

КАРПОВ О.Э.,

д.м.н., профессор, академик РАН, ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия;
e-mail: nmhc_director@mail.ru. ORCID: 0000-0002-5227-0657

ОСИПОВ А.В.,

д.м.н., доцент, ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия;
e-mail: osipovav@pirogov-center.ru. ORCID: 0000-0003-1533-6343

ПЕНЗИН О.В.,

к.м.н., ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия;
e-mail: penzinov@pirogov-center.ru. ORCID: 0000-0001-8648-8294

ИВИНА А.А.,

ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия;
e-mail: ivinaaaa@pirogov-center.ru. ORCID: 0000-0002-1540-9437

КОЭВОЛЮЦИЯ СИСТЕМ СБОРА ДАННЫХ, НАБОРОВ ДАННЫХ И ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ХИРУРГИИ

DOI: 10.25881/18110193_2026_3_6

Аннотация. Наука о хирургических данных (Surgical Data Science, SDS) – дисциплина, направленная на повышение качества хирургической помощи через сбор, организацию, анализ и моделирование данных. Показано, что прогресс науки о хирургических данных можно определить коэволюцией трех ее компонентов: систем сбора интраоперационных данных, наборов данных, на которых обучаются алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ), и самих алгоритмов. В настоящем исследовании предложена авторская концептуальная периодизация этой коэволюции, охватывающая период с середины 2010-х гг. – времени институционального оформления науки о хирургических данных, – до настоящего времени. Она включает три этапа: этап проприетарных интегрированных операционных (≈середина 2010-х гг. – 2019), характеризующийся закрытостью систем сбора данных; этап обхода ограничений проприетарных систем (≈2019 – 2024); и этап интероперабельности и фоновое искусственного интеллекта (≈2024 – наст.вр.). Параллельно прослеживается периодизация наборов данных, создаваемых на каждом из этих этапов, – от мономодальных и многоканальных к масштабным мультимодальным наборам данных. Показано, что каждый этап исходно определялся системами сбора данных, которые задавали границы качества синхронизации, состава модальностей и создаваемых наборов данных, тогда как потребности алгоритмов ИИ определяли направление архитектурной эволюции систем. Поиск проведен по PubMed, IEEE Xplore, arXiv, материалам конференций MICCAI и CVPR, официальным сайтам производителей и технической документации. Из 127 первично выявленных публикаций после скрининга и полнотекстового анализа в работу включено 68 научных публикаций, дополненных 29 источниками технической документации и официальных сайтов производителей (всего 97 источников). Ключевыми факторами дальнейшего прогресса станут принятие и применение стандартов интероперабельности медицинских устройств, развитие мультимодальных наборов данных, фундаментальных ИИ-моделей и мультиагентных архитектур, их внедрение в пространство интегрированной операционной.

Ключевые слова: наука о хирургических данных, мультимодальные наборы данных, фундаментальные модели, IEEE 11073 SDC, интраоперационный сбор данных, интероперабельность операционной, фоновый искусственный интеллект.

Для цитирования: Карпов О.Э., Осипов А.В., Пензин О.В., Ивина А.А. Коэволюция систем сбора данных, наборов данных и технологий искусственного интеллекта в хирургии. Врач и информационные технологии. 2026; 3: 6-31. DOI: 10.25881/18110193_2026_3_6.

KARPOV O.E.,

DSc, Professor, Academician of the Russian Academy of Science, Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia; e-mail: nmhc_director@mail.ru. ORCID: 0000-0002-5227-0657

OSIPOV A.V.,

DSc, Associated Professor, Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia; e-mail: osipovav@pirogov-center.ru. ORCID: 0000-0003-1533-6343

PENZIN O.V.,

PhD, Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia; e-mail: penzinov@pirogov-center.ru. ORCID: 0000-0001-8648-8294

IVINA A.A.,

Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia; e-mail: ivinaaaa@pirogov-center.ru. ORCID: 0000-0002-1540-9437

CO-EVOLUTION OF DATA ACQUISITION SYSTEMS, DATASETS, AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN SURGERY

DOI: 10.25881/18110193_2026_3_6

Abstract. *Surgical Data Science (SDS) is a discipline aimed at improving the quality of surgical care through the acquisition, organization, analysis, and modeling of surgical data. Progress in SDS is driven by the co-evolution of three components: intraoperative data collection systems, the datasets used to train AI algorithms, and the algorithms themselves. This study proposes an original conceptual timeline of this co-evolution, spanning from the mid-2010s - the time when SDS became institutionalized as a discipline - to the present day. It identifies three stages: the era of proprietary integrated operating rooms (approx. mid-2010s–2019), characterized by closed data collection systems; the era of overcoming the limitations of proprietary systems (approx. 2019–2024); and the era of interoperability and ambient AI (approx. 2024–present). A parallel evolution is observed in the datasets generated at each of these stages—transitioning from monomodal and multichannel to large-scale multimodal datasets. It is shown that each stage was initially driven by data acquisition systems, which set the limits for synchronization quality, modality composition, and the datasets that could be generated, whereas the requirements of AI algorithms guided the architectural evolution of these systems. The literature search was conducted across PubMed, IEEE Xplore, arXiv, the proceedings of the MICCAI and CVPR conferences, manufacturers' official websites, and technical documentation. Out of 127 initially identified publications, 68 were included in the study following screening and full-text analysis, supplemented by 29 sources comprising technical documentation and manufacturers' official websites (totaling 97 sources). Key factors for future progress will include the adoption and implementation of medical device interoperability standards; the development of multimodal datasets, foundational AI models, and multi-agent architectures; and their integration into the operating room environment.*

Keywords: *surgical data science, multimodal datasets, foundation models, IEEE 11073 SDC, intraoperative data acquisition, operating room interoperability, ambient artificial intelligence.*

For citation: Karpov O.E., Osipov A.V., Penzin O.V., Ivina A.A. Co-evolution of data acquisition systems, datasets, and artificial intelligence technologies in surgery. *Medical doctor and information technology.* 2026; 3: 6-31. DOI: 10.25881/18110193_2026_3_6.

ВВЕДЕНИЕ

В операционной данные всегда собирались и анализировались – на их использовании основаны, например, научные исследования, аудит послеоперационных осложнений, обучение хирургов. Однако долгое время этот анализ опирался на ретроспективную и преимущественно неструктурированную информацию [1]. С началом цифровизации здравоохранения появилась возможность анализа исходных цифровых данных.

Последние полтора десятилетия происходила эволюция методов сбора и анализа данных. Если в середине 2010-х годов работа чаще ограничивалась разрозненной регистрацией операционных данных, то к настоящему времени оформилась концепция «данные не побочный продукт, а стратегический актив» и самостоятельная дисциплина – **наука о хирургических данных (Surgical Data Science, SDS)**. Развитие SDS нацелено на повышение качества и ценности интервенционной медицинской помощи посредством сбора, организации, анализа и моделирования данных, охватывающих все этапы лечения пациента и все элементы операционной среды: от действий персонала до функционирования оборудования [2]. Технологической основой науки о хирургических данных стали программно-аппаратные платформы для интеграции и анализа мультимодальных операционных данных с целью их последующего использования, в том числе для создания алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ) [3, 4]. Ключевым свойством таких платформ является мультимодальность. Однако на практике этот термин нередко смешивают с близким, но не тождественным понятием многоканальности, что требует терминологического уточнения:

- многоканальность (multi-view/multichannel), предполагает использование нескольких сенсоров одного типа – например, экзо- и эндокамер для обзора операционного поля с разных ракурсов;
- мультимодальность (multimodal), подразумевает интеграцию различных типов данных (видео-, аудиозаписи, физиологические показатели, кинематика инструментов (данные о положении, ориентации, скорости и ускорении, регистрируемые датчиками роботизированных систем) и др.) с обязательной привязкой к единой временной шкале.

При этом доступность и специфика собираемых мультимодальных данных зависят от типа вмешательства. Если в роботизированной хирургии детальная кинематика инструментов доступна изначально, а лапароскопия опирается на готовый эндоскопический видеопоток, то в открытой хирургии сбор пространственных данных до сих пор затруднен и требует использования внешних видеокамер.

Развитие науки о хирургических данных определяется клиническими и техническими факторами. Ключевой клинический фактор – востребованность мультимодальной регистрации интраоперационных данных. Она обусловлена ценностью для всех участников операционной бригады и пациентов. При этом только подход «справедливой культуры», когда записанные данные используются не для наказания или кадровых решений, а для обучения и системного улучшения работы специалистов, обеспечивает максимальную вовлечённость медицинских работников. Например, хирург получает объективную обратную связь («какой момент операции стал пусковым для декомпенсации пациента?») и юридическую защиту; анестезиолог – раннее обнаружение критических трендов (гипотензия, десатурация) в привязке к этапам оперативного вмешательства; операционная сестра – оценку своевременности подачи инструментов; заведующий отделением – объективные показатели работы; пациент – снижение частоты осложнений [3,5-9]. Говоря об улучшении клинических исходов, следует упомянуть эффект Хоторна (Hawthorne effect). Работа хирургов, осведомленных о постоянном контроле, меняется: они становятся более сосредоточенными на своих действиях, что также оказывает влияние на послеоперационные исходы [6, 10].

Накопленные к 2026 году эмпирические данные подтверждают, что добавление невидимых модальностей к видео обеспечивает статистически и клинически значимый прирост качества аналитики. Например, интеграция физиологических данных (фотоплетизмограмма, ЭКГ, артериальное давление) повышает точность прогнозирования послеоперационных осложнений [11, 12]; добавление кинематики улучшает распознавание хирургического рабочего процесса (фаз оперативного вмешательства) [13]; включение неструктурированного текста

в мультимодальный анализ (протоколы операций, эпикризы) открывает дополнительное измерение для предиктивных моделей [14, 15].

С технической точки зрения развитие науки о хирургических данных определяется следующими взаимосвязанными факторами:

1. архитектура систем сбора данных задаёт границы того, какие модальности, с каким качеством синхронизации и в каком объёме могут быть записаны и, следовательно, какие наборы данных могут быть созданы;
2. наборы данных и разрабатываемые ИИ-алгоритмы с их растущими потребностями в объёме и разнообразии данных формируют требования к следующему поколению архитектур систем сбора данных.

Взаимное влияние (взаимообусловленность) в развитии систем интраоперационного сбора данных, наборов данных и ИИ-алгоритмов составляет предмет настоящего исследования. Объектом исследования является развитие науки о хирургических данных как междисциплинарного направления на стыке хирургии, медицинской информатики и ИИ. Цели исследования – выявление закономерностей развития указанных компонентов и построение концептуальной периодизации основных этапов становления науки о хирургических данных.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Дизайн исследования – интегративный обзор литературы (integrative review), методологическая основа которого – пятиэтапная процедура Whitemore & Knafl, включающая формулировку цели, поиск литературы, оценку данных, их анализ и представление результатов [16]. Выбранный дизайн обусловлен целями работы, обозначенными во введении, и требует синтеза как эмпирических, так и теоретических источников. Прозрачность отбора обеспечена использованием формализованных критериев включения и исключения, представленных ниже. Для демонстрации исторического, индустриального и междисциплинарного контекста в критерии включения заложены исключения для единичных источников, обладающих высокой иллюстративной ценностью. Фокус работы сознательно смещён с клинических аспектов на техническую и архитектурную составляющую науки о хирургических данных, что отражено в

структуре рукописи и оговорено в разделе «Ограничения». Отдельные примеры клинической значимости систем интраоперационного сбора данных и интеллектуальной аналитики в хирургии приводятся в разделе «Обсуждение».

