировали, что привело к развитию глубокого обучения (Deep Learning) – одного из самых мощных направлений в ИИ. При глубоком обучении происходит использование многослойных нейросетей, способных выявлять сложные паттерны в больших объемах

информации. Особенно эффективно в медицине зарекомендовали себя сверточные нейронные сети (CNN), применяемые для анализа медицинских изображений (компьютерных томограмм, ультразвуковых изображений и др.), автоматического распознавания патологий, планирования хирургического вмешательства [15]. CNN продемонстрировали заметное превосходство над традиционными методами. Так, например, они показали высокую эффективность при анализе ультразвуковых изображений печени и в задаче автоматической сегментации анатомических структур на базе данных MICCAI Head and Neck Auto-segmentation Challenge 2015 [16-21].

Дополнительный импульс развитию технологий ИИ дали генеративно-состязательные сети (GAN) – архитектура, в которой одна нейросеть генерирует изображения, а другая оценивает их правдоподобие. Это позволяет создавать реалистичные медицинские данные, улучшать разрешение снимков и обучать системы на синтетических примерах [22].

Применение ИИ в медицине можно условно разделить на два направления: виртуальный ИИ и физический ИИ. Виртуальный ИИ включает анализ электронных медицинских карт, биосенсоров и поддержку принятия врачебных решений, в то время как физический ИИ реализуется через роботизированные системы, применяемые при хирургических вмешательствах, имплантации, уходе за пациентами [23].

Недавние исследования, проведенные M.L. Giger и соавторами (соавт.), показали, что ИИ способен выявлять сложные закономерности и скрытые структуры в данных, что позволяет системам визуальной диагностики в медицине достигать, а иногда и превосходить уровень точности врача. Кроме того, ИИ-решения для поддержки клинических решений помогают снижать количество диагностических ошибок, повышают точность и воспроизводимость выводов, а также позволяют врачам эффективнее использовать медицинские данные и документацию [24, 25].

Интеграция ИИ с традиционными методами медицинской визуализации значительно ускоряет диагностический процесс. Например, автоматизированный анализ изображений сетчатки с применением ИИ позволяет выявлять диабетическую ретинопатию на ранних стадиях, повышая точность и скорость диагностики [26]. Компьютерное зрение позволяет компьютерам распознавать и различать объекты на изображениях и видео, идентифицируя многочисленные элементы и отличая их от визуально схожих. Эта технология может дополнять или даже заменять традиционные методы визуализации,

такие как магнитно-резонансная (МРТ) и компьютерная томография (КТ), ультразвуковое исследование (УЗИ). Например, одна минута HD-видеозаписи хирургической процедуры содержит в 25 раз больше данных, чем КТ-снимок. Исследования показали, что применение компьютерного зрения снижает вероятность ошибок при обнаружении анатомических аномалий. В частности, ошибка в распознавании лимфатических узлов снизилась с 3,4% до 0,5%. Точная визуализация патологических изменений может существенно повлиять на хирургическое решение [27, 28].

Развитие ИИ в хирургии идет медленнее, чем в других медицинских направлениях, что частично объясняется высокой ответственностью и сложностью хирургических решений, основанных на гипотетико-дедуктивном мышлении, интуиции и непредсказуемом взаимодействии с пациентом и средой. Современные исследования в этой области сосредоточены на создании алгоритмов и полуавтономных роботизированных систем, способных выполнять интервенционные действия под постоянным контролем хирурга [29].

На сегодняшний день внедрение ИИ в хирургическую практику в основном опирается на методы МО и компьютерного зрения, позволяющие извлекать важную информацию из визуальных данных – изображений, видео и др. – и формировать на ее основе рекомендации или действия. Дополненная реальность и анатомическая сегментация также играют важную роль в этой области. Интеграция ИИ-моделей с электронными медицинскими картами и данными, получаемыми в ходе операции в реальном времени в сочетании с клинической оценкой и интуицией врача, может значительно повысить эффективность принятия критически важных решений [29].

Park S.Y. и Kim S.M. [30] применили искусственные нейронные сети (ANN) для диагностики острого аппендицита (ОА), используя данные 801 пациента. Для сравнения эффективности использовалась клиническая шкала Alvarado [31]. Точность трех типов ANN составила 99,8%, 99,4% и 97,8%, тогда как точность шкалы Alvarado – лишь 72,2%. Различие оказалось статистически значимым ($P < 0,001$), что подтверждает преимущество ANN в диагностике ОА [32]. Yoldaş Ö. и соавт. изучили эффективность ANN в диагностике ОА у пациентов с болями в правом нижнем квадранте живота. В проспективное исследование были включены 156 пациентов с подозрением на ОА. ANN продемонстрировали высокую диагностическую точность: чувствительность – 100%, специфичность – 97,2%, положительная прогностическая

ценность – 96,0%, отрицательная – 100%. Авторы пришли к выводу, что ANN способны существенно повысить точность диагностики и сократить число необоснованных аппендэктомий [33].

С практической точки зрения, нейронные сети также демонстрируют превосходство в прогнозировании тяжелых состояний. Так, при оценке тяжести острого панкреатита (ОП) через шесть часов после поступления пациента в стационар чувствительность ANN составила 89%, специфичность – 96%, в то время как у системы APACHE II [34] эти показатели были ниже – 80% и 85% соответственно [35].

Первая попытка применения искусственных нейронных сетей (ANN) для прогнозирования тяжести ОП была предпринята Kazmierczak S.C., et al. [36], которые анализировали концентрации ферментов поджелудочной железы в сыворотке крови. Наиболее информативным маркером оказалась липаза, обеспечившая точность прогнозирования 82%, тогда как амилаза показала более низкий показатель – 76%. Mofidi R. et al. [37] разработали более комплексную модель ANN для оценки тяжести ОП, риска развития органной недостаточности и летального исхода. В исследование включили ретроспективный анализ 664 случаев ОП, из которых 181 пациент (27,3%) имел тяжелую форму заболевания. Модель использовала 10 клинических параметров, измеренных при поступлении и спустя 48 часов (возраст, артериальное давление, показатели: парциальное давление кислорода в артериальной крови, лактатдегидрогеназа, глюкоза, мочевины, кальций, гематокрит и лейкоциты в общем анализе крови).

