

Искусственный интеллект в здравоохранении: история развития, термины и понятия, классификации

Д.И. Корабельников¹, А.И. Ламоткин¹, И.А. Ламоткин^{1,2}

¹ Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «Московский медико-социальный институт им. Ф.П. Гааза» (2-я Брестская ул., д. 5, Москва 123056, Российская Федерация)

² Федеральное государственное бюджетное учреждение «Главный военный клинический госпиталь им. академика Н.Н. Бурденко» Министерства обороны Российской Федерации (Госпитальная пл., д. 1–3, стр. 1, Москва 105094, Российская Федерация)

Для контактов: Андрей Игоревич Ламоткин, e-mail: lamotkin.an@yandex.ru

РЕЗЮМЕ

Актуальность. Искусственный интеллект (ИИ) занимает все более значимое место в современной медицине. Нарастающее число разработанных и зарегистрированных программ, внедренных систем поддержки принятия клинических решений и научных исследований свидетельствуют о качественном переходе технологий ИИ из экспериментальной фазы в фазу практического применения. Вместе с тем отсутствует единая терминологическая база, систематизированная классификация программ ИИ.

Цель: систематизировать терминологический аппарат, классификации и сравнить архитектуры ИИ, ввести и обосновать ряд новых понятий, необходимых для описания современных архитектур программ ИИ.

Материал и методы. Проведен систематический поиск литературы в базах данных PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science и нормативных базах данных (FDA, EMA). Критерии включения: рецензируемые публикации и нормативные руководящие документы

Мы предоставляем данную авторскую версию для обеспечения раннего доступа к статье. Эта рукопись была принята к публикации и прошла процесс рецензирования, но не прошла процесс редактирования, верстки, присвоения порядковой нумерации и корректуры, что может привести к различиям между данной версией и окончательной отредактированной версией статьи.

We are providing this an author-produced version to give early visibility of the article. This manuscript has been accepted for publication and undergone full peer review but has not been through the copyediting, typesetting, pagination and proofreading process, which may lead to differences between this version and the final typeset and edited version of the article.

на английском и русском языках (1950–2025 гг.). Для систематизации и классификации терминологии использовался контент-анализ, а для адаптации общепринятых на международном уровне терминов к русскому языку применялся консенсус экспертов.

Результаты. Проведен анализ развития ИИ в клинической медицине и здравоохранении от экспертных систем 1970-х гг. до современных больших языковых моделей и мультимодальных систем. Систематизированы типы архитектур нейронных сетей: сверточные нейронные сети (англ. convolutional neural network, CNN), визуальные трансформеры (англ. vision transformer, ViT), гибридные архитектуры CNN+ViT, рекуррентные сети (англ. recurrent neural network / long short-term memory, RNN/LSTM) и большие языковые модели (англ. large language model, LLM) на архитектуре трансформера (англ. bidirectional encoder representations from transformer, BERT; generative pre-trained transformer, GPT). Предложена полная классификация современных архитектур нейронных сетей и систем ИИ по модальности, количеству моделей и месту развертывания с практическими рекомендациями по выбору метода. Систематизированы, адаптированы и предложены к стандартизированному использованию в русскоязычной медицинской терминологии понятия «инференс», «одномодельная/мультимодельная система ИИ», «программа компьютерного зрения».

Заключение. Формирование единого терминологического пространства и стандартизированных подходов к классификации и валидации программ ИИ является необходимым условием их безопасного и эффективного клинического применения.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

искусственный интеллект, нейронные сети, классификация, трансформеры, мультимодельные системы, мультимодальные системы, обработка естественного языка

Для цитирования

Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Способ расчета финансовых затрат на диагностику с применением моделей искусственного интеллекта случая заболевания и оценки ее медико-экономической эффективности на уровне региона. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология.* 2026; [принятая рукопись]. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2026.372>.