Источники и стратегия поиска. Поиск проведён в мае 2026 г. по следующим источникам:

1. PubMed (Medline). Целенаправленный поиск рецензируемых публикаций выполнен с использованием запроса, включающего ключевые термины предметной области: («surgical data science»[Title/Abstract] OR «multimodal surgical»[Title/Abstract] OR «intraoperative data capture»[Title/Abstract] OR «surgical dataset»[Title/Abstract] OR «surgical foundation model»[Title/Abstract] OR «surgical scene graph»[Title/Abstract] OR «surgical vision-language»[Title/Abstract] OR «operating room black box»[Title/Abstract] OR «surgical workflow recognition»[Title/Abstract] OR «surgical instrument detection»[Title/Abstract] OR «federated learning surgery»[Title/Abstract] OR «surgical AI»[Title/Abstract] OR «intraoperative synchronization»[Title/Abstract] OR «OR interoperability»[Title/Abstract] OR «SDC IEEE 11073»[Title/Abstract] OR «ambient intelligence operating room»[Title/Abstract]) AND (2014:2026[pdat]). По данному запросу выявлены базовые публикации, послужившие отправной точкой для дальнейшего поиска;
2. arXiv. Целенаправленный поиск препринтов выполнен через систему AlphaXiv по следующим запросам и их комбинациям: surgical AI, multimodal surgical dataset 2025 2026, federated learning surgery, multi-institutional 2025 surgical, foundation model multimodal 2025 2026 surgical, surgical data science, JEPА surgical, video understanding self-supervised learning surgical, workflow recognition surgical, COFE federated ecosystem surgical, surgical XAI 2025 2026, Smart OR;
3. IEEE Xplore использована для анализа стандартов интероперабельности (IEEE 11073 SDC, PTP, 802.1AS) и инженерных решений;
4. Материалы конференций MICCAI и CVPR (2014–2026 гг.) использованы для описания наборов данных, архитектур ИИ и результатов соревнований (challenges). Статьи из этих источников попадали в обзор как через прямой поиск на сайтах конференций,

так и через перекрёстные ссылки из arXiv и PubMed;

5. Пристатейные списки литературы. Ряд публикаций был выявлен путём анализа списков литературы к уже найденным статьям;
6. Российские публикации. Поиск русскоязычных статей по тематике обзора проводился вручную в РИНЦ, а также в журнале «Врач и информационные технологии» и других профильных изданиях;
7. Официальные сайты производителей и техническая документация использованы для описания коммерческих систем сбора данных, методов аппаратной синхронизации;
8. Единичные источники, выходящие за формальные критерии отбора, но обладающие высокой иллюстративной ценностью для целей настоящей работы или характеризующие исторический контекст.

Критерии включения:

1. Публикации, содержащие архитектурное описание систем интраоперационного сбора данных, характеристики мультимодального набора данных или результаты клинической апробации ИИ-модели в хирургии;
2. Публикации за период 2014–2026 гг. В порядке исключения для иллюстрации исторического контекста были включены единичные работы, предшествующие 2014 г., с обязательным ограничением их использования вводной частью обзора;
3. Полнотекстовые статьи, материалы конференций, препринты, стандарты или техническая документация на английском либо русском языках;
4. Аналитические отраслевые отчёты, официальные новостные материалы и публичные страницы профильных комитетов и организаций в ограниченном объёме – для характеристики индустриального контекста (статус внедрения стандартов, рыночные тренды, национальные программы цифровизации);
5. Единичные работы из смежных областей медицины – для демонстрации системных проблем внедрения ИИ (несоответствие лабораторных и клинических условий, проблемы объяснимости и доверия). Такие работы не служат источником выводов о хирургических архитектурах, а приведены для усиления аргументации в дискуссионных разделах.

Критерии исключения:

1. Публикации, посвящённые исключительно телемедицине или дистанционному обучению без компонента сбора структурированных данных;
2. Работы, описывающие только предоперационное планирование или послеоперационный мониторинг вне связи с интраоперационным этапом;
3. Публикации, в которых мультимодальность ограничена комбинацией различных методов визуализации (например, КТ + МРТ) без привязки к операционной;
4. Тезисы конференций без полнотекстовой версии;
5. Публикации сугубо клинической направленности, не содержащие значимого для целей обзора технического или архитектурного описания;
6. Публикации, дублирующие содержание других включённых работ без добавления новой информации по теме обзора.

Процесс отбора.

Первоначально было отобрано 127 работ, после удаления дубликатов – 107 работ, после скрининга заголовков и аннотаций и последующего полнотекстового анализа публикаций на соответствие критериям включения/исключения – 68 работ.

Для иллюстрации коммерческих архитектурных решений и программно-аппаратных платформ использованы 29 источников технической документации и официальных сайтов производителей (Stryker, Caresyntax, OR Black Box, NVIDIA Holoscan, Artisight, DiViSy, MVS Vega и др.).

Общее число источников в списке литературы – 97 (68 научных публикаций + 29 технических/коммерческих источников).

Оценка качества источников

Для обеспечения научной строгости все использованные источники были стратифицированы по их доказательной ценности:

1. Выводы о клинической эффективности и практической применимости описываемых подходов основываются преимущественно на публикациях, индексируемых в PubMed и прошедших процедуру рецензирования. В отдельных случаях для иллюстрации новейших клинических результатов привлекались препринты, ещё не прошедшие формальное рецензирование;

2. Описания архитектурных решений, алгоритмов и программных платформ базируются как на рецензируемых публикациях в PubMed, IEEE Xplore и материалах конференций (MICCAI, CVPR), так и на препринтах arXiv, которые используются для иллюстрации новейших разработок, находящихся на стадии научной дискуссии;
3. Техническая документация и материалы официальных сайтов производителей (Stryker, Caresyntax, NVIDIA, OR Black Box и др.) привлекались исключительно для иллюстрации коммерческих архитектурных реализаций и не несут самостоятельной доказательной нагрузки.

Такой подход позволяет четко разграничить установленные научные факты и информацию о технологиях, проходящих стадию апробации.

Поскольку настоящая работа не является систематическим обзором в понимании PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), а представляет собой интегративный обзор, ориентированный на синтез разнородных по типу источников, формализованная PRISMA-диаграмма отбора публикаций не приводится. Количественные показатели воронки отбора приведены в тексте настоящего раздела в описательной форме, что обеспечивает необходимую прозрачность процесса поиска.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Эволюция интраоперационного сбора данных

К середине 2010-х годов интегрированная операционная (Integrated OR) как инженерная концепция достигла технологической зрелости в реализациях ведущих производителей [17-19]. Операционная превратилась в сложное аппаратно-программное цифровое решение с централизованным управлением и маршрутизацией потоков данных. Однако возможности доступа к ним со стороны исследователей были ограничены, а сами операционные данные собирались и обрабатывались без создания единого синхронизованного информационного массива. Преодоление закрытости системы и разрозненности сбора данных определило логику дальнейшей эволюции методов сбора и анализа данных, которую мы прослеживаем через три последовательных этапа. Их сравнительная характеристика представлена в Таблице 1.

Этап 1. Проприетарные интегрированные операционные (≈середина 2010-х – 2019)

Первый этап развития науки о хирургических данных характеризуется созданием и внедрением решений «интегрированной операционной». Архитектурно это были закрытые экосистемы с жесткой привязкой к оборудованию конкретного производителя. Физиологические данные либо не записывались, либо сохранялись в отдельном контуре. Мультимодальность в таких системах отсутствовала [20]. Для совместного анализа видеоряда с физиологическими событиями (например, пик R на ЭКГ или данные интраоперационного нейромониторинга) требуется точность привязки порядка десятков миллисекунд [12]. Проприетарные системы не предоставляли ни аппаратных механизмов создания единой временной шкалы, ни программных интерфейсов для сопряжения видеоряда с физиологическими временными рядами [21].

Главные ограничения первого этапа:

- закрытость форматов хранения препятствовала доступу исследователей к операционным данным, в т.ч. для обучения алгоритмов ИИ;
- отсутствие стандартизированных физических и программных интерфейсов делало крайне проблематичной интеграцию оборудования разных производителей без шлюзов или системных интеграторов;
- отсутствие достаточной синхронизации интраоперационных данных, полученных из разных источников, необходимой для совместного анализа этих данных;
- невозможность анализа данных в реальном времени. На практике это означало, что хирург мог получить ответ о причине интраоперационного кризиса спустя часы или дни после операции.

Следует отметить, что концептуальная и техническая база для решения проблемы сбора данных с разного медицинского оборудования начала формироваться еще до конца 2010 года. А уже в первой половине 2010-х гг. в ходе реализации ряда европейских проектов по созданию интегрированных операционных, в первую очередь немецкого OR.NET [22], были заложены архитектурные основы для объединения медицинского оборудования на базе сервис-ориентированной архитектуры (Service

Таблица 1 – Сравнительная характеристика трёх этапов коэволюции систем сбора интраоперационных данных, наборов данных и алгоритмов искусственного интеллекта

Характеристика	Этап 1. Проприетарные интегрированные операционные (≈середина 2010-х – 2019)	Этап 2. Обход ограничений проприетарных систем (≈2019 – 2024)	Этап 3. Интероперабельность и фоновый ИИ (≈2024 – настоящее время)
Архитектура систем	Закрытые экосистемы с жёсткой привязкой к производителю	Гибридные конфигурации (проприетарное оборудование + независимые средства захвата данных)	Сервис-ориентированная архитектура (SOA), платформы периферийного ИИ (Edge AI)
Синхронизация	Отсутствует (данные записываются в раздельных контурах без единой временной шкалы)	Аппаратная синхронизация через Precision Time Protocol (PTP, IEEE 1588), TTL-триггеры	Детерминированная синхронизация на основе Time-Sensitive Networking (TSN, профиль IEEE 802.1AS)
Интероперабельность	Отсутствует (закрытые форматы, отсутствие стандартных интерфейсов)	Частичная интероперабельность (прямой сбор данных через внешние АЦП, промежуточный слой ROS2)	Полная семантическая интероперабельность на базе стандартов IEEE 11073 SDC
Состав модальностей	Мономодальные / многоканальные (преимущественно видео)	Мультимодальные (видео + физиологические сигналы + кинематика + аудио) с синхронизацией	Мультимодальные + семантический слой (сцен-графы, транскрипты речи, текстовые протоколы)
Объём наборов данных	Десятки процедур	Сотни процедур	Тысячи и миллионы единиц записей
Структура наборов данных	Мономодальные, ручная разметка, линейная последовательность этапов	Мультимодальные, динамические сцен-графы, публичные соревнования (challenges)	Видео-лингвистические, вопросно-ответные форматы, автоматическая разметка
Ключевые наборы данных	Cholec80, MVOR, JIGSAWS	CholecTrack20, PETRAW, 4D-OR, AVOS	MM-OR, SurgΣ, SurgLaVi, BSA
Тип ИИ-моделей	Специализированные CNN, RNN, скрытые марковские модели	Мультимодальные ансамбли (объединение предсказаний независимых моделей)	Фундаментальные мультимодальные большие языковые модели (MLLM), мультиагентные архитектуры, федеративное обучение
Режим аналитики	Постфактум (ретроспективный анализ)	Постфактум с элементами потоковой обработки	Реальное время (Ambient Intelligence, Dynamic Flow Control)
Ограничения	Закрытость, отсутствие синхронизации, невозможность масштабирования	Высокая сложность настройки и воспроизведения, отсутствие единых форматов, недостаточная вычислительная мощность	Дрейф данных, стоимость инфраструктуры, незавершённость стандартизации и регуляторной базы
Клиническая ценность	Послеоперационный аудит	Объективная обратная связь, прогнозирование осложнений (постфактум)	Поддержка в реальном времени, снижение риска осложнений непосредственно в ходе операции

Примечание: источники, содержащие описание архитектур, наборов данных и алгоритмов, обобщённых в таблице, приведены в соответствующих подразделах текста при описании каждого этапа.

Oriented Architecture, SOA). Итогом этой работы стало официальное утверждение в 2016–2018 годах трех базовых стандартов (Core Standards) семейства IEEE 11073 SDC (Service-oriented Device Connectivity) [23]. Еще одним примером подхода к стандартизации передачи, например, физиологических данных, являлась исследовательская инициатива OpenICE (Open-Source Integrated Clinical Environment). Ею был создан открытый комплекс решений, объединённых общей архитектурой и функционалом, для реализации интероперабельности устройств в операционной [24].

Эти разработки, хотя и не получили широкого распространения в рассматриваемый период, сформировали технологический задел, обеспечивший переход к следующему этапу.

Этап 2. Обходы ограничений проприетарных систем (≈2019–2024)

Одним из значимых событий этого этапа стал переход к активному внедрению стандарта Precision Time Protocol (PTP, IEEE 1588) для решения задачи синхронизации разнородных потоков данных с субсекундной точностью. Именно возможности стандарта PTP, особенно в редакции 2019 года [25], начали широко использоваться для аппаратной синхронизации в исследовательских системах. В результате каждый кадр видео получал аппаратную метку времени, а физиологические данные оцифровывались через преобразователи с поддержкой PTP [3]. Одним из распространённых аппаратных решений на этом этапе стала маркировка TTL-триггерами (Transistor-Transistor Logic). Электрический импульс одновременно подавался на все подключённые приборы, оставляя в каждой записи референсную метку [26]. Это позволяло постфактум выравнивать временные шкалы разных устройств.