Eldar S. et al. применяли ANN для выявления факторов, предсказывающих необходимость перехода от лапароскопического доступа к лапаротомному при остром холецистите. Анализ проводился на основе данных 225 пациентов, перенесших лапароскопическую холецистэктомию. Для построения прогностических моделей использовались как традиционные статистические методы, так и подходы на базе ANN. В результате модель на основе нейросетей достигла 100% точности в прогнозировании необходимости конверсии, а также продемонстрировала 97% подтвержденных отрицательных прогнозов. Авторы исследования отмечают, что столь высокая точность указывает на потенциал использования ANN для принятия обоснованных решений о проведении открытой холецистэктомии, минуя этап лапароскопического вмешательства, что особенно актуально в экстренных и сложных клинических случаях [38].

В исследовании Cheng P.M. et al. ANN использовался для диагностики острой тонкоки-

шечной непроходимости на основе рентгеновских снимков. Окончательный анализ рентгенограмм брюшной полости с использованием ANN имел чувствительность 91,4% и специфичность 91,9% в диагностике рентгенологических признаков кишечной непроходимости. При этом точность выявления тонкокишечной непроходимости с помощью ANN значительно увеличивалась при увеличении количества обучающих рентгенограмм [39].

ИИ реже всего использовался для решения тактических вопросов при лечении ущемленной грыжи (УГ). Элементы ИИ [40] применялись для раннего выявления риска резекции кишечника у пациентов с УГ. Резекция кишечника была выполнена у 160 (21,0%) из 762 пациентов, включенных в исследование. С помощью ANN были выявлены восемь факторов, которые в значительной степени связаны с риском необходимости резекции кишечника в случае его непроходимости: женский пол, возраст старше 65 лет, бедренная грыжа, кишечная непроходимость, продолжительность непроходимости, количество лейкоцитов в общем анализе крови.

За последнее десятилетие были достигнуты значительные успехи в применении ИИ в эндоскопии желудочно-кишечного тракта. Ранние системы ИИ в основном использовали алгоритмы компьютерной диагностики (CADx) и компьютерного обнаружения (CADe). Их роль заключалась в выявлении, характеристике и дифференциации подозрительных образований, таких как полипы, опухоли, язвы и очаги дисплазии [41].

Особым направлением применения технологий ИИ интеллекта являются желудочно-кишечные кровотечения (ЖКК). Методы искусственного интеллекта продемонстрировали высокую эффективность в диагностике ЖКК. Так, Xiao et al. использовали сверточную нейронную сеть AlexNet, обученную на 8200 изображениях, достигнув чувствительности 99,2% и прогностической точности 99,9%. В 2017 году на конференции IEEE Li., et al. сравнили производительность и вычислительную сложность четырех нейросетевых архитектур – LeNet, AlexNet, GoogLeNet и VGG-Net – при диагностике кровотечений. AlexNet показала наилучшее соотношение точности (98,9%) и скорости работы [42].

За последние два десятилетия для оценки риска при ЖКК активно применялись три признанные балльные шкалы: Glasgow-Blatchford bleeding score (GBS) [43] – для определения показаний к амбулаторному лечению, шкала Rockall [44] для оценки вероятности летального исхода, и AIMS65 – для прогнозирования тяжелых осложнений [45]. Однако современные модели МО демонстрируют потенциал к более

точной, персонализированной стратификации риска. Такие модели позволяют точнее прогнозировать необходимость в переливании крови, проведении эндоскопии и определении показаний к госпитализации. Кроме того, ИИ уже применяется для определения источника ЖКК в тонком кишечнике с помощью капсульной эндоскопии, что способствует более быстрой диагностике и снижению числа инвазивных вмешательств. Модели МО, основанные на анализе эндоскопических изображений, демонстрируют высокую точность (до 90%) в прогнозировании риска повторного ЖКК и летального исхода. При этом алгоритмы, использующие только клинические параметры, такие как возраст, наличие язвенного анамнеза, онкологические заболевания, уровень гемоглобина и другие, позволяют прогнозировать риск повторного эпизода в течение года с точностью до 84,3%. Это значительно снижает потребность в повторных инвазивных вмешательствах и помогает оптимизировать лечение [46-55].

Rotondano G. et al. разработали нейронную сеть, прогнозирующую вероятность смерти у пациентов с кровотечением из верхних отделов желудочно-кишечного тракта [56]. Нейронная сеть была разработана и протестирована на 2380 пациентах. Их нейронная сеть была сравнена со шкалой Rockall [44]. Wong G.L. et al. [57] разработали ANN на основе ретроспективного анализа данных 22854 пациентов с язвенной болезнью. Эта нейронная сеть смогла выявить пациентов с рецидивирующим язвенным кровотечением на основе их возраста, уровня гемоглобина, локализации язвы в желудке, наличия других заболеваний желудочно-кишечного тракта, злокачественных новообразований и инфекций. Модель выявила пациентов с рецидивирующим язвенным кровотечением с точностью 84,3%.

Характерной чертой применения ИИ при ЖКК является возможность автоматической классификации признаков высокого риска рецидива кровотечения, особенно при язвенных геморрагиях и кровотечениях из варикозно расширенных вен пищевода и желудка. Поскольку уровень риска рецидива определяется визуальными признаками кровотечения (тромбированный сосуд, пятна гематина и др.), ИИ помогает точно оценивать их в реальном времени, что позволяет эндоскопистам сразу выбрать оптимальную тактику лечения и снизить вероятность рецидива геморрагии [58]. В исследовании Laine L. et al. [59] показали, что частота правильного распознавания эндоскопических признаков кровотечения повышалась с увеличением эндоскопического опыта: при выполнении пяти процедур в месяц точность возрастала

с 59% до 73% до прохождения обучающего курса. Согласно исследованию Mondardini A., кровотечения FIA-B по классификации J. Forrest [60] демонстрировали высокую межнаблюдательную согласованность, тогда как типы FIIA-B-C и III характеризовались низкой согласованностью между специалистами [61]. Для оценки полезности ИИ в определении эндоскопических признаков кровотечения во время процедуры была разработана модель глубокого обучения [62], способная классифицировать изображения в соответствии с классификацией J. Forrest. Модель обучалась на 2378 статичных эндоскопических изображениях, полученных от 1694 пациентов. В тестовой выборке модель показала умеренную или высокую степень согласованности с экспертным эндоскопистом, при этом ее точность превышала показатели начинающего специалиста [47-50].