Artificial intelligence in healthcare: historical development, terminology, concepts, and classifications

D.I. Korabelnikov¹, A.I. Lamotkin¹, I.A. Lamotkin^{1,2}

¹ *Moscow Haass Medical and Social Institute (5 2nd Brestskaya Str., Moscow 123056, Russian Federation)*

² *Burdenko Main Military Clinical Hospital (1–3 bldg 1 Gospitalnaya Sq., Moscow 105229, Russian Federation)*

Corresponding author: Andrey I. Lamotkin, e-mail: lamotkin.an@yandex.ru

ABSTRACT

Background. Artificial intelligence (AI) plays a central role in contemporary medicine. The rapid increase in the number of developed approved software products, the deployment of clinical decision support systems, and the growing body of published research indicate that AI technologies are transitioning from the experimental stage to routine clinical use. However, the field still lacks unified terminology and a systematic classification of AI-based medical software.

Objective: To develop a coherent terminology and classification framework for AI in medicine; to compare major AI architectures; and to define several new concepts needed to describe contemporary AI software architectures.

Material and methods. A systematic search of PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, and regulatory databases (FDA, EMA) was conducted. Eligible sources included peer-reviewed publications and regulatory guidance documents in English and Russian (1950–2025). Terminology systematization and classification were performed using content analysis, and internationally established terms were adapted to Russian-language usage through expert consensus.

Results. The article examines the development of AI in clinical medicine and healthcare, tracing its progression from the expert systems of the 1970s to contemporary large language models and multimodal systems. It systematizes the major neural network architectures used in medical AI, including convolutional neural networks (CNN), vision transformers (ViT), hybrid CNN+ViT architectures, recurrent neural network (RNN) models, long short-term memory (LSTM) networks, and transformer-based large language model (LLM) (such as bidirectional encoder representations from transformer, BERT), and generative pre-trained transformer (GPT). This analysis provides a comprehensive classification of modern neural network architectures and AI systems according to modality, number of models, and deployment setting, and formulates practical recommendations to support method selection. In addition, the study systematizes and

adapts the concepts of “inference”, “single-model/multi-model AI”, “computer vision program”, and recommends their standardized use in Russian-language medical terminology.

Conclusion. The development of a unified terminology and standardized approaches to the classification and validation of AI programs is essential for their safe and effective clinical application.

KEYWORDS

artificial intelligence, neural network, classification, transformer, multi-model system, multimodal system, natural language processing

For citation

Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I., Lamotkin I.A. Artificial intelligence in healthcare: historical development, terminology, concepts, and classifications. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology.* 2026; [accepted manuscript]. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2026.372>.

Основные моменты	Highlights
Что уже известно об этой теме?	What is already known about the subject?
Искусственный интеллект (ИИ) активно внедряется в клиническую медицину, растет число зарегистрированных программ, систем поддержки принятия врачебных решений и публикаций по теме	Artificial intelligence (AI) is being actively implemented in clinical medicine, and the number of registered software products, medical decision support systems, and publications continues to grow
Программы компьютерного зрения на основе нейронных сетей уже достигают точности, сопоставимой или превосходящей уровень врачей-специалистов при анализе медицинских изображений	Computer vision programs based on neural networks already achieve accuracy comparable to or exceeding that of specialist physicians in the analysis of medical images
Существуют разные архитектуры ИИ (CNN, трансформеры, LLM), однако отсутствует единая терминологическая база и систематизированная классификация программ	Multiple AI architectures exist (CNN, transformers, LLM); however, a unified terminology base and systematic classification of AI programs are lacking
Что нового дает статья?	What are the new findings?