На втором этапе академические группы и технологические компании создавали собственные решения для извлечения операционных данных. Примерами независимых средств захвата данных и синхронизации стали:

- технология, пришедшая в хирургию из робототехники, ROS2 (Robot Operating System). Она представляла из себя промежуточный программный слой (middleware), необходимый для преодоления барьера разновременной

плотности данных. ROS2 позволила реализовать событийно-ориентированную модель: центральный узел-регистратор собирал потоки данных, присваивал каждому событию (кадру видео, вектору кинематики, отсчету физиологического сигнала) единую временную метку PTP и представлял их в стандартизированном формате [27]. Это обеспечивало математически корректную агрегацию сигналов для их последующей передачи в исследовательские программные среды. Таким образом, были заложены основы для мультимодального анализа. Примером технического решения на базе ROS2 стала открытая платформа MOPS, позволившая интегрировать промышленные роботизированные манипуляторы со стереокамерой и сенсорами, обеспечивая сбор синхронизированных мультимодальных данных для задач автономной хирургии [28];

- специализированная платформа для сбора мультимодальных данных MUTUAL (и ее адаптация на базе ROS2), которая позволила в реальных клинических условиях синхронно записывать видео из операционной, аудиокomentarии хирурга, данные из роботических систем, а также обогащать их экспертными оценками и аннотациями. Однако анализ результатов более 70 смулированных операций и тренингов показал, что совместить надёжный сбор и обработку в реальном времени можно только распределив нагрузку между несколькими компьютерами, каждый из которых отвечает за свой тип данных [29];
- наряду с академическими и открытыми решениями, на этом этапе развивались и дорабатывались коммерческие программно-аппаратные платформы, появившиеся на Этапе 1, например Caresyntax [18]. Она обеспечивала синхронизированный сбор видео, физиологических данных и параметров оборудования, демонстрируя промышленную реализуемость мультимодального подхода.

На данном этапе активно разрабатывается и внедряется гибридная конфигурация интегрированных операционных, комбинирующая проприетарное оборудование с независимыми средствами захвата данных и синхронизации. Например, для доступа к физиологическим данным использовались штатные интерфейсы

анестезиологических мониторов, при этом настраивался прямой сбор данных с помощью специализированного программного обеспечения [30]. Для более широкой интеграции разнородных аналоговых сигналов применялись внешние аналого-цифровые преобразователи, такие как National Instruments cDAQ [31]. Гибридный подход позволял исследователям получать доступ к данным, не нарушая целостности проприетарных систем, но ценой высокой сложности сбора данных.

Примером системного воплощения гибридного подхода служит платформа OR-X [32], где проблема разнородного парка устройств была решена аппаратно: у каждого источника данных размещался компьютер (Data Hub), захватывающий и синхронизирующий разнородные потоки (видео, физиологические данные, данные из роботических систем) с использованием PTP и передающий их с использованием ROS2. Это позволило собирать мультимодальные данные с субсекундной точностью без вмешательства в штатную работу проприетарных систем. Однако такая архитектура была ресурсоёмкой в настройке и воспроизведении [33]. Тем не менее, OR-X продемонстрировала клиническую ценность подобного подхода: хирург получал единую информационную картину операции, где момент его действия был неразрывно связан с физиологической реакцией пациента.

Главные ограничения второго этапа:

- каждая интегрированная операционная требовала индивидуальной доработки; ее обслуживание требовало квалификации, выходящей за рамки компетенций штатного медицинского инженера. Это ограничивало тиражирование решений и проведение мультицентровых исследований;
- вычислительная производительность таких систем оставалась недостаточной для полноценного анализа данных с использованием сложных ИИ-моделей в режиме реального времени;
- системы не обладали отказоустойчивостью: сбой одного компонента часто оставался незамеченным и приводил к полной потере записи;
- аналитика по-прежнему выполнялась постфактум;
- отсутствие единых форматов хранения данных создавало значительные трудности для

совместной работы исследовательских групп и созданию наборов данных для обучения ИИ-моделей.

На втором этапе появились технологические решения крупных ИТ-корпораций, которые увидели рыночный потенциал SDS и с учётом накопленного научного опыта предложили системный подход к созданию систем сбора данных третьего этапа. Примером может служить вышедшая в 2021 году специализированная программно-аппаратная платформа NVIDIA Holoscan (изначально Clara Holoscan) [34]. Она служила для потоковой обработки медицинских данных и была изначально спроектирована с учётом потребностей хирургического ИИ. С выходом новых поколений NVIDIA Holoscan решались наиболее острые проблемы проприетарных систем. Уже к 2024-2025 году платформа поддерживала:

- встроенную поддержку PTP-синхронизации, позволившую унифицировать временную шкалу для всех подключённых устройств;
- механизм прямого захвата видеопотоков в память графического процессора GPUDirect RDMA, снизивший задержки и обеспечивший достаточную вычислительную производительность для обработки потоковых данных в режиме, близком к реальному времени;
- интеграцию с MONAI (Medical Open Network for Artificial Intelligence) – программной средой с открытым исходным кодом для разработки и обучения медицинских ИИ-моделей [35]. В ее создании принимали участие разработчики MUTUAL, производитель графических процессоров, Национальный институт здравоохранения США и ведущие мировые университеты.

Это замкнуло весь процесс от извлечения и передачи данных до разворачивания обученной ИИ-модели непосредственно на платформе Holoscan.

Параллельно на данном этапе происходила практическая адаптация и расширение стандартов IEEE 11073 SDC (Service-oriented Device Connectivity). Хотя ядро стандарта было утверждено в конце предыдущего периода, немедленное вытеснение им «точечной интеграции» было невозможно. Этап 2 характеризовался разработкой спецификаций для конкретных классов хирургического оборудования, проведении первых пилотных испытаний и решением

вопросов сертификации интероперабельных устройств [36]. Несмотря на появление первых SDC-совместимых прототипов медицинского оборудования, системы еще не достигли уровня зрелости, необходимого для массового коммерческого и клинического использования. Внедрение стандартов также сдерживалось отсутствием единой нормативной базы для управления рисками. Базовые протоколы SDC обеспечивали техническую связь, но не давали регуляторам инструментов для сертификации сложных мульти-вендорных комплексов, где устройства динамически подключаются друг к другу. Окончательное оформление дополнительных спецификаций и признание протоколов SDC регуляторами станут одним из определяющих векторов следующего этапа.

Этап 3. Интероперабельность и фоновый интеллект (≈2024–наст.вр.)

Третий этап, продолжающийся в настоящее время, характеризуется следующими технологическими векторами, определяющими дальнейшую эволюцию науки о хирургических данных:

- сервис-ориентированная интероперабельность медицинских устройств на основе стандартов IEEE 11073 SDC делает данные от любых устройств семантически однородными;
- периферийный ИИ и фоновый интеллект – обработка данных и запуск ИИ-моделей в реальном времени и в контуре клиники;
- фундаментальные ИИ-модели и мультиагентные архитектуры, обеспечивающие взаимосвязанность работы комплексов ИИ-алгоритмов, – рассматриваются в разделе «От наборов данных к моделям: эволюция ИИ-алгоритмов».

Рассмотрим каждый из них.

SDC-интероперабельность как архитектурная цель

Одна из ключевых задач этого вектора развития – завершение проработки бесшовного взаимодействия медицинских устройств в операционной (Service-Oriented Architecture, SOA). В частности, семейства стандартов IEEE 11073 SDC, которое в настоящее время активно пересматривается и пополняется новыми документами. Значимым событием этого этапа стала публикация в 2024 году стандарта ISO/IEEE 11073-10700:2024, позволившего реализовать подход,

при котором производители могут верифицировать и сертифицировать своё оборудование как часть SDC-экосистемы независимо от конкретного состава устройств в операционной [37].

Внедрение стандартов семейства IEEE 11073 SDC принципиально изменило математический статус поступающих из операционной данных, превратив их из разрозненных сырых сигналов в семантически структурированный поток. В контексте разработки ИИ-алгоритмов ключевые компоненты стандарта IEEE 11073 SDC обеспечивают решение следующих аналитических задач:

- MDIB (Medical Device Information Base) обеспечивает передачу не просто числовых значений параметров, а их клинического смысла: монитор сообщает не только частоту сердечных сокращений, но и единицу измерения, источник сигнала (ЭКГ, пульсоксиметрия) и текущий статус тревоги;
- SCO (Service and Control Object) обеспечивает динамическую обратную связь. Например, хирургический навигационный комплекс может автоматически приостановить подачу инсультного газа при обнаружении критического повышения внутрибрюшного давления;
- Participant Ensemble автоматически перестраивает оборудование при подключении или отключении любого устройства без вмешательства персонала, что, в свою очередь, динамически перестраивает связи внутри ИИ-модели без дестабилизации и прерывания вычислительного процесса.

Отдельного внимания заслуживает эволюция временной синхронизации. Если на Этапе 2 доминировал PTP (IEEE 1588), то на Этапе 3 происходит переход к его специализированному профилю IEEE 802.1AS, являющемуся частью системы Time-Sensitive Networking (TSN). Его ключевое преимущество – не столько дальнейшее повышение точности, сколько гарантированная детерминированность синхронизации в сложной сетевой среде интегрированной операционной, что критически важно для безопасности и предсказуемости всей SDC-системы. К 2026 году проект стандарта ISO/IEC/IEEE DIS 8802-1AS находится на финальной стадии утверждения [38].

Практическая реализуемость SDC-подхода подтверждена примерами крупных национальных проектов (см. раздел «Региональные аспекты»).

Периферийный ИИ и фоновый интеллект

Значимым технологическим достижением третьего этапа стало появление периферийного ИИ (Edge AI) – подхода, при котором обработка данных и запуск ИИ-моделей происходят непосредственно в операционной, без передачи информации за пределы клиники. В отличие от систем Этапа 2, где синхронизированные данные записывались для последующего офлайн-анализа, периферийный ИИ обеспечивает обработку данных в реальном времени. Это позволяет реализовать концепцию операционной с фоновым интеллектом (Ambient Intelligence) – среды, которая перестаёт быть пассивным регистратором данных и становится ассистентом хирургической бригады.

Развитие платформы Holoscan иллюстрирует этот технологический вектор развития. Если на Этапе 2 она решила задачу унификации сбора и синхронизации данных, то к версии 3.0 2025 года она стала поддерживать возможность запуска ИИ-моделей в реальном времени. Ключевым ее механизмом стал Dynamic Flow Control – динамическое управление потоками обработки в зависимости от текущей фазы операции. Например, при переходе к критическому этапу диссекции платформа автоматически активирует алгоритмы сегментации сосудов и оценки риска кровотечения, отключая менее приоритетные фоновые задачи [39]. Для хирурга это означает смену модели взаимодействия с данными – от послеоперационного аудита к проактивной поддержке: модель не регистрирует осложнение постфактум, а прогнозирует его и предупреждает медицинский персонал.

Показательно, что к 2025 году отдельные производители медицинского оборудования начали интеграцию Holoscan в собственные хирургические системы, подтверждая начало перехода архитектурных инноваций в индустрию [40-42].

Развитие аппаратной базы для системы Holoscan и появление в марте 2026 года NVIDIA IGX Thor увеличило производительность периферийного ИИ до уровня, позволяющего обрабатывать «тяжёлые» фундаментальные ИИ-модели локально [43, 44]. На этом классе оборудования впервые также стал возможен запуск мультитангентных архитектур, объединяющих несколько взаимодействующих ИИ-моделей в единую интеллектуальную среду операционной.