Активно занимаются развитием технологий МО в эндоскопическом лечении язвенных кровотечений и отечественные ученые. Так, Баранниковым С.В. и соавт. была разработана экспертная цифровая система поддержки принятия врачебных решений «Эндоскопический гемостаз язвенного гастродуоденального кровотечения» [63], позволяющая на основании персонализированных данных пациентов, таких как гемодинамика, характер желудочного содержимого, тип кровотечения по J. Forrest [60] и др., определять тактику эндоскопического лечения кровоточащей гастродуоденальной язвы [64]. При этом данная система является динамично обновляющейся и, согласно последним литературным данным, в данную экспертную систему была добавлена нейросетевая классификация типа язвенного кровотечения по эндоскопическим изображениям, что в перспективе позволит улучшить качество диагностики и оказания медицинской помощи пациентам с язвенными геморрагиями [65].

ИИ в последнее время активно применяется на этапе предоперационного планирования: с его помощью хирурги могут моделировать операции, прогнозировать возможные осложнения и адаптировать план вмешательства с учетом индивидуальных особенностей пациента [76]. На основе методов МО было разработано приложение для смартфонов Predictive OptTimal Trees in Emergency Surgery Risk (POTTER) [67], основанный на технологиях ИИ, предназначенное для прогноза послеоперационной смертности, осложнений и других хирургических рисков в экстренной хирургии. Этот инструмент обеспечивает хирургам возможность в режиме реального времени проводить более точную предоперационную оценку состояния пациента.

Исследования показали, что данный калькулятор превосходит традиционные методы оценки риска, такие как классификация ASA [68], шкала неотложной хирургической помощи (ESS) [69] и калькулятор хирургического риска ACS [70]. На его основе также создано мобильное приложение Trauma Outcome Predictor, которое помогает прогнозировать исходы у травмированных пациентов, поддерживая принятие решений в острых ситуациях и коммуникацию с пациентами и их близкими [71].

Широкое распространение технологии ИИ получают в современной роботической хирургии. Хирургическое вмешательство часто включает в себя определение «хирургических плоскостей» – анатомических точек, в которых ткани соединяются и не содержат важных структур, таких как артерии, крупные вены или нервы, и поэтому безопасны для рассечения [72]. Kumazu Y. et al. была разработана модель глубокого обучения с использованием хирургических видеозаписей роботизированной гастроэктомии, способная автоматически сегментировать рыхлые волокна соединительной ткани для определения безопасной плоскости рассечения [73]. Madani A. и соавт. использовали модели глубокого обучения для определения безопасных и опасных зон рассечения, в частности печени, желчного пузыря и гепатобилирного треугольника Calot во время лапароскопической холецистэктомии, что, по сведениям авторов, способствует сокращению времени и снижает число осложнений при выполнении данных оперативных вмешательств [74].

Лазаренко В.А. и соавт. разработаны и применены в клинической практике модели дифференциальной диагностики обструкции внепеченочных желчных протоков на основе результатов эндоультрасонографии с использованием гибридных технологий принятия врачебных решений. Объективизация и систематизация дифференциальной диагностики обструктивной патологии общего желчного протока позволила улучшить результаты неинвазивной диагностики и ее эффективность на уровне 0,92. Также авторы отмечают, что данная система имеет перспективу для ее использования в диагностике смежной патологии [75, 76].

Роботическая хирургия позволяет выполнять операции в труднодоступных анатомических зонах через минимальные разрезы. ИИ помогает улучшать визуализацию в реальном времени, повышая точность распознавания тканей и инструментов. Совсем недавно Goodman S.B. et al. [77] разработали многозадачную модель нейронной сети для одновременного пространственно-временного анализа рук, инструментов и действий в открытых хирургиче-

ских видео. Чтобы адаптироваться к изменениям изображения в ходе операции, Ali S. et al. разработали систему онлайн-обработки видеопотока, устраняющую шум, размытие и искажения цвета, что позволило улучшить качество визуализации [78]. Для улучшения визуализации в ходе операции Wang F. et al. предложили использовать CNN совместно с трансформером Swin, что позволило эффективно устранять дым от электрокоагуляции с хирургических видеозаписей и получать более четкое изображение операционного поля [79].

Goldenberg M.G. et al. также рассмотрели применение ИИ-управляемых интернет и мобильных платформ в сфере дистанционной хирургии. Эти технологии позволяют роботизированным системам выполнять операции под удаленным контролем хирурга или оказывать помощь в проведении сложных хирургических вмешательств в условиях ограниченного доступа к медицинским ресурсам, например, во время военных конфликтов или стихийных бедствий [80].

Применение ИИ в хирургической практике сопровождается рядом существенных вызовов, включая финансовые затраты, техническое обслуживание и необходимость подготовки медицинского персонала [81]. Одной из ключевых проблем остается недостаточная готовность хирургов к интеграции ИИ в свою повседневную деятельность. Кроме того, успешное использование ИИ требует высокого качества исходных данных на этапах как ввода, так и внедрения, что делает систему уязвимой к ошибкам как со стороны человека, так и алгоритма. Эти ошибки могут приводить к предвзятым решениям, которые могут восприниматься как отсутствие эмпатии или неадекватное оказание медицинской помощи, поднимая тем самым важные этические вопросы – от алгоритмической предвзятости до потенциальных коррупционных рисков [82].

Среди дополнительных угроз – кибератаки на ИИ-системы и усиление искажений в условиях сложных цифровых сетей, что трудно устранить простыми техническими решениями. Эффективность работы ИИ во многом зависит от объема и качества доступных данных, включая медицинские истории и отчеты. Однако предоставление таких персонализированных данных в нужных масштабах может быть затруднено из-за проблем с конфиденциальностью и логистикой. Кроме того, интерпретация алгоритмами имеющейся информации может усиливать уже существующие искажения, влияя на клинические и хирургические решения [83].

Чтобы ИИ-системы были универсально применимыми, они должны учитывать репре-

зентативность выборки, наличие пропущенных данных и выбросов. Регулярное обновление информации о пациентах играет важную роль в обеспечении актуальности выводов. При этом важно, чтобы хирурги понимали логику работы алгоритмов и участвовали в междисциплинарном взаимодействии с инженерами, информатиками и специалистами по данным [84].

ИИ быстро проникает в разные направления хирургии по всему миру. Современные тренды указывают на его потенциал в улучшении ухода за пациентами за счет совершенствования существующих методов и стимулирования инноваций. Растущая роль ИИ в скрининге, диагностике, лечении и профилактике способствует снижению заболеваемости и смертности. Тем не менее для полноценного внедрения ИИ в хирургическую практику необходимо преодолеть существующие ограничения текущих обучающих методик и инфраструктурные барьеры [85].