<p>Систематизированы, адаптированы и предложены к стандартизированному использованию в русскоязычной медицинской терминологии понятия: «инференс», «одномодельная/мультимодельная система ИИ», «программа компьютерного зрения», а также четко разграничены термины «программа ИИ», «приложение ИИ», «система ИИ» и «система поддержки принятия врачебных решений»</p>	<p>The concepts of “inference”, “single-model/multi-model AI system” and “computer vision program” have been systematized, adapted, and proposed for standardized use in Russian-language medical terminology. The terms “AI program”, “AI application”, “AI system”, and “medical decision support system” have also been clearly distinguished</p>
<p>Предложена полная классификация современных архитектур нейронных сетей (CNN, ViT, гибридные CNN+ViT, RNN/LSTM, LLM) и систем ИИ по модальности, количеству моделей и месту развертывания с практическими рекомендациями по выбору метода</p>	<p>A comprehensive classification of modern neural network architectures (CNN, ViT, hybrid CNN+ViT, RNN/LSTM, LLM) and AI systems by modality, number of models, and deployment location is proposed, together with practical recommendations for method selection</p>
<p>Как это может повлиять на клиническую практику в обозримом будущем?</p>	<p>How might it impact the clinical practice in the foreseeable future?</p>
<p>Приведен унифицированный терминологический аппарат, который позволит врачам-клиницистам, разработчикам программного обеспечения и регуляторам говорить на одном языке при обсуждении медицинских систем ИИ</p>	<p>A unified terminology framework is presented that will enable clinicians, software developers, and regulators to use consistent language when discussing medical AI systems</p>
<p>Врачи получают систематизированное понимание основ архитектур ИИ и критериев их применения под конкретные клинические задачи (анализ изображений, текста, временных рядов, мультимодальных данных), что повысит доверие к системам и качество клинических решений</p>	<p>Physicians will gain a structured understanding of the fundamentals of AI architectures and the criteria for applying them to specific clinical tasks (image, text, time series, and multimodal data analysis), which will increase trust in AI systems and improve the quality of clinical decision-making</p>

ВВЕДЕНИЕ / INTRODUCTION

Искусственный интеллект (ИИ) – одно из наиболее динамично развивающихся направлений современных технологий, которое все активнее интегрируется в клиническую медицину и здравоохранение [1, 2]. За последние два десятилетия число публикаций, посвященных применению ИИ в медицине, возросло с единичных работ до нескольких тысяч в год [3].

Программы компьютерного зрения (ПКЗ) на основе моделей ИИ занимают особое место в этом процессе: они способны анализировать медицинские изображения с точностью, сопоставимой или превышающей уровень врачей-специалистов [4, 5]. Наряду с ПКЗ активно развиваются системы обработки естественного языка (англ. natural language processing, NLP) для анализа медицинской документации, а также мультимодальные системы, интегрирующие несколько типов входных данных [6]. Вместе с тем отсутствует единая терминологическая база, систематизированная классификация программ ИИ.

Цель – систематизировать терминологический аппарат, классификации и сравнить архитектуры ИИ, ввести и обосновать ряд новых понятий, необходимых для описания современных архитектур программ ИИ.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ / MATERIAL AND METHODS

Источники и стратегия поиска / Sources and search strategy

Поиск источников осуществлялся в базах данных PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, Cochrane Library, eLibrary, а также в нормативных документах и руководствах регуляторных органов – Управления по контролю качества пищевых продуктов и лекарственных средств США (англ. U.S. Food and Drug Administration, FDA), Европейского агентства по лекарственным средствам (англ. European Medicines Agency, EMA), Федеральной службы по надзору в сфере здравоохранения (Росздравнадзор).

Ключевые слова: “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning”, “neural network”, “medical imaging”, “clinical decision support”, “computer vision”, “large language model”, «искусственный интеллект», «машинное обучение», «медицина».

Временной диапазон поиска: 1950–2025 гг. (для исторических источников – без ограничений по дате, для анализа современных архитектур и терминологии – преимущественно 2012–2025 гг.).

Отбор источников / Selection of sources

При отборе источников руководствовались следующими критериями включения:

- полнотекстовые публикации на русском и английском языках;
- нормативные документы и руководства регуляторных органов;
- рецензируемые оригинальные статьи, систематические обзоры и метаанализы.

Критерии исключения:

- тезисы конференций без полного текста;
- источники с несоответствующей тематикой;
- дублирующие публикации.

Схема отбора источников представлена на **рисунке 1**.