При всём потенциале описанных технологий их клиническое внедрение сдерживается следующими факторами:

- не завершены актуализация и утверждение стандартов семейства SDC (IEEE 11073). Согласно аналитическому отчёту Signify Research за декабрь 2025 года, темпы принятия SDC в 2026 году останутся умеренными, а осведомлённость о стандарте среди медицинских организаций варьирует от низкой до нулевой за пределами ограниченного числа пилотных проектов [45];
- фундаментальные модели, демонстрирующие впечатляющие результаты на эталонных наборах данных, сталкиваются с проблемой скрытых дефектов реальных клинических данных – артефактов синхронизации, пропусков в записи, шумов оцифровки, – которые способны существенно искажать результаты работы моделей [14];
- стоимость развёртывания полноценной SDC-совместимой инфраструктуры является высокой, а её экономическая эффективность для отдельной клиники не подтверждена многоцентровыми исследованиями;
- проблемы «дрейфа данных» и «доменного сдвига» при смене клинического контекста: перенос ИИ-модели, обученной на эталонном оборудовании одной клиники, в реалии другой больницы (с иной оптикой, стандартами освещения и хирургическими протоколами, популяционными особенностями), как правило, приводит к заметному падению точности ее работы. Для практикующего хирурга это означает, что без ответа на вопрос, на данных из скольких и каких именно клиник обучалась модель, использование ее в собственной операционной несёт неконтролируемый риск.

Эволюция наборов данных в хирургии

Три этапа развития систем сбора данных, описанные в предыдущем разделе, неразрывно связаны с эволюцией наборов данных, которые могли быть созданы на каждом из этапов.

Наборы данных Этапа 1: мономодальные и многоканальные наборы данных

Первое поколение наборов данных сформировалось вокруг задачи распознавания по

видеозаписям и изображениям хирургического рабочего процесса и стало прямым отражением возможностей и ограничений проприетарных архитектур. Ключевые характеристики этого периода:

- преимущественно мономодальность или мультимодальность данных;
 - небольшое количество процедур (десятки видео);
 - для каждой хирургической задачи – свое решение;
 - ручная разметка, основными проблемами которой является не только трудоемкость, но и низкая межэкспертная согласованность вследствие вариабельности локальных хирургических школ и отсутствия глобальных интраоперационных стандартов [46];
 - заданная линейная последовательность этапов хирургических процедур.
- Ключевые наборы данных этого этапа:
- Cholec80 – набор данных, содержащий 80 видео лапароскопической холецистэктомии с кадровой разметкой фаз операции и инструментов. Он стал стандартом де-факто для обучения и валидации ранних ИИ-архитектур, комбинирующих свёрточные нейросети для анализа отдельных кадров и рекуррентные сети или скрытые марковские модели для учёта последовательности этапов; лучшие модели достигали точности распознавания фаз операции 85–92% [47];
 - набор данных MVOR (Multi-View Operating Room) – один из первых, объединивших несколько синхронизированных RGB-D видеопотоков (цветное видео с информацией о расстоянии от камеры до объектов сцены) для захвата всей операционной сцены (действий персонала и оборудования вокруг операционного стола), а не только хирургического поля [48]. Является примером многоканального набора данных – объединяет несколько источников визуальной модальности;
 - JIGSAWS (JHU-ISI Gesture and Skill Assessment Working Set) занимает особое положение. В набор данных вошли синхронизированные видеозаписи и кинематические данные с роботизированной платформы da Vinci, полученные при выполнении трёх базовых задач восемью хирургами разного уровня мастерства [49]. Это первый мультимодальный набор

данных в хирургии, однако его создание стало возможным благодаря закрытому исследовательскому интерфейсу, доступному только по индивидуальному соглашению с производителем. Исследование проводилось в лабораторных условиях. JIGSAWS примечателен не только публичным доступом к данным, но и тем, что авторы предложили фиксированный протокол валидации ИИ-моделей, позволивший разным группам исследователей объективно сравнивать свои алгоритмы на общих условиях.

Наборы данных Этапа 2: мультимодальность и появление сцен-графов

Появление гибридных конфигураций интегрированных операционных и открытых платформ на Этапе 2 расширило возможности сбора данных и, как следствие, характеристики создаваемых наборов данных:

- объём наборов данных вырос с десятков до сотен (и тысяч) записей;
- невизуальные модальности (кинематика, глубина, аудио, трекинг персонала) теперь не просто записывались параллельно, а синхронизировались с видео через RTP, впервые образуя полноценную мультимодальную запись;
- появилась принципиально новая структурная единица – семантический сцен-граф операционной: граф, вершинами которого являются объекты (инструменты, анатомические структуры, персонал), а рёбрами – семантические отношения между ними («хирург удерживает зажим», «зажим отводит желчный пузырь»);
- были проведены первые публичные соревнования на мультимодальных хирургических наборах данных, позволившие объективно сравнить точность моно- и мультимодальных методов распознавания хирургического рабочего процесса;
- появились первые наборы данных открытых вмешательств, расширившие доменную область SDS за пределы лапароскопии и роботической хирургии.

Примеры наборов данных этого этапа:

- CholecTrack20 впервые предложил одновременное отслеживание инструментов в трех ракурсах: глобально (вся процедура),

локально (внутри тела) и в поле зрения камеры. Валидация ИИ-моделей для трекинга инструментов на этом наборе данных выявила, что даже лучшие модели достигали только 45% по метрике для целостной оценки качества отслеживания объектов NOTA (Higher Order Tracking Accuracy) [50];

- PETRAW data set (PEg TRAnsfer Workflow recognition) – мультимодальный набор данных, использованный при проведении PETRAW Challenge – одного из первых соревнований, в рамках которого на предоставленном наборе данных прямо сравнивалась точность методов, опирающихся только на видео, только на кинематику и на их комбинацию для распознавания хирургического рабочего процесса. Результаты показали статистически значимое преимущество мультимодальных методов над мономодальными [13];
- AVOS (Annotated Videos of Open Surgery) – первый крупномасштабный набор данных для открытой хирургии. Он содержал 1997 видео (с YouTube) 23 типов процедур из 50 стран, из которых 343 получили ручную разметку. AVOS впервые для этого класса операций предоставил мультитазовую разметку: действия, инструменты, положение кисти для анализа тонкой моторики хирурга [51]. Методологически он предвосхитил видео-лингвистические наборы данных Этапа 3;
- 4D-OR – набор данных, в котором впервые была введена временная размерность в сцен-графы, позволившая моделировать динамику взаимодействий персонала, инструментов и оборудования [52]. Сцен-граф фиксирует, кто с кем (чем) и как взаимодействует в операционной, абстрагируясь от пиксельной картинки. Это позволило объединять данные разных модальностей в единый формат, понятный для алгоритмов. Развитием 4D-OR стал набор данных LabRAD-OR (Language-Audio-Based Realtime Activity Detection in Operating Rooms), предложивший облегчённую архитектуру сцен-графов с механизмом памяти для одновременной обработки видео и аудио в реальном времени [53].

Качественное усложнение структуры наборов данных на Этапе 2 – переход от мономодальных к мультимодальным наборам данных

и динамическим сцен-графам создало запрос на архитектуры ИИ-моделей, способные обрабатывать такие данные. Сцен-графы стали первым шагом к структурированному семантическому описанию операционной и создали основу для обучения фундаментальных моделей на Этапе 3.

Наборы данных Этапа 3: масштаб, автоматизация и вопросно-ответные форматы

Развитие наборов данных третьего этапа демонстрирует технологический парадокс: в то время как целевой инфраструктурой сбора данных становятся периферийные платформы (Edge AI) и стандарты IEEE 11073 SDC, обучение требующихся для них фундаментальных моделей столкнулось с дефицитом интраоперационных данных.

Основные характеристики наборов данных этого этапа:

- автоматическая разметка видео-архивов с помощью ИИ-моделей как решение проблемы дефицита тренировочных данных. При таком подходе используются готовые образовательные хирургические видео, где хирург в кадре описывает свои действия на естественном языке. Автоматическая транскрипция речи и синхронизация текста с видео позволяют создать сотни тысяч размеченных пар «видеокадр (часть видео с законченным действием) – описание»;
- наборы данных стали включать тысячи и миллионы единиц записей;
- наборы данных охватывают несколько хирургических задач и специальностей;
- в наборы данных начали включать вопросы и ответы на естественном языке о состоянии операционной сцены, что отражает запрос фундаментальных MLLM-моделей на семантически насыщенные обучающие данные;
- данные из разных источников начали приводиться к единой семантической схеме, обеспечивая возможность их совместного использования;
- появились наборы данных, где разметка включает не только «что происходит», но и «какой следующий шаг».

Пример семантических наборов данных для фундаментальных моделей: MM-OR (Multimodal Operating Room) – мультимодальный набор данных для генерации сцен-графов операционной.

Он содержит синхронизированные модальности:

- RGB-D видео,
- аудиозаписи,
- транскрипты речи персонала,
- логи роботизированной системы da Vinci,
- данные трекинга хирургических инструментов.

Каждая модальность вносит уникальный вклад: глубинная информация улучшает пространственное различение перекрывающихся объектов, аудио предоставляет контекст (звуки оборудования, вербальные команды), транскрипты добавляют семантический слой (упоминание инструмента часто предшествует его появлению в кадре), а логи робота содержат информацию о состоянии инструментов [54, 55];

Пример тестовых наборов данных для оценки фундаментальных моделей: SurgMLLMBench – специализированный набор тестовых данных (benchmark), обеспечивающий объективную оценку мультимодальных больших языковых моделей на задачах понимания хирургической сцены [56].

Примеры видео-лингвистических наборов данных с автоматической разметкой:

- SVL (Surgical Video Lectures) – набор данных из 1 466 видеолекций (WebSurg, EAES, YouTube), после обучения на котором ИИ-алгоритм впервые продемонстрировал способность распознавать фазы операции и действия хирурга на операциях, которые не были представлены в наборе данных, без предварительного дообучения [57];
- SurgLaVi – развитие линейки SVL за счёт масштабирования до 240 тысяч пар «клип-описание» [58];
- Watch and Learn – набор данных из 2 933 видео катарактальной хирургии с YouTube (334 часа после фильтрации), размеченных на 149 939 клипов. Модель, обученная на этом наборе данных, автоматически выделяет все этапы операции, указывает их временные границы и генерирует связное текстовое описание. Это открывает путь к автоматической генерации протоколов операций, обучению хирургов и масштабному анализу клинических данных без ручной разметки [59].

Примеры мультизадачных наборов данных:

- SurgΣ (SurgSigma) – один из самых масштабных проектов по сбору хирургических данных. Его база данных SurgΣ-DB приводит собранные данные к единому стандарту: одну и ту же операцию в разных источниках можно сопоставить и использовать вместе. Набор данных охватывает шесть хирургических специальностей и содержит почти 6 млн мультимодальных диалогов, размеченных для 18 задач – от распознавания сцены до планирования операции и автоматического написания отчётов [60].
 - BSA (Basic Surgical Actions) – это проект, включающий набор данных базовых хирургических действий. Его авторы сфокусировались на создании набора данных универсальных «атомов» хирургии. Он содержит фиксированные этапы разрезания, захвата, коагуляции, отведения и др. и насчитывает свыше 11 000 видеоклипов из 6 хирургических специальностей. Принципиальное новшество проекта – демонстрация того, как распознавание дискретных действий хирурга может служить основой для планирования. Модель BSA, обученная на этом наборе данных, распознаёт базовые действия хирурга в видео и передает результат большой языковой модели. Она, в свою очередь, предлагает следующее действие хирурга с обоснованием. Сгенерированные объяснения и планы были признаны клинически значимыми группой экспертов [61].
- Усложнение структуры наборов данных сформировало запрос на архитектуры ИИ-моделей, способные не просто классифицировать фазы операционного вмешательства, но понимать хирургический рабочий процесс и рассуждать о нем, что и будет рассмотрено в следующем разделе.

От наборов данных к моделям: эволюция ИИ-алгоритмов

Эволюция ИИ-алгоритмов является финальной составляющей предложенной концепции трёх этапов развития науки о хирургических данных. Как было показано в разделе, посвященном эволюции наборов данных, каждый её этап формировал запрос на новый класс моделей. На Этапах 1 и 2 развитие шло от узкоспециализированных моделей, обученных на мономодальных

данных (например, только видео или только кинематика), к мультимодальным ансамблям – объединению предсказаний независимых моделей, каждая из которых работает с одной модальностью или одной задачей [13,47]. Этап 3 характеризуется одновременным развитием взаимодополняющих направлений:

- создание фундаментальных моделей, способных понимать хирургический рабочий процесс целиком и отвечать на запросы хирурга на естественном языке;
 - разработка и создание мультиагентных архитектур, распределяющих задачи между «тяжёлой» моделью-координатором и ансамблем «лёгких» исполнителей, что решает проблему выполнения задач в режиме реального времени;
 - создание моделей генерации синтетических данных (сгенерированных, визуально напоминающих реальные), предназначенных решить проблему дефицита данных по редким клиническим сценариям;
 - федеративное обучение как механизм обучения моделей на данных множества клиник без нарушения приватности.
- Рассмотрим каждое из них.