Несмотря на растущий интерес к технологиям ИИ, особенно в области анатомического анализа, видеонаблюдения и поддержки врачебных решений, получение официального клинического допуска для таких систем остается сложной задачей. Одним из ключевых препятствий является необходимость больших объемов качественных данных, таких как больничные отчеты, результаты анализов и истории болезни, для эффективного обучения моделей. Однако сбор и обработка такого массива информации сопряжены с трудностями, включая вопросы конфиденциальности и правовой ответственности.

Дополнительную проблему создает так называемый эффект «черного ящика»: многие ИИ-системы выдают рекомендации без возможности объяснить логику своих решений. Это снижает доверие со стороны врачей и затрудняет клиническое применение. Без четкой связи между входными данными и результатами сложно обосновать целесообразность тех или иных рекомендаций.

Для того, чтобы ИИ можно было применять в различных клинических сценариях, необходима его адаптация к особенностям конкретных подгрупп пациентов. На результаты могут влиять такие факторы, как неполные или нерепрезентативные данные, а также статистические выбросы. Именно поэтому алгоритмы требуют регулярного обновления на основе новых клинических сведений, чтобы оставаться точными и релевантными. Преодоление этих барьеров требует тесного взаимодействия врачей, специалистов по ИИ и исследователей. Хирурги должны понимать основные принципы работы алгоритмов и участвовать в их разработке и адаптации к реальным клиническим задачам. Только в таком случае возможно безопасное и

эффективное применение ИИ для оценки рисков и принятия медицинских решений.

Таким образом, в ближайшие годы применение ИИ в хирургии обещает значительные улучшения в принятии решений, оценке рисков, коммуникации с пациентами и организации работы медицинской команды. Однако в настоящее время отсутствуют унифицированные стандарты для клинической проверки и внедрения таких алгоритмов, что ограничивает их практическое использование.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

ИСТОЧНИКИ ФИНАНСИРОВАНИЯ

Авторы заявляют об отсутствии финансирования.

ЛИЧНЫЙ ВКЛАД АВТОРОВ

Баранников С.В. – разработка концепции и дизайна исследования, сбор материала, анализ полученных данных, подготовка текста, редактирование; Чередников Е.Ф. – редактирование, окончательное утверждение для публикации рукописи; Судачков Д.В. – сбор материала, анализ полученных данных; Тихонова П.А. – анализ полученных данных, подготовка текста; Шеховцова В.Б. – анализ полученных данных, подготовка текста; Гаршина А.Д. – анализ полученных данных, подготовка текста.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Choi R.Y., Coyner A.S., Kalpathy-Cramer J., Chiang M.F., Campbell J.P. Introduction to Machine Learning, Neural Networks, and Deep Learning. *Transl Vis Sci Technol*. 2020;27;9(2):14. DOI: 10.1167/tvst.9.2.14.
2. Nath R. Alan Turing's Concept of Mind. *Journal of Indian Council of Philosophical Research*. 2020;37(170):1-20. DOI: 10.1007/s40961-019-00188-0.
3. OECD, Artificial Intelligence in Society, *OECD Publishing, Paris*, 2019. DOI: 10.1787/eedfee77-en.
4. McCulloch W.S., Pitts W.A. Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biology*. 1943;5:115-133. DOI: 10.1007/BF02478259.
5. Hebb D.O. *The organization of behavior: a neuropsychological theory*. Originally published: New York: Wiley. 1949. ISBN 0-8058-4300-0.
6. McCarthy J., Wiederhold G. Arthur Samuel: Pioneer in Machine Learning. *IBM Journal of Research and Development*. 1992;36(3):329-331. DOI: 10.1147/rd.363.0329.
7. Simon H., Newell A. Computer simulation of human thinking and problem solving. *Monographs of the Society for Research in Child Development*. 1962. DOI: 10.2307/1165535.
8. Basset C. The computational therapeutic: exploring Weizenbaum's ELIZA as a history of the present. *AI & SOCIETY*. 2019;34(5). DOI: 10.1007/s00146-018-0825-9.
9. Jordan M.I., Mitchell T.M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Affiliations Expand*. 2015;17;349(6245):255-260. DOI: 10.1126/science.aaa8415.