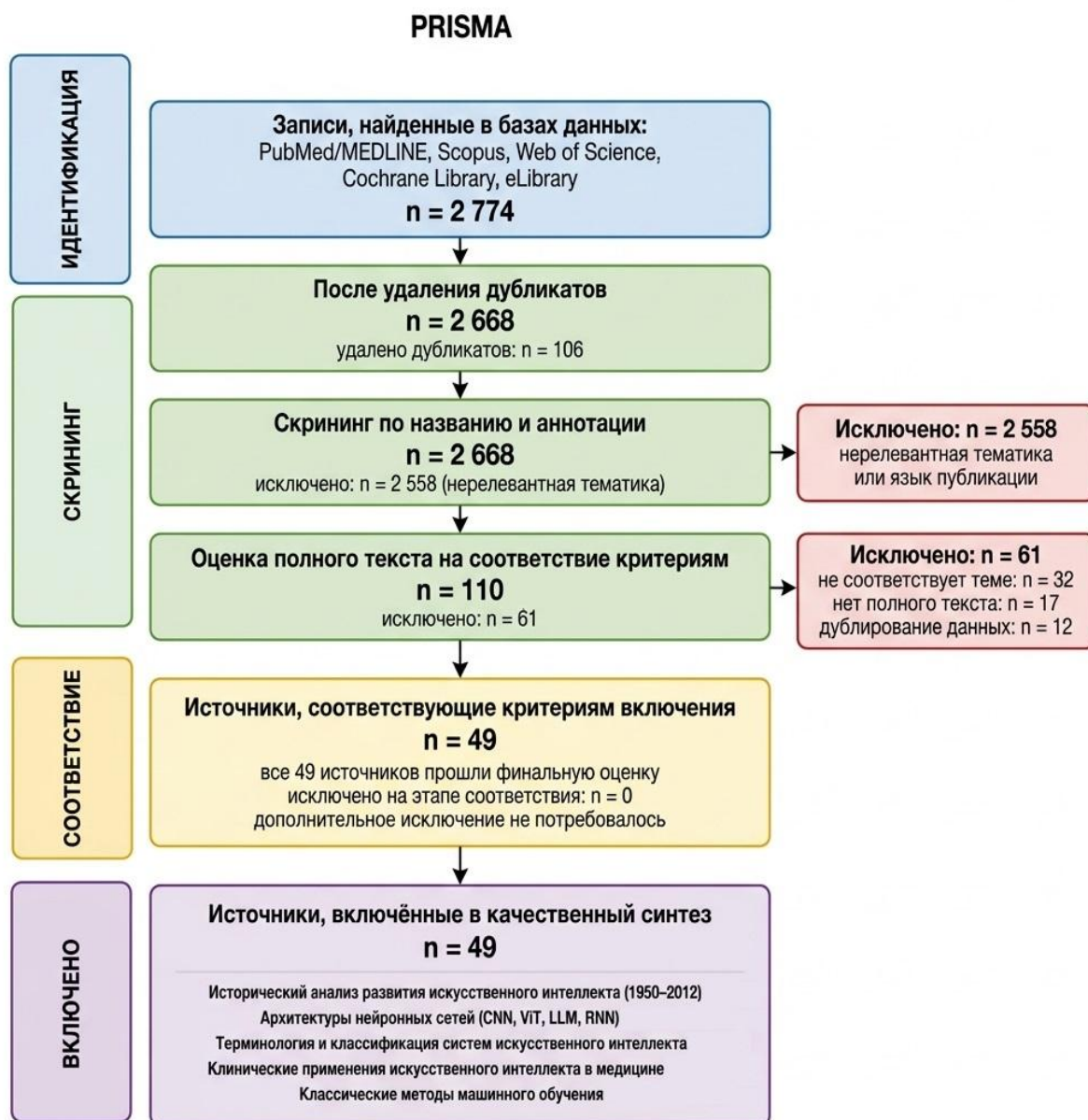


Рисунок 1. Схема систематического отбора источников литературы по методологии PRISMA (англ. Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses)

Figure 1. PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) flow diagram for the systematic selection of literature sources

Методологический подход к классификации и терминологической адаптации / Methodological approach to classification and terminological adaptation

Систематизация терминологии выполнялась методом контент-анализа релевантных публикаций, нормативных документов (руководства FDA, EMA, стандарты

Международной организации по стандартизации (англ. International Organization for Standardization, ISO) и Международной электротехнической комиссией (англ. International Electrotechnical Commission, IEC) и существующих классификаций с последующей адаптацией терминов для русскоязычного медицинского контекста.