Фундаментальные модели

Ключевой инновацией третьего этапа стало появление хирургических мультимодальных больших языковых моделей (Multimodal Large Language Model, MLLM) – нейросетей, объединяющих визуальный анализатор с языковым модулем. MLLM способны выполнять широкий спектр интеллектуальных операций (распознавание фаз, отслеживание инструментов, оценку рисков и т.п.) через единый интерфейс [62]. Модели этого класса, такие как EndoChat, SurgVidLM и Surgery-R1, впервые позволили хирургу взаимодействовать с аналитической системой на естественном языке, например, задать вопрос о текущем положении инструмента, получить связное описание выполненного этапа операции или автоматически сгенерировать структурированный протокол [63-65].

Мультиагентные архитектуры

При всех возможностях MLLM их вычислительная требовательность ограничивает применение в режиме реального времени.

Ответом стала мультиагентная архитектура – ансамбль лёгких специализированных моделей (детекторы, трекеры, распознаватели фаз), работающий под управлением MLLM-координатора, который интерпретирует контекст операции и маршрутизирует запросы к отдельным моделям. Сравнительные испытания 2026 года подтвердили обоснованность применения такой архитектуры: YOLOv12-m (26 млн параметров), сравнительно легкая специализированная модель, превзошла по точности детекции инструментов модель с десятками миллиардов параметров [66].

Примером целостного воплощения мультиагентной архитектуры является система MedOS. Она построена по двухуровневому принципу: «быстрая» система (System 1) в реальном времени детектирует, например, риск кровотечения или разрыва ткани, а «медленная» (System 2) координирует стратегический план вмешательства с учётом всей доступной информации по данному клиническому случаю – от данных предоперационного обследования до текущего этапа операции [67].

Модели генерации синтетических данных

Параллельно с MLLM и мультиагентными системами формируется новый тип моделей, не потребляющий, а производящий данные. Например, модель Cosmos-H-Surgical способна создавать синтетические видео с реалистичной динамикой тканей, инструментов и освещения [68]. Её ключевая функция – создание обучающих выборок для редких и опасных сценариев (кровотечения, анатомические аномалии), которые слабо представлены в реальных наборах данных. Это частично решает проблему алгоритмической предвзятости и доменного сдвига. Вместе с тем, генеративный подход несет риск галлюцинаций: модель способна создавать визуально безупречные, но анатомически или физиологически невозможные артефакты. Обучение клинических предиктивных алгоритмов на таких синтетических данных без предварительной проверки данных врачами-экспертами может привести к ошибкам ИИ-систем в реальной операционной.

Федеративное обучение

Разработка фундаментальных моделей и мультиагентных архитектур требует данных

такого объёма и разнообразия, которые невозможно обеспечить силами одной клиники. Однако централизованный сбор хирургических данных в единое хранилище затруднён регуляторными ограничениями и отсутствием стандартизированных протоколов деидентификации данных пациентов. Кроме того, существует нерешенная проблема доменного сдвига (domain shift) вследствие аппаратного обновления операционных, резко снижающая точность ранее обученных моделей [69]. Ответом на эти противоречия стало федеративное обучение (Federated Learning, FL). Это подход, при котором модель обучается локально на данных каждого центра, а на центральный сервер передаются только обновления её параметров, без перемещения исходных записей за пределы клиники. FL потенциально способно решить и проблему дрейфа данных (data shift): модель, обученная на разнородных выборках множества клиник, априори устойчивее к вариабельности оборудования и хирургических протоколов, чем модель, обученная на данных единственного центра [70-72]. Однако практическое применение федеративного обучения сталкивается с серьезным подготовительным барьером: для корректного математического агрегирования весов моделей локальные базы данных в разных медицинских центрах должны быть семантически и структурно идентичны. Без предварительной стандартизации и гармонизации сырых данных (разметки, форматов, частоты дискретизации) в единую структуру федеративное обучение на практике реализовать крайне затруднительно. Тем не менее, практическая применимость FL к хирургическим задачам подтверждена рядом недавних работ:

- COFE (Comprehensive Open Federated Ecosystem) – экосистема, которая объединила открытые инструменты для федеративного обучения на медицинских данных [73];
- Federated EndoViT впервые применил FL для обучения нейросетей на большой коллекции эндоскопических изображений, получив модель, сопоставимую с централизованно обученным аналогом [74];
- SurgFed (Surgical scene Multi-Task Federated Learning) и FedST (Spatio-Temporal Representation Decoupling and Enhancement) решают проблему разнородности данных

между клиниками: первый – с помощью текстовых описаний типа операции и задачи [75], второй – за счёт разделения общих представлений инструментов и индивидуальных особенностей анатомического фона [76]. SurgFed в дополнение к визуальной информации интегрирует текстовые аннотации типа операции и конкретной задачи в процесс обучения модели. Это позволяет ей выделять наиболее релевантные для конкретного хирургического центра признаки и адаптировать параметры нейронной сети к особенностям данных каждого центра-участника. Такой механизм особенно эффективен в условиях, когда клиники различаются не только техническим оснащением, но и спектром выполняемых оперативных вмешательств. FedST предлагает иной подход, основанный на разделении пространственно-временных представлений. Исходной предпосылкой метода является то, что хирургические видео содержат два типа информации: общие для всех клиник характеристики (форма и траектория движения инструментов) и уникальные для каждой клиники особенности (анатомический фон, освещение, ракурс). FedST разделяет параметры модели таким образом, что компоненты, отвечающие за распознавание инструментов и их движение, оптимизируются глобально для всех участников, тогда как параметры, кодирующие фоновые характеристики, настраиваются индивидуально для каждого центра.

Этап 3 наиболее ярко демонстрирует козволцию наборов данных и моделей. Тем не менее, с клинической точки зрения, остается ряд нерешенных проблем:

- дрейф данных и доменный сдвиг при смене популяции пациентов, состава оборудования или состава бригады, требующий механизмов непрерывного мониторинга качества моделей;
- редкость критических событий в обучающих выборках, что ограничивает чувствительность предиктивных алгоритмов;
- субъективность экспертной разметки, снижающая воспроизводимость моделей оценки навыков.

Эти факторы определяют разрыв между формальными метриками качества выполнения

задач ИИ-моделями и реальной клинической полезностью. Резонансным примером является применение ИИ-системы от Google AI для скрининга диабетической ретинопатии в клиниках Таиланда. Модель успешно прошла лабораторные испытания, но оказалась неработоспособна в условиях реальной клинической среды [77]. Проблема заключалась в несоответствии качества входных изображений тренировочным данным. Хотя пример взят из офтальмологии, он иллюстрирует более общую проблему, актуальную для медицины в целом: необъяснимость ошибок ИИ-систем и их непрозрачность для конечного пользователя-врача создают риск неконтролируемого тиражирования ошибочных решений, что особенно критично в хирургической практике [78].

Региональные аспекты

Рассмотренные этапы развития науки о хирургических данных демонстрируют впечатляющий технологический прогресс в создании систем сбора интраоперационных данных, наборов данных и ИИ-алгоритмов. Однако в ходе анализа необходимо также учесть географический контекст, так как координация SDS-инициатив обладает региональной спецификой. Накопленный к 2026 году опыт позволяет предложить эвристическую типологию, построенную на качественном анализе архитектурных, регуляторных и организационных особенностей рассмотренных в работе проектов и инициатив. В исследовании не проводится формальное сопоставление количественных показателей внедрения (число установленных систем, объем инвестиций, число публикаций по регионам). Сбор и верификация подобных данных выходят за рамки целей настоящего интегративного обзора. Типология призвана подчеркнуть содержательные различия в организационных моделях координации SDS-инициатив. В результате удалось выделить три качественно различных региональных модели развития науки о хирургических данных.

Североамериканская модель характеризуется приоритетом коммерческих подходов, ориентацией на юридическую защиту и страховую медицину, а также большим числом клинических апробаций и коммерческих внедрений систем интегрированных операционных и систем

интеллектуальной аналитики [79, 80]. Примеры реализаций:

- OR Black Box – платформа, прошедшая валидацию на тысячах операций и доказавшая свои предиктивные способности в отношении послеоперационных осложнений [19][6, 11];
- Artisight – ИИ-платформа на базе компьютерного зрения и анализа голоса, развернутая более чем в 100 госпиталях [81].

Европейская модель делает ставку на стандарты интероперабельности SDC и принципы FAIR-данных (Findability, Accessibility, Interoperability, Reusability) при государственно-академическом финансировании. Ее сильной стороной является архитектурная проработка интероперабельности, ориентированной на создание открытых систем совместимых медицинских устройств, слабой – относительно медленное клиническое внедрение [82]. Примеры реализаций:

- немецкая инициатива OR.NET e.V., в настоящее время реализуемая силами консорциума из университетских клиник и конкретных производителей медицинского оборудования [83-85];
- швейцарская национальная исследовательская инфраструктура OR-X на базе клиники при Университете Цюриха [86,87]. Она представляет из себя полностью оборудованную копию реальной операционной для хирургических исследований и обучения.

Азиатская модель (Корея, Китай, Япония, Индия) развития характеризуется масштабом национальных программ цифровизации здравоохранения. Создаются крупномасштабные наборы данных для обучения ИИ-алгоритмов, разрабатываются фундаментальные ИИ-модели, формируются профильные комитеты по науке о хирургических данных [88-90]. Примеры решений:

- платформа SurgΣ, подробно описанная выше [60];
- национальная инфраструктура MIDAS для создания будущих мультицентровых наборов данных в Индии [91].

Настоящий обзор сфокусирован преимущественно на зарубежном опыте, что отражает объективную картину: основные архитектурные инновации в области систем сбора данных,

открытые наборы данных, стандарты интероперабельности и ИИ-модели разрабатываются научными группами США, Европы и Азии. По результатам проведённого поиска литературы не удалось обнаружить российские публикации, описывающие мультимодальные системы интраоперационного сбора данных с аппаратной синхронизацией, открытые хирургические наборы данных или результаты клинической апробации ИИ-моделей на мультицентровых выборках. Тем не менее, заслуживают упоминания, например, работы по компьютерному зрению в нейрохирургии [92] и отдельные проекты по созданию медицинских наборов данных для обучения ИИ-алгоритмов [93]. Это свидетельствует о наличии локальной экспертизы в области SDS. Но, в отличие от перечисленных регионов, в России отсутствуют национальные программы сбора мультимодальных интраоперационных данных, открытых хирургических наборов данных, сопоставимых по масштабу с зарубежными аналогами. Следует отметить, что только на Этапе 1 российская практика, хотя и с некоторым хронологическим отставанием, следовала общемировому тренду: системы DiViSy [94] и MVS Vega [95] в целом реализовали концепцию интегрированной операционной. Также, согласно данным патентного анализа в области технологий ИИ, Россия входит в топ-15 стран мира по патентной активности в области ИИ-моделей для медицины, однако сохраняет заметное отставание от стран-лидеров по числу патентных семейств [96]. Это косвенно подтверждает наличие локального научного потенциала при недостаточном уровне его технологической реализации в клинической практике. Однако систематическое сравнение российского и мирового опыта требует целенаправленного исследования и выходит за рамки данной работы.

Следует отметить, что географическая концентрация хирургических данных определяется не только различиями в исследовательской активности, но и неодинаковой доступностью интегрированных операционных, роботизированных хирургических систем, инфраструктуры хранения мультимодальных данных и нормативной базы для их совместного использования. В результате именно регионы с наиболее развитой цифровой хирургической инфраструктурой становятся основными поставщиками публичных

наборов данных и одновременно определяют направления развития ИИ-алгоритмов [71].