10. Edward H. *Shortliffe MYCIN: A Rule-Based Computer Program For Advising Physicians Regarding Antimicrobial Therapy Selection*. 1976. DOI:10.1145/1408800.1408906
11. Barnett G.O., Hoffer E., Packer M.S., Famiglietti K.T., Kim R.J., Cimino C., Feldman M.J., Forman B.H., et al. DXPLAIN--demonstration and discussion of a diagnostic clinical decision support system. Annual Symposium on Computer Application [sic] in Medical Care. *Symposium on Computer Applications in Medical Care*. 1991.
12. Hirani R., Noruzi K., Khuram H., Hussaini A.S., Aifuwa E.I., Ely K.E., Lewis J.M., Gabr A.E., et al. Artificial Intelligence and Healthcare: A Journey through *History, Present Innovations, and Future Possibilities*. *Life (Basel)*. 2024;26;14(5):557. DOI: 10.3390/life14050557.
13. Rajpurkar P., Chen E., Banerjee O., Topol E.J. AI in health and medicine. *Nat Med*. 2022;28(1):31-38. DOI: 10.1038/s41591-021-01614-0.
14. Kairo J. Machine Learning Algorithms for Predictive Maintenance in Manufacturing. *Journal of Technology and Systems*. 2024;6(4). DOI: 10.47941/jts.2144.
15. Wilczok D. Deep learning and generative artificial intelligence in aging research and healthy longevity medicine. *Aging Research Journal*. 2025. DOI: 10.18632/aging.206190.
16. Choi K.S. Integrating Artificial Intelligence Into Healthcare Research. *Hu Li Za Zhi*. 2020;67(5):12-18. DOI: 10.6224/JN.202010_67(5).03.
17. Soguero-Ruiz C., Fei W.M., Janssen R., Augestad K.M., Álvarez J.L., Jiménez I.M., Lindsetmo R.O., et al. Data-driven Temporal Prediction of Surgical Site Infection. *AMIA Annu Symp Proc*. 2015:1164-1173.
18. Amit Y., Geman D. Shape Quantization and Recognition with Randomized Trees. *Neural Computation*. 1997;9:1545-1588. DOI:10.1162/neco.1997.9.7.1545.
19. Breiman L. Random Forests. *Mach Learn*. 2001;45:5-32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
20. Criminisi A., Shotton J., Bucciarelli S. Decision forests with long-range spatial context for organ localization in CT volumes. *Med Image Comput Comput Assist Interv*. 2009.
21. Lempitsky V., Verhoek M., Noble J.A., Blake A. Random Forest Classification for Automatic Delineation of Myocardium in Real-Time 3D Echocardiography. *Functional Imaging and Modeling of the Heart, Springer Berlin Heidelberg*; 2009:447-456.
22. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., et al. Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*. 2020;63:139-144. DOI: 10.1145/3422622.
23. Bindra S., Jain R. Artificial intelligence in medical science: a review. *Ir J Med Sci*. 2024;193(3):1419-1429. DOI: 10.1007/s11845-023-03570-9.
24. Giger M.L. Machine Learning in Medical Imaging. *J Am Coll Radiol*. 2018;15 (3 Pt B):512-520. DOI: 10.1016/j.jacr.2017.12.028.
25. Choi K.S. Integrating artificial intelligence into healthcare research. *Hu Li Za Zhi*. 2020;67:12-18. DOI: 10.6224/JN.202010_67(5).03.
26. Gulshan V., Peng L., Coram M., Stumpe M.C., Wu D., Narayanaswamy A., Venugopalan S., Widner K., et al. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *JAMA*. 2016;13;316(22):2402-2410. DOI: 10.1001/jama.2016.17216.
27. Mumtaz H., Saqib M., Ansar F., Zargar D., Hameed M., Hasan M., Muskan P. The future of Cardiothoracic surgery in Artificial intelligence. *Ann Med Surg (Lond)*. 2022;31;80:104251. DOI: 10.1016/j.amsu.2022.104251.
28. Akseleod-Ballin A., Chorev M., Shoshan Y., Spiro A., Hazan A., Melamed R., Barkan E., Herzl E., et al. Predicting Breast Cancer by Applying Deep Learning to Linked Health Records and Mammograms. *Radiology*. 2019;292(2):331-342. DOI: 10.1148/radiol.2019182622.
29. Mofidi R. Duff M.D., Madhavan K.K., Garden O.J., Parks R.W. Identification of severe acute pancreatitis using an artificial neural network. *Surgery*. 2007;141(1): 59-66. DOI: 10.1016/j.surg.2006.07.022.
30. Park S.Y., Kim S.M. Acute appendicitis diagnosis using artificial neural networks. *Technol Health Care*. 2015; 23 Suppl 2:S559-565. DOI: 10.3233/THC-150994.
31. Alvarado A. A practical score for the early diagnosis of acute appendicitis. *Ann Emerg Med*. 1986;15(5):557-564. DOI: 10.1016/s0196-0644(86)80993-3.
32. Vakulchik V.G. Informativity and diagnostic significance of Alvarado scale in differential diagnostics for abdominal pain in children. *Journal of the Grodno State Medical University*. 2018;16(4):447-451. DOI: 10.25298/2221-8785-2018-16-4-447-451.
33. Yoldaş Ö., Tez M., Karaca T. Artificial neural networks in the diagnosis of acute appendicitis. *Am J Emerg Med*. 2012;30(7):1245-1247. DOI: 10.1016/j.ajem.2011.06.019.
34. Knaus W.A., Draper E.A., Wagner D.P., Zimmerman J.E. APACHE II: a severity of disease classification system. *Crit Care Med*. 1985;13(10):818-829.
35. 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. DOI:10.1016/j.jbi.2016.07.007.
36. Kazmierczak S.C., Catrou P.G., Van Lente F. Diagnostic accuracy of pancreatic enzymes evaluated by use of multivariate data analysis. *Clin Chem*. 1993;39(9):1960-1965.
37. Mofidi R., Duff M.D., Madhavan K.K., Garden O.J., Parks R.W. Identification of severe acute pancreatitis using an artificial neural network. *Surgery*. 2007;141(1): 59-66. DOI: 10.1016/j.surg.2006.07.022.
38. Eldar S., Siegelmann H.T., Buzaglo D., Matter I., Cohen A., Sabo E., Abrahamson J. Conversion of laparoscopic cholecystectomy to open cholecystectomy in acute cholecystitis: artificial neural networks improve the prediction of conversion. *World J Surg*. 2002;26(1):79-85. DOI: 10.1007/s00268-001-0185-2.
39. Cheng P.M., Tran K.N., Whang G., Tejura T.K. Refining Convolutional Neural Network Detection of Small-Bowel Obstruction in Conventional Radiography. *AJR Am J Roentgenol*. 2019;212(2):342-350. DOI: 10.2214/AJR.18.20362.
40. Chen P., Huang L., Yang W., He D., Liu X., Wang Y., Yu Y., Yang L., Zhou Z. Risk factors for bowel resection among patients with incarcerated groin hernias: A meta-analysis. *Am J Emerg Med*. 2020;38(2):376-383. DOI: 10.1016/j.ajem.2019.09.023.
41. Sundaram S., Choden T., Mattar M.C., Desai S., Desai M. Artificial intelligence in inflammatory bowel disease endoscopy: current landscape and the road ahead. *Ther Adv*