Классификация систем ИИ разработана на основе анализа международных терминологий и достижения экспертного консенсуса авторского коллектива. Термины «инференс», «одномодельная/мультимодельная система ИИ» широко используются в международной литературе и нормативных документах; в настоящей работе они систематизированы, переведены и предложены к стандартизированному использованию в русскоязычной медицинской терминологии.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ / RESULTS AND DISCUSSION

История развития ИИ в здравоохранении / History of AI development in health care

Хронология развития ИИ в здравоохранении охватывает более семи десятилетий – от теоретических концепций середины XX века до современных мультимодальных систем, применяемых в клинической практике (табл. 1, рис. 1). Каждое из ключевых событий не только маркирует технологический прорыв, но и задает новый вектор совершенствования всей отрасли.

Таблица 1. Ключевые события в истории развития искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранении

Table 1. Key milestones in the history of artificial intelligence (AI) in healthcare

Год / Year	Событие / Event	Значимость / Significance
1950	Тест Тьюринга (А. Тьюринг) / Turing test (A. Turing)	Первая операциональная концепция машинного интеллекта, философский фундамент ИИ / First operational concept of machine intelligence; philosophical foundation of AI
1956	Появление термина «искусственный интеллект» (Дж. Маккарти, Дартмутский семинар) / Introduction of the term “artificial intelligence” (J. McCarthy, Dartmouth Seminar)	Официальное признание ИИ как самостоятельной научной дисциплины / Formal recognition of AI as an independent scientific discipline
1970	MYCIN (Стэнфордский университет) / MYCIN (Stanford University)	Первая экспертная система диагностики инфекций (точность ~69%), прообраз СППВП / First expert system for infectious disease diagnosis (accuracy ~69%); precursor to CDSS

1980	CADIAG-2	Первая система на нечеткой логике для дифференциальной диагностики, прообраз вероятностных моделей ИИ / Early example of probabilistic AI approaches for differential diagnosis; first fuzzy-logic-based diagnostic system
1990	IBM Watson, NLP в ЭМК / IBM Watson; NLP applied to EMRs	Открытие возможности извлечения клинических знаний из неструктурированных текстов ЭМК / Early use of NLP for extracting clinical information from unstructured EMR text
2000–2009	Интеграция ИИ в медицинское оборудование / Integration of AI into medical devices	Переход от лабораторных прототипов к промышленным медицинским изделиям с элементами ИИ / Transition from laboratory prototypes to commercial medical products incorporating AI components
2010–2012	AlexNet, революция глубокого обучения (CNN) / AlexNet; deep learning revolution (CNN)	Прорыв в распознавании изображений, начало эры глубокого обучения в медицинской визуализации / Breakthrough in image recognition; beginning of the deep learning era in medical imaging
2018	FDA-одобрение IDx-DR / FDA approval of IDx-DR	Первая автономная ИИ-диагностика без участия врача (чувствительность 87%, специфичность 90%), юридический прецедент / First autonomous AI diagnostic system without physician involvement (sensitivity 87%, specificity 90%); regulatory precedent
2022	CE Mark (Oxipit ChestLink)	Первая автономная система ИИ в Европе / First autonomous AI system approved in Europe
2020–2025	LLM: Med-PaLM 2, GPT-4V Med	Интеграция текста, изображений и клинических данных, результат уровня эксперта на USMLE / Integration of text, images, and clinical data; expert-level performance on the USMLE

Примечание. MYCIN (англ. Mycological Consultant for Infectious Diseases) – микологический консультант по инфекционным заболеваниям; CADIAG-2 (англ. Computer-Assisted DIAGnosis) – диагностика с помощью компьютера; IBM Watson – платформа ИИ, разработанная компанией IBM (США); NLP (англ. natural language processing) – система обработки естественного языка; ЭМК – электронная медицинская карта; AlexNet – архитектура CNN, предложенная канадским исследователем Алексеем Крижевским в 2012 г.; CNN (англ. convolutional neural network) – сверточная нейронная сеть; FDA (англ. Food and Drug Administration) – Управление по контролю качества пищевых продуктов и лекарственных средств США; IDx-DR – автономная система с ИИ, предназначенная для диагностики диабетической ретинопатии и диабетического макулярного отека в реальном времени; CE Mark – маркировка CE (фр. Conformité Européenne — «европейское