ОБСУЖДЕНИЕ

Прослеженная этапность развития науки о хирургических данных позволяет сформулировать механизм коэволюции ее основных компонентов (Рисунок 1): ограничения систем сбора данных каждого этапа задавали границу качества наборов данных, а потребности ИИ-алгоритмов следующего поколения – вектор архитектурных изменений. Так, отсутствие субсекундной синхронизации на Этапе 1 исключало совместный анализ эндоскопического видео и физиологических параметров. Решение проблемы синхронизации на Этапе 2 позволило разработать мультимодальные методы анализа, доказавшие своё превосходство над мономодальными. Дальнейшее развитие этих методов и появление фундаментальных моделей привели к независимому формированию масштабных видео-лингвистических наборов данных. Однако практическое развертывание обученных на них мультимодальных больших языковых моделей (MLLM) и мультиагентных систем непосредственно в контуре операционной возможно только благодаря переходу к архитектуре Этапа 3 – появлению интероперабельных платформ с поддержкой вычислений на периферии (Edge AI). Таким образом, каждый переход являлся ответом на исчерпание возможностей предыдущего этапа. На первом этапе аппаратные ограничения сдерживали полноту собираемых данных, в дальнейшем – возросшая вычислительная сложность ИИ-алгоритмов сформировала запрос на принципиально новые аппаратные платформы.

Настоящее исследование посвящено коэволюции технических факторов развития науки о хирургических данных, однако для иллюстрации клинической значимости рассмотренных в работе инноваций в Таблице 2 приведены отдельные результаты, характеризующие как эффективность и осуществимость внедрения систем интраоперационного сбора данных, так и результаты применения систем интеллектуальной аналитики в хирургии, опубликованные в рецензируемых источниках. Одна из работ [11] на момент подготовки обзора была доступна в форме препринта и включена как иллюстрация

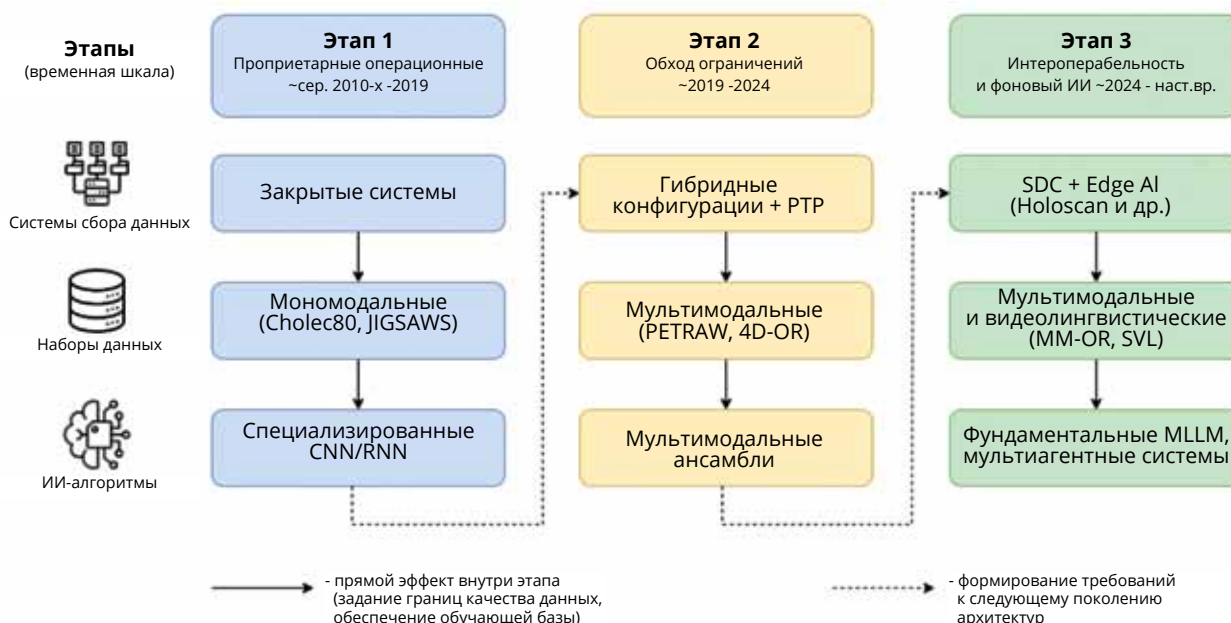


Рисунок 1 – Концептуальная схема коэволюции систем сбора данных, наборов данных и ИИ-алгоритмов в хирургии.

наиболее актуальных результатов, относящихся к Этапу 3.

Несмотря на незавершенность третьего этапа, проведенный анализ позволяет выделить направления дальнейшего развития науки о хирургических данных:

- приоритет аппаратной синхронизации на этапе проектирования;
- требование открытых протоколов вывода данных как условие масштабирования и мультицентровых исследований;
- проактивное формирование собственных мультимодальных наборов данных с привязкой к клиническим исходам;
- внедрение механизмов мониторинга дрейфа данных и доменного сдвига в клиническую эксплуатацию ИИ-моделей как условие безопасности.

Исследованное в работе взаимно обусловленное развитие систем интраоперационного сбора данных, наборов данных и ИИ-алгоритмов имеет свои содержательные отличия в зависимости от географического контекста, что позволяет сформировать дорожную карту для России. Для российских клиник первоочередной задачей является включение требований

интероперабельности в технические задания при переоснащении операционных. Стратегическим вектором развития должно стать создание промежуточного программного обеспечения для интеграции существующих МИС и систем видеофиксации, а также стандартизация протоколов выгрузки обезличенных хирургических данных для формирования репрезентативных национальных наборов данных. Последнее направление является важным условием для преодоления алгоритмической предвзятости ИИ-алгоритмов. При этом важно учитывать, что на практике внедрение программных решений столкнется с барьерами жестких контуров информационной безопасности клиник, разнородным парком медицинского оборудования и дефицитом инженеров-архитекторов в штате больниц. Проблема дефицита кадров носит системный характер. Цифровая трансформация здравоохранения формирует устойчивый спрос на принципиально новые гибридные специальности на стыке медицины, информационных технологий и наук о данных [97]. Тем не менее, ключевым элементом дорожной карты должна стать разработка стандартизированных устройств объединения медицинского

Таблица 2 – Примеры клинической значимости систем интраоперационного сбора данных и интеллектуальной аналитики в хирургии

Исследование	Клиническая задача	Дизайн и выборка	Ключевой количественный результат
Møller et al., 2023 [7]	Оценка осуществимости внедрения	152 сотрудника, 306 пациентов, 2017–2021	Приемлемость: 100% - руководство, 93% - персонал, 98% - пациенты; охвачено 80% операций
Al Abbas et al., 2024 [6]	Влияние соблюдения хирургического чек-листа на исходы	4581 пациент, 2020–2022	Снижение летальности: OR 0,96 (95% ДИ 0,94–0,98; $p < 0,05$); снижение длительности госпитализации: –0,02 дня ($p < 0,05$)
Bain et al., 2026 [12]	Прогнозирование послеоперационных осложнений по интраоперационным событиям	2875 пациентов, 2020–2022	Гипотермия и гипоксия - независимые предикторы возврата в операционную ($p < 0,02$ и $p < 0,01$); гипотензия - предиктор длительности госпитализации ($p < 0,03$) и PSI-событий ($p = 0,03$)
Gordon et al., 2022 [9]	Барьеры внедрения: культура безопасности, приватность	43 сотрудника (медсестры, гинекологи, анестезиологи)	Общее отношение к записи положительное (среднее 3,81 из 5); синдром самозванца коррелирует с опасениями по поводу юридических последствий ($r = -0,32$; $p = 0,04$)
Arnrich et al., 2025 [11]	Прогнозирование послеоперационных осложнений (интраабдоминальные инфекции)	Препринт medRxiv, не прошедший рецензирования; 1285 пациентов, проспективное включение	Непрерывный мультимодальный мониторинг (PPG-данные носимых датчиков + рутинные клинические данные) обеспечил AUROC 0,90 для детекции осложнений и AUROC 0,89 при прогнозировании за 9 часов до события; добавление непрерывных данных повысило AUROC на 8% и AUPRC на 109% относительно остальных модальностей

оборудования с автоматической настройкой, позволяющих клиникам безопасно подключать его к контуру сбора данных без глубокой перестройки внутренней ИТ-инфраструктуры.

Ограничения

Данный обзор не является строгим систематическим, что соответствует природе интегративного обзора, ориентированного на синтез разнородных источников и построение концептуальных моделей, а не на мета-анализ однородных эмпирических данных. Поиск проводился преимущественно в англоязычных источниках с акцентом на конференции по компьютерному зрению, что могло привести к недооценке публикаций в клинических журналах. Предложенная авторская периодизация является одной из возможных интерпретаций развития науки о хирургических данных. Она неизбежно огрубляет реальную картину – границы между этапами размыты, отдельные проекты эволюционируют плавно. Включение в анализ препринтов arXiv несёт риск опоры на результаты, не прошедшие

рецензирования. Настоящее исследование сознательно сфокусировано на инженерной и архитектурной коэволюции систем сбора данных, наборов данных и ИИ-алгоритмов. Оценка клинической эффективности (анализ исходов, выживаемости, снижения частоты осложнений) выходит за рамки данной работы. По этой причине в обзоре не проводится систематический анализ клинической эффективности, а лишь приводятся отдельные иллюстративные примеры для демонстрации связи архитектурных инноваций с практическими результатами. Российская часть анализа опирается на ограниченный объём доступных данных и является скорее постановкой вопроса, чем систематическим сравнением.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов. Упоминание коммерческих систем (Caresyntax, OR Black Box, NVIDIA, Artisight, DiViSy, MVS Vega и др.) и коммерческих компонентов исследовательских инфраструктур (OR-X) носит исключительно иллюстративный характер

в рамках научного обзора. Производители не участвовали в подготовке рукописи и не влияли на выводы.

Источники финансирования

Исследование не имело финансовой поддержки.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Wauben LSGL, van Grevenstein WMU, Goossens RHM, van der Meulen FH, Lange JF. Operative notes do not reflect reality in laparoscopic cholecystectomy. *Br J Surg*. 2011; 98(10): 1431-1436. doi: 10.1002/bjs.7576.
2. Maier-Hein L, Vedula SS, Speidel S, et al. Surgical data science for next-generation interventions. *Nat Biomed Eng*. 2017; 1: 691-696. doi: 10.1038/s41551-017-0132-7.
3. Maier-Hein L, Eisenmann M, Sarikaya D, et al. Surgical data science – from concepts toward clinical translation. *Med Image Anal*. 2022; 76: 102306. doi: 10.1016/j.media.2021.102306.
4. Pan Y, Zou SH, Yang JW, Si WX, Zheng WM. Surgical data science in time-critical contexts: a roadmap toward brain-inspired computing. *J Comput Sci Technol*. 2026; 41(1): 428-446. doi: 10.1007/s11390-025-5908-8.
5. Campbell K, Gardner A, Scott DJ, Johnson J, Harvey J, Kazley A. Interprofessional staff perspectives on the adoption of or black box technology and simulations to improve patient safety: a multi-methods survey. *Adv Simul*. 2023; 8: 24. doi: 10.1186/s41077-023-00263-2.
6. Al Abbas AI, Meier J, Daniel W, et al. Impact of team performance on the surgical safety checklist on patient outcomes: an operating room black box analysis. *Surg Endosc*. 2024; 38(10): 5613-5622. doi: 10.1007/s00464-024-11064-7.
7. Møller KE, Sørensen JL, Topperzer MK, et al. Implementation of an Innovative Technology Called the OR Black Box: A Feasibility Study. *Surg Innov*. 2023; 30(1): 64-72. doi: 10.1177/15533506221106258.
8. Van Dalen ASHM, Jansen M, van Haperen M, et al. Implementing structured team debriefing using a black box in the operating room: surveying team satisfaction. *Surg Endosc*. 2021; 35(3): 1406-1419. doi: 10.1007/s00464-020-07526-3.
9. Gordon L, Reed C, Sorensen JL, et al. Perceptions of safety culture and recording in the operating room: understanding barriers to video data capture. *Surg Endosc*. 2022; 36(6): 3789-3797. doi: 10.1007/s00464-021-08695-5.
10. Al Abbas AI, Sankaranarayanan G, Polanco PM, et al. The operating room black box: understanding adherence to surgical checklists. *Ann Surg*. 2022; 276(6): 995-1001. doi: 10.1097/SLA.0000000000005695.
11. Arnrich B, Denecke C, Faraj L, et al. Continuous multimodal AI with wearable vital signs predicts postoperative complications in the general ward [preprint]. *medRxiv*. 2025. doi: 10.1101/2025.11.25.25340950.
12. Bain AP, Succar B, Odeh J, et al. Automated tagging of intraoperative physiologic events: understanding the clinical consequences. *Surg Endosc*. 2026; 40(3): 1431-1438. doi: 10.1007/s00464-025-12409-6.
13. Huaultmé A, Harada K, Nguyen QM, et al. PEG TRAnsfer workflow recognition challenge report: do multimodal data improve recognition? *Comput Methods Programs Biomed*. 2023; 236: 107561. doi: 10.1016/j.cmpb.2023.107561.
14. Данилов Г.В., Потапов А.А., Шифрин М.А., и др. Исследование осложнений в нейрохирургии с помощью технологий искусственного интеллекта // Российский нейрохирургический журнал имени профессора А.Л. Поленова. – 2022. – №14(1-1). – С.44-47. [Danilov GV, Potapov AA, Shifrin MA, et al. Complications research in neurosurgery using artificial intelligence. *Rossiyskiy neyrokhirurgicheskiy zhurnal imeni professora A.L. Polenova*. 2022; 14(1-1): 44-47. (In Russ.)]
15. Кобринский Б.А. Системы искусственного интеллекта в хирургии: возможности, ограничения и перспективы. Обзор литературы // Российский вестник детской хирургии, анестезиологии и реаниматологии. – 2023. – №13(3). – С.385-404. [Kobrinskii BA. Artificial intelligence systems in surgery: A review of opportunities, limitations, and prospects. *Russian Journal of Pediatric Surgery, Anesthesia and Intensive Care*. 2023; 13(3): 385-404. (In Russ.)] doi: 10.17816/psaic1547.
16. Whittemore R, Knafl K. The integrative review: updated methodology. *J Adv Nurs*. 2005; 52(5): 546-553. doi: 10.1111/j.1365-2648.2005.03621.x.