- Gastrointest Endosc.* 2021;14;14:26317745211017809. DOI: 10.1177/26317745211017809.
42. Li P., Li Z., Gao F., Wan L., Yu J. Convolutional neural networks for intestinal hemorrhage detection in wireless capsule endoscopy images; Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME); Hong Kong, China. 2017:1518-1523. DOI: 10.1109/ICME.2017.8019415.
 43. Blatchford O., Murray W.R., Blatchford M. A risk score to predict need for treatment for upper-gastrointestinal haemorrhage. *Lancet.* 2000;356(9238):1318-1321. DOI: 10.1016/S0140-6736(00)02816-6.
 44. Rockall T.A., Logan R.F., Devlin H.B., Northfield T.C. Risk assessment after acute upper gastrointestinal haemorrhage. *Gut.* 1996;38(3):316-321. DOI:10.1136/gut.38.3.316
 45. Gralnek I.M., Stanley A.J., Morris A.J., Camus M., Lau J., Lanas A., Laursen S.B., Radaelli F., et al. Endoscopic diagnosis and management of nonvariceal upper gastrointestinal hemorrhage (NVUGIH): European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Guideline - Update 2021. *Endoscopy.* 2021;53(3):300-332. DOI: 10.1055/a-1369-5274.
 46. Stanley A.J., Ashley D., Dalton H.R., Mowat C., Gaya D.R., Thompson E., Warshow U., Groome M., et al. Outpatient management of patients with low-risk upper-gastrointestinal haemorrhage: multicentre validation and prospective evaluation. *Lancet.* 2009;3;373(9657):42-47. DOI: 10.1016/S0140-6736(08)61769-9.
 47. Li B., Meng M.Q. Computer-based detection of bleeding and ulcer in wireless capsule endoscopy images by chromaticity moments. *Comput Biol Med.* 2009;39(2):141-147. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2008.11.007.
 48. Pan G., Yan G., Qiu X., Cui J. Bleeding detection in Wireless Capsule Endoscopy based on Probabilistic Neural Network. *J Med Syst.* 2011;35(6):1477-1484. DOI: 10.1007/s10916-009-9424-0.
 49. Hassan A.R., Haque M.A. Computer-aided gastrointestinal hemorrhage detection in wireless capsule endoscopy videos. *Comput Methods Programs Biomed.* 2015;122(3):341-353. DOI: 10.1016/j.cmpb.2015.09.005.
 50. Xiao Jia, Meng M.Q. A deep convolutional neural network for bleeding detection in Wireless Capsule Endoscopy images. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc.* 2016;2016:639-642. DOI: 10.1109/EMBC.2016.7590783.
 51. Das A., Ben-Menachem T., Cooper G.S., Chak A., Sivak M.V. Jr, Gonet J.A., Wong R.C. Prediction of outcome in acute lower-gastrointestinal haemorrhage based on an artificial neural network: internal and external validation of a predictive model. *Lancet.* 2003;18;362(9392):1261-1266. DOI: 10.1016/S0140-6736(03)14568-0.
 52. Das A., Ben-Menachem T., Farooq F.T., Cooper G.S., Chak A., Sivak M.V Jr, Wong R.C. Artificial neural network as a predictive instrument in patients with acute nonvariceal upper gastrointestinal hemorrhage. *Gastroenterology.* 2008;134(1):65-74. DOI: 10.1053/j.gastro.2007.10.037.
 53. Ayaru L., Ypsilantis P.P., Nanapragasam A., Choi R.C., Thillanathan A., Min-Ho L., Montana G. Prediction of Outcome in Acute Lower Gastrointestinal Bleeding Using Gradient Boosting. *PLoS One.* 2015;10(7):e0132485. DOI: 10.1371/journal.pone.0132485.
 54. Sengupta N., Tapper E.B. Derivation and Internal Validation of a Clinical Prediction Tool for 30-Day Mortality in Lower Gastrointestinal Bleeding. *Am J Med.* 2017;130(5):601.e1-601.e8. DOI: 10.1016/j.amjmed.2016.12.009.
 55. Wong G.L., Ma A.J., Deng H., Ching J.Y., Wong V.W., Tse Y.K., Yip T.C., Lau L.H., et al. Machine learning model to predict recurrent ulcer bleeding in patients with history of idiopathic gastroduodenal ulcer bleeding. *Aliment Pharmacol Ther.* 2019;49(7):912-918. DOI: 10.1111/apt.15145.
 56. Rotondano G., Cipolletta L., Grossi E., Koch M., Intraligi M., Buscema M., Marmo R.; Italian Registry on Upper Gastrointestinal Bleeding (Progetto Nazionale Emorragie Digestive). Artificial neural networks accurately predict mortality in patients with nonvariceal upper GI bleeding. *Gastrointest Endosc.* 2011;73(2):218-226, 226.e1-2. DOI: 10.1016/j.gie.2010.10.006.
 57. Wong G.L., Ma A.J., Deng H., Ching J.Y., Wong V.W., Tse Y.K., Yip T.C., Lau L.H., et al. Machine learning model to predict recurrent ulcer bleeding in patients with history of idiopathic gastroduodenal ulcer bleeding. *Aliment Pharmacol Ther.* 2019;49(7):912-918. DOI: 10.1111/apt.15145.
 58. Li P., Li Z., Gao F., Wan L., Yu J. Convolutional neural networks for intestinal hemorrhage detection in wireless capsule endoscopy images. 2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), Hong Kong, China. 2017:1518-1523. DOI: 10.1109/ICME.2017.8019415.
 59. Laine L., Freeman M., Cohen H. Lack of uniformity in evaluation of endoscopic prognostic features of bleeding ulcers. *Gastrointest Endosc.* 1994;40(4):411-417. DOI: 10.1016/s0016-5107(94)70202-0.
 60. Forrest J.A., Finlayson N.D., Shearman D.J. Endoscopy in gastrointestinal bleeding. *Lancet.* 1974;2(7877):394-397. DOI: 10.1016/s0140-6736(74)91770-x.
 61. Mondardini A., Barletti C., Rocca G., Garripoli A., Sambataro A., Perotto C., Repici A., Ferrari A. Non-variceal upper gastrointestinal bleeding and Forrest's classification: diagnostic agreement between endoscopists from the same area. *Endoscopy.* 1998;30(6):508-12. DOI: 10.1055/s-2007-1001335.
 62. Yen H.-H., Wu P.-Y., Su P.-Y., Yang C.-W., Chen Y.-Y., Chen M.-F., Lin W.-C., Tsai C.-L., et al. Performance Comparison of the Deep Learning and the Human Endoscopist for Bleeding Peptic Ulcer Disease. *J Med Biol Eng.* 2021;41:504-513. DOI: 10.1007/s40846-021-00608-0.
 63. Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Банин И.Н., Болховитинов А.Е., Бавыкина И.А., Чопоров О.Н., Воротилина А.И. Экспертная цифровая система поддержки принятия врачебных решений «Эндоскопический гемостаз язвенного гастродуоденального кровотечения». Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024680004; 2024. [Baranikov S.V., Cherednikov E.F., Banin I.N., Bolkhovitinov A.E., Bavykina I.A., Choporov O.N., Vorotilina A.I. Expert digital decision support system «Endoscopic hemostasis of ulcerative gastroduodenal bleeding». Certificate of state registration of the computer program No. 2024680004; 2024. (in Russ.)]
 64. Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Банин И.Н., Чопоров О.Н., Судаков Д.В., Болховитинов А.Е., Каширина И.Л., Воротилина А.И. Мобильное приложение: экспертная цифровая система поддержки принятия врачебных решений «Эндоскопический гемо-