соответствие»); Oxipit ChestLink – автономное приложение на основе ИИ для медицинской визуализации, разработанное компанией Oxipit (Литва); LLM (англ. large language model) – большая языковая модель; Med-PaLM 2 – нейросетевой помощник для врачей, разработанный компанией Google (США); GPT-4V Med – мультимодальная модель ИИ, разработанная научно-исследовательской организацией OpenAI (США); СППВР – система поддержки принятия врачебных решений; USMLE (англ. United States Medical Licensing Examination) – трехэтапный медицинский экзамен для получения медицинской лицензии в США

Note. MYCIN – Mycological Consultant for Infectious Diseases; CADIAG-2 – Computer-Assisted DIAGnosis; IBM Watson – an AI platform developed by IBM (USA); NLP – natural language processing; EMR – electronic medical record; AlexNet – a convolutional neural network architecture proposed by Canadian researcher Alexey Krizhevsky in 2012; CNN – convolutional neural network; FDA – Food and Drug Administration; IDx-DR – an autonomous AI-powered system designed for real-time diagnosis of diabetic retinopathy and diabetic macular edema; CE Mark (Conformité Européenne) – European conformity; Oxipit ChestLink – an autonomous AI-based application for medical imaging developed by Oxipit (Lithuania); LLM – large language model; Med-PaLM 2 – a neural network assistant for doctors developed by Google (USA); GPT-4V Med – a multimodal AI model developed by the research organization OpenAI (USA); CDSS – clinical decision support system; USMLE – United States Medical Licensing Examination