17. Stryker. Connected OR Operating System [Internet]. [cited 2026 May 20]. Available from: <https://www.stryker.com/us/en/communications/systems/-suite-experience/connected-or-operating-system.html>
18. Caresyntax. Surgical Intelligence Platform. Available from: <https://www.caresyntax.com>. Cited 2026 May 20.
19. Surgical Safety Technologies Inc. OR Black Box®. Available from: <https://www.surgicalsafety.com>. Cited 2026 May 20.
20. Ibach B, et al. Integrating medical devices in the operating room using service-oriented architectures. *Biomed Tech (Berl)*. 2012; 57(4): 221-228. doi: 10.1515/bmt-2011-0101.
21. Rockstroh M, Wittig M, Franke S, Meixensberger J, Neumuth T. Video-based detection of device interaction in the operating room. *Biomed Tech (Berl)*. 2016; 61(5): 567-576. doi: 10.1515/bmt-2015-0008.
22. Bergh B, Radermacher K, editors. OR.NET – Secure and dynamic networking in operating room and hospital: update 2016. Lübeck: Universität zu Lübeck; 2016. Available from: <https://www.isp.uni-luebeck.de/sites/default/files/content/projects/ornet/ornet-2016-brochure.pdf>. Cited 2026 May 2.
23. OR.NET e.V. SDC History: Development of the IEEE 11073 SDC standards. Leipzig: OR.NET e.V.; 2016. Available from: https://ornet.org/?page_id=5942&lang=en#top. Cited 2026 May 6.
24. The OpenICE Team (MD PnP Program). OpenICE User Introduction and System Component Overview. Available from: <https://www.openice.info/2015>. Cited 2026 May 5.
25. IEEE Standard for a Precision Clock Synchronization Protocol for Networked Measurement and Control Systems. *IEEE Std 1588-2019*. IEEE; 2020. doi: 10.1109/IEEESTD.2020.9129227.
26. Taquet L, Conway BJ, Boerger TF, et al. Synchronization of kinetic and kinematic hand tasks with electrocorticography and cortical stimulation during awake craniotomies. *PLoS One*. 2023; 18(3): e0283460. doi: 10.1371/journal.pone.0283460.
27. Pérez J, Mena L, Villarroel JL. Time synchronization in modular collaborative robots using PTP and ROS 2. arXiv:1809.07295. 2018. Available from: <https://arxiv.org/abs/1809.07295>. Cited 2026 May 2.
28. Schwaner KL, Iturrate I, Andersen JKH, Dam CR, Jensen PT, Savarimuthu TR. MOPS: a modular and open platform for surgical robotics research. In: 2021 International Symposium on Medical Robotics (ISMR). IEEE; 2021. P.1-8. doi: 10.1109/ISMR48346.2021.9661539.
29. Quarez J, Li Y, Irzan H, et al. MUTUAL: Towards Holistic Sensing and Inference in the Operating Room. In: Celebi ME, Reyes M, Chen Z, Li X, editors. Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2024 Workshops. Cham: Springer; 2025. P.1-12. (Lecture Notes in Computer Science; Vol. 15274). doi: 10.1007/978-3-031-77610-6_17.
30. Turrin BB, Kassab Junior F, Vieira JE, Sameshima K. Data extraction from operating room equipment: an engineering and data science approach to general anesthesia monitoring. *IEEE Access*. 2025; 13: 184159-184175. doi: 10.1109/ACCESS.2025.11208630.
31. National Instruments. cDAQ-9189 Specifications. 2025. Available from: <https://www.ni.com/docs/en-US/bundle/cdaq-9189-specs/page/specs.html>. Cited 2026 May 3.
32. OR-X. Unlocking New Horizons in Surgical Data Science: The ORD Initiative. Available from: <https://or-x.ch/en/research/projects/unlocking-new-horizons-in-surgical-data-science-the-ord-initiative>. Cited 2026 May 20.
33. Schorp V, et al. A Modular Edge Device Network for Surgery Digitalization [Internet]. arXiv:2503.14049. 2025. Available from: <https://arxiv.org/abs/2503.14049>. Cited 2026 May 3.
34. NVIDIA. NVIDIA Holoscan Documentation. Available from: <https://docs.nvidia.com/holoscan>. Cited 2026 May 3.
35. Project MONAI. MONAI: AI Toolkit for Healthcare Imaging [Internet]. GitHub; 2019. Available from: <https://github.com/Project-MONAI/MONAI>. Cited 2026 May 3.
36. IEEE 11073-10701-2022, IEEE Standard for Health Informatics – Device Interoperability – Part 10701: Point-of-Care Medical Device Communication – Metric Provisioning by Participants in a Service-Oriented Device Connectivity (SDC) System. IEEE. 2023: 1-85. doi: 10.1109/IEEESTD.2023.10263987.
37. ISO/IEEE 11073-10700-2024. ISO/IEEE International Standard: Health informatics--Device interoperability--Part 10700: Point-of-care medical device communication--Standard for base requirements for participants in a Service-oriented Device Connectivity (SDC) system. IEEE; 2024.

38. ISO/IEC/IEEE DIS 8802-1AS. Information technology – Telecommunications and information exchange between systems – Local and metropolitan area networks – Part 1AS: Timing and synchronization for time-sensitive applications in bridged local area networks. In development. Stage: 40.99, 2026.
39. NVIDIA. Easily build edge AI apps with dynamic flow control in NVIDIA Holoscan 3.0. Available from: <https://developer.nvidia.com/blog/easily-build-edge-ai-apps-with-dynamic-flow-control-in-nvidia-holoscan-3-0/>. Cited 2026 May 5.
40. Barco. Barco unveils at GTC 2025. Available from: <https://www.barco.com/ja/about/press-releases/2025/barco-unveils-at-gtc-2025>. Cited 2026 May 5.
41. ADLINK Technology. ADLINK edge AI platforms with NVIDIA Thor. Available from: <https://www.adlinktech.com.cn/en/News/adlink-edge-ai-platforms-nvidia-thor>. Cited 2026 May 5.
42. Yuan High-Tech. Yuan news content 163. Available from: <https://www.yuan.com.tw/newscontent/163>. Cited 2026 May 5.
43. NVIDIA. NVIDIA IGX Thor processor for physical AI in industrial, medical and edge. Available from: <https://blogs.nvidia.com/blog/igx-thor-processor-physical-ai-industrial-medical-edge/>. Cited 2026 May 5.
44. NVIDIA. NVIDIA IGX Thor powers industrial, medical and robotics edge AI applications. Available from: <https://developer.nvidia.com/blog/nvidia-igx-thor-powers-industrial-medical-and-robotics-edge-ai-applications/>. Cited 2026 May 5.
45. Signify Research. What's next for clinical care: Signify Research's 2026 predictions. Available from: <https://www.signifyresearch.net/insights/whats-next-for-clinical-care-signify-researchs-2026-predictions/>. Cited 2026 May 5.
46. Maier-Hein L, Eisenmann M, Feldmann C, et al. Surgical Data Science: A Consensus Perspective. arXiv: 1806.03184. 2018. doi: 10.48550/arXiv.1806.03184.
47. Twinanda AP, Shehata S, Mutter D, Marescaux J, de Mathelin M, Padoy N. EndoNet: A Deep Architecture for Recognition Tasks on Laparoscopic Videos. IEEE transactions on medical imaging. 36(1): 86-97. doi: 10.1109/TMI.2016.2593957.
48. Srivastav V, Issenhuth T, Abdolrahim K, et al. MVOR: A Multi-view RGB-D Operating Room Dataset for 2D and 3D Human Pose Estimation. arXiv: 1808.08180. 2018. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.1808.08180.
49. Gao Y, Vedula SS, Reiley CE, et al. JHU-ISI Gesture and Skill Assessment Working Set (JIGSAWS): A Surgical Activity Dataset for Human Motion Modeling [Internet]. Johns Hopkins University; 2014. Available from: https://cirl.lcsr.jhu.edu/wp-content/uploads/dlm_uploads/2014/09/JIGSAWS.pdf. Cited 2026 May 5.
50. Nwoye CI, Elgohary K, Srinivas A, et al. CholecTrack20: A Multi-Perspective Tracking Dataset for Surgical Tools. arXiv: 2312.07352. 2023. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2312.07352.
51. Goodman ED, Patel KK, Zhang Y, et al. Analyzing Surgical Technique in Diverse Open Surgical Videos With Multitask Machine Learning. JAMA Surg. 2024. doi: 10.1001/jamasurg.2023.6262.
52. Özsoy E, Piatkowska E, Ilic F, et al. 4D-OR: Semantic Scene Graphs for OR Domain Modeling. arXiv; 2022 Mar 22. Available from: <https://arxiv.org/abs/2203.11937>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2203.11937.
53. Özsoy E, Czempel T, Holm F, Pellegrini C, Navab N. LABRAD-OR: Lightweight Memory Scene Graphs for Accurate Bimodal Reasoning in Dynamic Operating Rooms. In: MICCAI 2023. Springer; 2023. doi: 10.1007/978-3-031-43996-4_29.
54. Özsoy E, Pellegrini C, Czempel T, et al. MM-OR: A Large Multimodal Operating Room Dataset for Semantic Understanding of High-Intensity Surgical Environments. In: CVPR 2025. IEEE; 2025. Available from: https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2025/papers/Ozsoy_MM-OR_A_Large_Multimodal_Operating_Room_Dataset_for_Semantic_Understanding_CVPR_2025_paper.pdf.
55. Özsoy E, Pellegrini C, Czempel T, et al. MM-OR: Official code and dataset for "MM-OR: A Large Multimodal Operating Room Dataset for Semantic Understanding of High-Intensity Surgical Environments" (CVPR 2025). GitHub; 2025. Available from: <https://github.com/eggezsoy/MM-OR>. Cited 2026 May 5.