- стаз язвенного гастродуоденального кровотечения». *Человек и его здоровье*. 2025;28(1):21–30. [Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Banin I.N., Choporov O.N., Sudakov D.V., Bolkhovitinov A.E., Kashirina I.L., Vorotilina A.I. Mobile application: expert digital medical decision support system «Endoscopic hemostasis of ulcerative gastroduodenal bleeding». *Humans and their health*. 2025;28(1):21–30. (in Russ.)]. DOI: 10.21626/vestnik/2025-1/03. EDN: HOLPGQ.
65. Каширина И.Л., Воротилина А.И., Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Чопоров О.Н. *Нейросетевая классификация типа язвенного гастродуоденального кровотечения по эндоскопическим изображениям*. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025681146; 2025. [Kashirina I.L., Vorotilina A.I., Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Choporov O.N. *Neural network classification of the type of ulcerative gastroduodenal bleeding according to endoscopic images*. Certificate of state registration of the computer program No. 2025681146; 2025 (in Russ.)].
66. Abdalla Osman E.I., Mubarak Ismail M.M.E., Hassan Mukhtar M.A., Babiker Ahmed A.U., Abd Elfrag Mohamed N.A., Alamin Ibrahim A.A. Artificial Intelligence and Robotics in Minimally Invasive and Complex Surgical Procedures: A Systematic Review. *Cureus*. 2025;17(3):e81339. DOI: 10.7759/cureus.81339.
67. Bertsimas D., Dunn J., Velmahos G.C., Kaafarani H.M.A. Surgical Risk Is Not Linear: Derivation and Validation of a Novel, User-friendly, and Machine-learning-based Predictive Optimal Trees in Emergency Surgery Risk (POTTER) Calculator. *Ann Surg*. 2018;268(4):574–583. DOI: 10.1097/SLA.0000000000002956.
68. Hendrix J.M., Garmon E.H. *American Society of Anesthesiologists Physical Status Classification System*. In: StatPearls. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; February 11, 2025.
69. Montasser M., Ellisy D.A.M., Sayed J.A., Makkey M.M. Validation of Emergency Surgery Score (ESS) as outcome prediction score in Egyptian patients undergoing emergency laparotomy. *Int J Emerg Med*. 2025;18(1):124. DOI: 10.1186/s12245-025-00934-z.
70. Cohen M.E., Liu Y., Hall B.L., Ko C.Y. ACS NSQIP Risk Calculator Performance Across Multiple Domains of Operative Risk and Risk-associated Features. *Ann Surg*. DOI: 10.1097/SLA.0000000000006753.
71. Maurer L.R., Bertsimas D., Bouardi H.T., El Hechi M., El Moheb M., Giannoutsou K., Zhuo D., Dunn J., et al. Trauma outcome predictor: An artificial intelligence interactive smartphone tool to predict outcomes in trauma patients. *J Trauma Acute Care Surg*. 2021;91(1):93–99. DOI: 10.1097/TA.0000000000003158.
72. Тягун В.С., Гайворонский И.В., Суров Д.А., Анохин Д.Ю., Ильина В.А. Анатомо-хирургические корреляции долевого строения печени и ее интраорганического артериального русла. *Курский научно-практический вестник «Человек и его здоровье»*. 2018;(3):69–74. [Tyagun V.S., Gaivoronskiy I.V., Surov D.A., Anokhin D.Yu., Il'ina V.A. Anatomico-surgical correlations of the lobar structure of liver and its intraorganic arterial bed. *Kursk Scientific and Practical Bulletin "Man and His Health"*. 2018;(3):69–74 (in Russ.)]. DOI 10.21626/vestnik/2018-3/10. EDN YNMOAX.
73. Kumazu Y., Kobayashi N., Kitamura N., Rayan E., Neculoiu P., Misumi T., Hojo Y., Nakamura T., et al. Automated segmentation by deep learning of loose connective tissue fibers to define safe dissection planes in robot-assisted gastrectomy. *Sci Rep*. 2021;11(1):21198. DOI: 10.1038/s41598-021-00557-3.
74. Madani A., Namazi B., Altieri M.S., Hashimoto D.A., Rivera A.M., Pucher P.H., Navarrete-Welton A., Sankaranarayanan G., et al. Artificial Intelligence for Intraoperative Guidance: Using Semantic Segmentation to Identify Surgical Anatomy During Laparoscopic Cholecystectomy. *Ann Surg*. 2022;1;276(2):363–369. DOI: 10.1097/SLA.0000000000004594.
75. Лазаренко В.А., Белозеров В.А., Охотников О.И., Бондарев Г.А., Корневский Н.А., Белозеров А.В., Григорьев Н.Н., Бобровская Е.А. Модели и алгоритмы дифференциальной диагностики обструктивной патологии общего желчного протока на основе результатов эндоскопической ультрасонографии с использованием гибридных нечетких технологий принятия решений. *Человек и его здоровье*. 2024;27(3):15–28 [Lazarenko V.A., Belozеров V.A., Okhotnikov O.I., Bondarev G.A., Korenevsky N.A., Belozеров A.V., Grigoriev N.N., Bobrovskaya E.A. Models and algorithms for differential diagnosis of obstructive pathology of the common bile duct based on the results of endoscopic ultrasonography using hybrid fuzzy decision-making technologies. *Humans and their health*. 2024;27(3):15–28 (in Russ.)]. DOI: 10.21626/vestnik/2024-3/02. EDN: IWPONA
76. Белозеров В.А., Охотников О.И., Бондарев Г.А., Корневский Н.А., Григорьев Н.Н. Эндоскопическая ультрасонография в дифференциальной диагностике обструктивной патологии большого сосочка двенадцатиперстной кишки с использованием нечетких моделей диагностики. *Человек и его здоровье*. 2023;26(3):4–12. [Belozеров V.A., Okhotnikov O.I., Bondarev G.A., Korenevskiy N.A., Grigoriev N.N. Endoscopic ultrasonography in the differential diagnosis of obstructive pathology of the major duodenal papilla using fuzzy diagnostic models. *Humans and their health*. 2023;26(3):4–12 (in Russ.)]. DOI: 10.21626/vestnik/2023-3/01. EDN: UBMMHP.
77. Cousins H.C., Cahan E.M., Steere J.T., Maloney W.J., Goodman S.B., Miller M.D., Huddleston J.I. 3rd, Amanatullah D.F. Assessment of Team Dynamics and Operative Efficiency in Hip and Knee Arthroplasty. *JAMA Surg*. 2023;158(6):603–608. DOI: 10.1001/jamasurg.2023.0168.
78. Ali S., Jonmohamadi Y., Fontanarosa D., Crawford R., Pandey A.K. One step surgical scene restoration for robot assisted minimally invasive surgery. *Sci Rep*. 2023;13(1):3127. DOI: 10.1038/s41598-022-26647-4.
79. Wang F., Sun X., Li J. Surgical smoke removal via residual Swin transformer network. *Int J Comput Assist Radiol Surg*. 2023;18(8):1417–1427. DOI: 10.1007/s11548-023-02835-z.
80. Goldenberg M.G., Jung J., Grantcharov T.P. Using Data to Enhance Performance and Improve Quality and Safety in Surgery. *JAMA Surg*. 2017;152(10):972–973. DOI: 10.1001/jamasurg.2017.2888.
81. Al-Tkhayneh K.M., Alghazo E.M., Tahat D. The Advantages and Disadvantages of Using Artificial Intelligence in Education. *Journal of Educational and Social Research*. 2023;13(4).DOI: 10.36941/jesr-2023-0094.

82. Briganti G., Le Moine O. Artificial Intelligence in Medicine: Today and Tomorrow. *Front Med (Lausanne)*. 2020;5;7:27. DOI: 10.3389/fmed.2020.00027.
83. Amin A., Cardoso S.A., Suyambu J., Abdus Saboor H., Cardoso R.P., Husnain A., Isaac N.V., Backing H., Mehmood D., et al. Future of Artificial Intelligence in Surgery: A Narrative Review. *Cureus*. 2024;4;16(1):e51631. DOI: 10.7759/cureus.51631.
84. Aminu M.B., Ameh E.A., Mai A. Computer technology and the surgeon: what the resident needs to know Niger *J Med* 2006;15(2):119-123. DOI: 10.4314/njm.v15i2.37093.
85. Morris M.X., Fiocco D., Caneva T., Yiapanis P., Orgill D.P. Current and future applications of artificial intelligence in surgery: implications for clinical practice and research. *Front Surg*. 2024;11:1393898. DOI: 10.3389/fsurg.2024.1393898.

Поступила в редакцию 11.09.2025

Подписана в печать 25.10.2025

Для цитирования: Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Судаков Д.В., Тихонова П.А., Шеховцова В.Б., Гаршина А.Д. Искусственный интеллект в диагностике и лечении хирургических заболеваний (обзор литературы). *Человек и его здоровье*. 2025;28(4):30–41. DOI: 10.21626/vestnik/2025-4/04. EDN: GNERUJ.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE DIAGNOSIS AND TREATMENT OF SURGICAL DISEASES (LITERATURE REVIEW)

© Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Sudakov D.V., Tikhonova P.A., Shekhovtsova V.B., Garshina A.D.

N.N. Burdenko Voronezh State Medical University (N.N. Burdenko VSMU)

10, Studencheskaya Str., Voronezh, Voronezh region, 394036, Russian Federation

All over the world, artificial intelligence is becoming increasingly widespread in clinical medicine, which contributes to improving diagnosis, treatment and prevention, as well as reducing morbidity and mortality. In surgery, the development and implementation of artificial intelligence is slower than in other areas of modern medicine.

Objective – to study the historical aspects of the development of artificial intelligence and modern directions of its application in the diagnosis and treatment of surgical diseases.

Materials and methods. The analysis of literary data was carried out in the search engines Pubmed, Google Scholar, Scopus with a depth of coverage of publications of 10 years.

Results. This article presents the latest data on the use of artificial intelligence for making diagnoses, analyzing and subsequently interpreting the results of examinations, the operation of robotic systems, planning and determining the tactics of surgical intervention. The advantages, disadvantages and modern challenges of using artificial intelligence technologies in medicine are considered.

Conclusion. Despite the fact that currently the introduction of artificial intelligence into medicine and, in particular, into surgery is facing a number of specific problems and difficulties, it can be assumed that in the coming years artificial intelligence will become one of the components of an integrated approach to patient treatment. At the same time, it is important that surgeons understand the basic principles of artificial intelligence and participate in their development. **Keywords:** artificial intelligence, artificial neural networks, machine learning, surgical diseases, digital networks, model, information, efficiency, patient.

Keywords: artificial intelligence; artificial neural networks; machine learning; surgical diseases; digital networks; model; information; efficiency; patient.

Barannikov Sergey V. – Cand. Sci. (Med.), Associate professor at the Department of Urgent and Faculty Surgery, N.N. Burdenko VSMU, Voronezh, Russian Federation. ORCID iD: 0000-0002-2620-9836. E-mail: svbarannikov@rambler.ru (corresponding author).

Cherednikov Evgeniy F. – Dr. Sci. (Med.), Professor, Head of the Department of Urgent and Faculty Surgery, N.N. Burdenko VSMU, Voronezh, Russian Federation. ORCID iD: 0000-0003-2048-6303. E-mail: facult-surg.vsmuburdenko@yandex.ru

Sudakov Dmitry V. – Cand. Sci. (Med.), Associate Professor of the Department of Operative Surgery with Topographic Anatomy, N.N. Burdenko VSMU, Voronezh, Russian Federation. ORCID iD: 0000-0003-4911-1265. E-mail: sdvvrn@yandex.ru

Tikhonova Polina A. – student, N.N. Burdenko VSMU, Voronezh, Russian Federation. ORCID iD: 0000-0003-0307-5887. E-mail: polinka.7.2003@yandex.ru

Shekhovtsova Victoria B. – student, N.N. Burdenko VSMU, Voronezh, Russian Federation. ORCID iD: 0000-0002-4192-5515. E-mail: wika21713@gmail.com

Garshina Anastasia D. – student, N.N. Burdenko VSMU, Voronezh, Russian Federation. ORCID iD: 0009-0004-9331-016X. E-mail: shelehova.nastia@yandex.ru

CONFLICT OF INTEREST

The author declares the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

SOURCE OF FINANCING

The authors state that there is no funding for the study.

AUTHORS CONTRIBUTION

Barannikov S.V. – development of the research concept and design, collection of material, analysis of the data obtained, text preparation, editing; Cherednikov E.F. – editing, final approval for publication of the manuscript; Sudakov D.V. – collection of material, analysis of the data obtained; Tikhonova P.A. – analysis of the data obtained, text preparation; Shekhovtsova V.B. – analysis of the received data, text preparation; Garshina A.D. – analysis of the received data, text preparation.

Received 11.09.2025

Accepted 25.10.2025

For citation: Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Sudakov D.V., Tikhonova P.A., Shekhovtsova V.B., Garshina A.D. Artificial intelligence in the diagnosis and treatment of surgical diseases (literature review). *Humans and their health*. 2025;28(4):30–41. DOI: 10.21626/vestnik/2025-4/04. EDN: GNERUJ .