56. Choi TM, Kim S, Lee J, et al. SurgMLLBench: A Multimodal Large Language Model Benchmark Dataset for Surgical Scene Understanding. arXiv; 2025 Nov 26. Available from: <https://arxiv.org/abs/2511.21339>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2511.21339.
57. Yuan K, Srivastav V, Yu T, et al. Learning multi-modal representations by watching hundreds of surgical video lectures. Med Image Anal. 2025. doi: 10.48550/arXiv.2307.15220.
58. Perez A, Li M, Wang H, et al. SurgLaVi: Large-Scale Hierarchical Dataset for Surgical Vision-Language Representation Learning [Internet]. arXiv; 2025 Sep 9. Available from: <https://arxiv.org/abs/2509.10555>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2509.10555.
59. Gastager D, Ghazaei G, Patsch C. Watch and Learn: Leveraging Expert Knowledge and Language for Surgical Video Understanding. arXiv; 2025 Mar 14. Available from: <https://arxiv.org/abs/2503.11392>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2503.11392.
60. Zeng Z, Chen X, Wang Y, et al. SurgΣ: A Spectrum of Large-Scale Multimodal Data and Foundation Models for Surgical Intelligence. arXiv; 2026 Mar 17. Available from: <https://arxiv.org/abs/2603.16822>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2603.16822.
61. Xu M, Wang L, Chen Y, et al. Generalized Recognition of Basic Surgical Actions Enables Skill Assessment and Vision-Language-Model-based Surgical Planning. arXiv; 2026 Mar 13. Available from: <https://arxiv.org/abs/2603.12787>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2603.12787.
62. Özsoy E, Pellegrini C, Bani-Harouni D, et al. Specialized Foundation Models for Intelligent Operating Rooms. arXiv; 2025 May 19. Available from: <https://arxiv.org/abs/2505.12890>. Cited 2026 May 25. doi: 10.48550/arXiv.2505.12890.
63. Wang G, Li Y, Chen Z, et al. EndoChat: Grounded Multimodal Large Language Model for Endoscopic Surgery. arXiv; 2025 Jan 20. Available from: <https://arxiv.org/abs/2501.11347>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2501.11347.
64. Hao P, Li Z, Wang Y, et al. Surgery-R1: Advancing Surgical-VQA with Reasoning Multimodal Large Language Model via Reinforcement Learning. arXiv; 2025 Jun 24. Available from: <https://arxiv.org/abs/2506.19469>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2506.19469.
65. Wang G, Mo W, Wang J, et al. SurgVidLM: Towards Multi-grained Surgical Video Understanding with Large Language Model. arXiv; 2025 Jun 22. Available from: <https://arxiv.org/abs/2506.17873>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2506.17873.
66. Skobelev K, Ivanov A, Petrov S, et al. A Comparative Study in Surgical AI: Potential and Limitations of Data, Compute, and Scaling. medRxiv; 2026. Available from: <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2026.02.18.26345936v1>. Cited 2026 May 25. doi: 10.1101/2026.02.18.26345936.
67. Wu YC, Yin M, Shi B, et al. MedOS: AI-XR-Cobot World Model for Clinical Perception and Action. medRxiv; 2026. Available from: <https://www.medrxiv.org/content/10.64898/2026.02.18.26345936v1>. Cited 2026 May 25. doi: 10.64898/2026.02.18.26345936.
68. He Y, Chen Z, Wang L, et al. Cosmos-H-Surgical: Learning Surgical Robot Policies from Videos via World Modeling. arXiv; 2025 Dec 29. Available from: <https://arxiv.org/abs/2512.23162>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2512.23162.
69. Paranjape JN, Sikder S, Patel VM, Vedula SS. Cross-Dataset Adaptation for Instrument Classification in Cataract Surgery Videos. arXiv; 2023 Aug 7. Available from: <https://arxiv.org/abs/2308.04035>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2308.04035.
70. Eckhoff JA, Rosman G, Altieri MS, Speidel S, Stoyanov D, Anvari M, et al. SAGES consensus recommendations on surgical video data use, structure, and exploration (for research in artificial intelligence, clinical quality improvement, and surgical education). Surg Endosc. 2023 Nov; 37(11): 8690-8707. doi: 10.1007/s00464-023-10288-3.
71. King A, Fowler GE, Macefield RC, Walker H, Thomas C, Markar S, et al. Use of artificial intelligence in the analysis of digital videos of invasive surgical procedures: scoping review. BJS Open. 2025 Aug; 9(4): zraf073. doi: 10.1093/bjsopen/zraf073.
72. Strong JS, Yura M, Takeuchi M, et al. External Validation of an Automated Surgical Step Recognition Model for Robotic Distal Gastrectomy Using a Multicenter Dataset. Ann Gastroenterol Surg. 2025; 9: 1155-1162. doi: 10.1002/ags3.70042.

73. MLCommons Medical Working Group. Comprehensive Open Federated Ecosystem (COFE) showcased at MICCAI 2024 [Internet]. MLCommons; 2024 Nov 21. Available from: <https://mlcommons.org/2024/11/medical-miccai-cofe>. Cited 2026 May 5.
74. Kirchner M, Schmidt A, Weber L, et al. Federated EndoViT: Pretraining Vision Transformers via Federated Learning on Endoscopic Image Collections. arXiv; 2025 Apr 23. Available from: <https://arxiv.org/abs/2504.16612>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2504.16612.
75. Fang Z, Liu Y, Wang H, et al. SurgFed: Language-guided Multi-Task Federated Learning for Surgical Video Under-standing. arXiv; 2026 Mar 10. Available from: <https://arxiv.org/abs/2603.09496>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2603.09496.
76. Fang Z, Wang L, Chen Y, et al. Spatio-Temporal Representation Decoupling and Enhancement for Federated In-strument Segmentation in Surgical Videos. arXiv; 2025 Jun 30. Available from: <https://arxiv.org/abs/2506.23759>. Cited 2026 May 5. doi: 10.48550/arXiv.2506.23759.
77. Beede E, Baylor E, Hersch F, et al. A Human-Centered Evaluation of a Deep Learning System Deployed in Clinics for the Detection of Diabetic Retinopathy. In: Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Association for Computing Machinery; 2020: 1-12. doi: 10.1145/3313831.3376718.
78. Карпов О.Э., Андриков Д.А., Максименко В.А., Храмов А.Е. Прозрачный искусственный интеллект для меди-цины // Врач и информационные технологии. – 2022. – №2. – С.4-11. [Karpov OE, Andrikov DA, Maksimenko VA, Hramov AE. Explainable artificial intelligence for medicine. Medical Doctor and Information Technologies. 2022; 2: 4-11. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2022_2_4.
79. Jung JJ, Jüni P, Lebovic G, Grantcharov T. First-year Analysis of the Operating Room Black Box Study. Ann Surg. 2020; 271(1): 122-127. doi: 10.1097/SLA.0000000000002863.
80. Campbell KK, Abreu AA, Zeh HJ, et al. Using OR Black Box Technology to Determine Quality Improvement Out-comes for In-situ Timeout and Debrief Simulation. Ann Surg. 2026; 283(1): 122-129. doi: 10.1097/SLA.0000000000006438.
81. Artisight. Smart Hospital Platform for the Future of Care. Chicago (IL): Artisight. Available from: <https://artisight.com/about/>. Cited 2026 May 25.
82. GO FAIR International. FAIR Principles. 2017 Nov 23. Available from: <https://www.go-fair.org/fair-principles/>. Cited 2026 May 25.
83. OR.NET e.V. Interoperabilität für Medizingeräte – Medical Device Communication [Internet]. Leipzig: OR.NET e.V. Available from: <https://ornet.org/>. Cited 2026 May 5.
84. Kasparick M, Schmitz M, Andersen B, et al. OR.NET: a service-oriented architecture for safe and dynamic medical device interoperability. Biomed Tech (Berl). 2018; 63(1): 11-30. doi: 10.1515/bmt-2017-0020.
85. Yilmaz O, Stegemann D, Radermacher K, Lange M, Janß A. Integrating machine-readable user interface require-ments into open networked operating rooms. Front Digit Health. 2025; 7: 1520584. doi: 10.3389/fdgth.2025.1520584.
86. OR-X Translational Center for Surgery. Leading the Future: Translational Center for Surgery Switzerland. Zurich: Balgrist University Hospital. Available from: <https://or-x.ch/en/translational-center-for-surgery/>. Cited 2026 May 25.
87. University of Zurich. Advancing Surgical Data Science: The OR-X Open Research Data Initiative. Open Science UZH; 2024. Available from: <https://www.openscience.uzh.ch/en/open-science-at-uzh/p5-open-science-projects/projects-2021-2024/or-x.html>. Cited 2026 May 25.
88. Oh N, Jung KH, Choi GS. Physical AI goes to the operating room: are we ready for the Surgical Data Factory? Ann Surg Treat Res. 2026; 110(3): 135-143. doi: 10.4174/astr.2026.110.3.135.

89. Xinhua News Agency. China Focus: China advances AI-powered digital healthcare for higher medical efficiency, accessibility. 2026 Mar 15. Available from: <https://english.news.cn/20260315/a98d00f541974687b852e24268c7a111/c.html>. Cited 2026 May 25.
90. Japan Society for Endoscopic Surgery (JSES). Surgical Data Science Committee. Tokyo: JSES; 2026 Apr 23. Available from: https://www.jses.or.jp/modules/about/index.php?content_id=59. Cited 2026 May 25.
91. Maity D, Satish R, Dharmaraju R, et al. MIDAS: a technology-enabled hub-and-spoke system for the collection and dissemination of high-quality medical datasets in India. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2025; 25: 252. doi: 10.1186/s12911-025-03092-7.
92. Амелина Е.В., Летягин А.Ю., Тучинов Б.Н., и др. Особенности создания базы данных нейроонкологических 3D МРТ-изображений для обучения искусственного интеллекта // Сибирский научный медицинский журнал. – 2022. – №42(6). – С.51-59. [Amelina EV, Letyagin AYU, Tuchinov BN, et al. Features of creating a database of neuro-oncological 3D MRI images for training artificial intelligence. *Siberian Scientific Medical Journal*. 2022; 42(6): 51-59. (In Russ.)] doi: 10.18699/SSMJ20220606.
93. Сеченовский Университет. В России создается первый публичный датасет интенсивной терапии РИКОРД: 5300 клинических случаев для развития отечественных ИИ-решений в реанимации. 2026. Доступно по: <https://www.sechenov.ru/pressroom/news/v-rossii-sozdaetsya-pervyy-publichnyy-dataset-intensivnoy-terapii-rikord-5300-klinicheskikh-sluchaev/> Ссылка действительна на 05.06.2026. [Sechenov University. Russia creates RIKORD, the first public intensive care dataset: 5,300 clinical cases for developing domestic AI solutions in critical care. 2026. Available from: <https://www.sechenov.ru/pressroom/news/v-rossii-sozdaetsya-pervyy-publichnyy-dataset-intensivnoy-terapii-rikord-5300-klinicheskikh-sluchaev/>. Cited 2026 May 25. (In Russ.)]
94. DiViSy Group. DiViSy: интегральные решения для современных медицинских центров и больниц. Москва: DiViSy Group. Доступно по: <https://divisy.biz/>. Ссылка действительна на 26.05.2026. [DiViSy Group. DiViSy: Integrated solutions for modern medical centers and hospitals. Moscow: DiViSy Group. Available from: <https://divisy.biz/>. Cited 2026 May 25. (In Russ.)]
95. Medical Visual Systems. MVS Vega: интегрированная операционная. Санкт-Петербург: Medical Visual Systems. Доступно по: <https://mvssystem.ru/mvs-vega/>. Ссылка действительна на 26.05.2026. [Medical Visual Systems. MVS Vega: Integrated operating room. Saint Petersburg: Medical Visual Systems. Available from: <https://mvssystem.ru/mvs-vega/>. Cited 2026 May 25. (In Russ.)]
96. Кобякова О.С., Ерёмченко О.А., Куракова Н.Г. Технологии искусственного интеллекта в здравоохранении в глобальной патентной экосистеме: 2000–2023 гг. // Врач и информационные технологии. – 2024. – №1. – С.44-59. [Kobyakova OS, Yeremchenko OA, Kurakova NG. Artificial intelligence technologies in healthcare in the global patent ecosystem: 2000–2023. *Medical Doctor and Information Technologies*. 2024; 1: 44-59. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2024_1_44.
97. Кобякова О.С., Канев А.Ф., Куракова Н.Г., Кармина Р.Л. Влияние цифровизации на профессиональный ландшафт медицинской отрасли: потребности рынка труда и перспективы развития (анализ зарубежного опыта) // Врач и информационные технологии. – 2026. – №1. – С.38-51. [Kobyakova OS, Kanev AF, Kurakova NG, Karmi-na RL. The impact of digitalization on the professional landscape of the medical industry: labor market needs and development prospects (analysis of foreign experience). *Medical Doctor and Information Technologies*. 2026; 1: 38-51. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2026_1_38.