Хронология развития искусственного интеллекта в здравоохранении

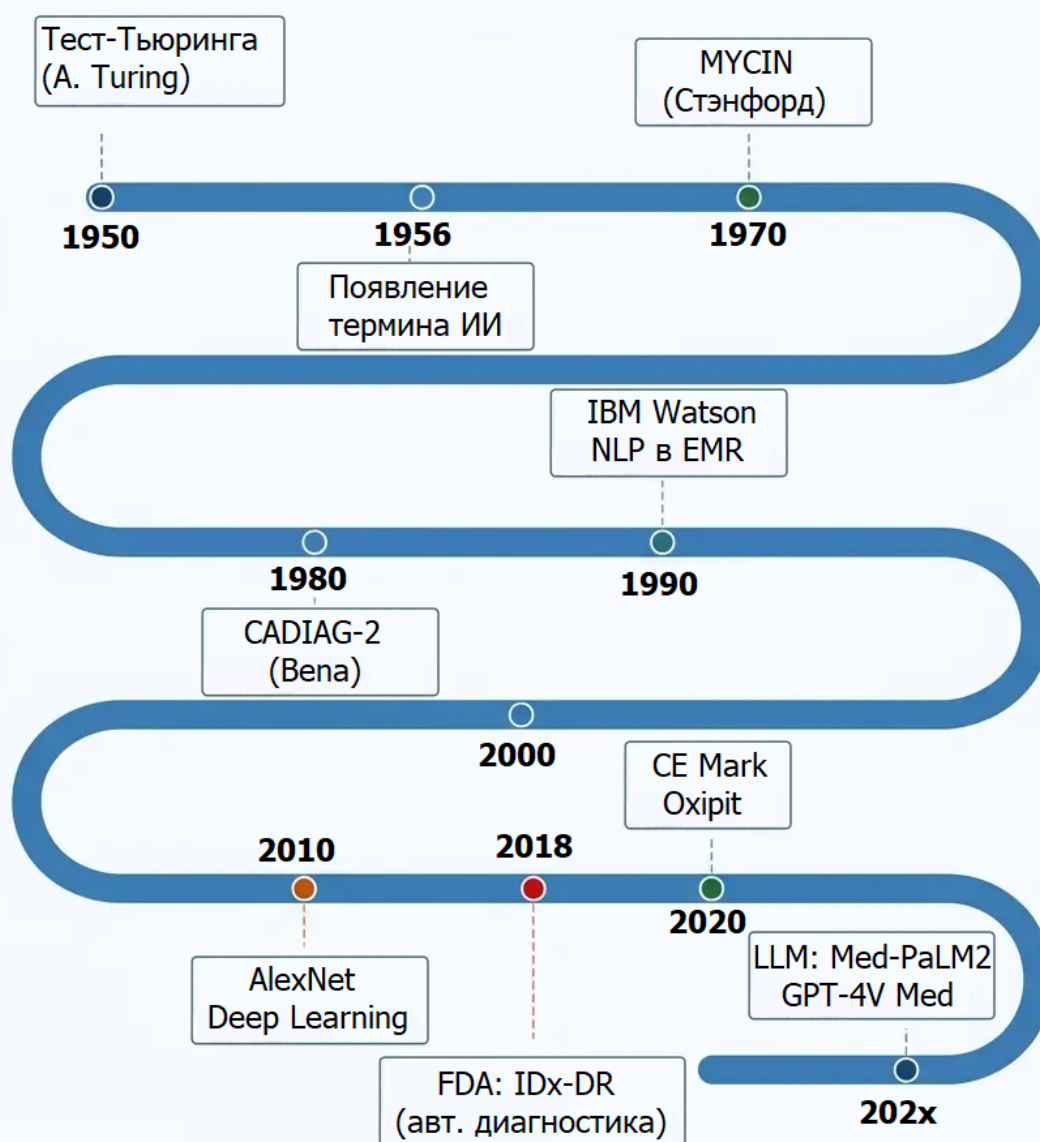


Рисунок 2. Хронология развития искусственного интеллекта в здравоохранении (1950–2025).

MYCIN (англ. Mycological Consultant for Infectious Diseases) – микологический консультант по инфекционным заболеваниям; CADIAG-2 (англ. Computer-Assisted DIAGnosis) – диагностика с помощью компьютера; IBM Watson – платформа ИИ, разработанная компанией IBM (США); NLP (англ. natural language processing) – система обработки естественного языка; ЭМК – электронная медицинская карта; AlexNet – архитектура сверточной нейронной сети, предложенная канадским исследователем Алексеем Крижевским в 2012 г.; FDA (Food and Drug Administration) – Управление по контролю качества пищевых продуктов и лекарственных средств США; IDx-DR – автономная система с ИИ, предназначенная для диагностики диабетической ретинопатии и диабетического макулярного отека в реальном времени; CE Mark – маркировка CE (фр. Conformité Européenne – «европейское соответствие»); Oxipit ChestLink – автономное приложение на основе ИИ для медицинской визуализации, разработанное компанией Oxipit (Литва); LLM (англ. large language

model) – большая языковая модель; Med-PaLM 2 – нейросетевой помощник для врачей, разработанный компанией Google (США); GPT-4V Med – мультимодальная модель ИИ, разработанная научно-исследовательской организацией OpenAI (США)

Figure 2. Timeline of the development of artificial intelligence in healthcare (1950–2025).

MYCIN – Mycological Consultant for Infectious Diseases; CADIAG-2 – Computer-Assisted DIAGnosis; IBM Watson – an AI platform developed by IBM (USA); NLP – natural language processing; EMR – electronic medical record; AlexNet – a convolutional neural network architecture proposed by Canadian researcher Alexey Krizhevsky in 2012.; FDA – Food and Drug Administration; IDx-DR – an autonomous AI-powered system designed for real-time diagnosis of diabetic retinopathy and diabetic macular edema; CE Mark (Conformité Européenne) – European conformity; Oxipit ChestLink – an autonomous AI-based application for medical imaging developed by Oxipit (Lithuania); LLM – large language model; Med-PaLM 2 – a neural network assistant for doctors developed by Google (USA); GPT-4V Med – a multimodal AI model developed by the research organization OpenAI (USA)

1950 г. – появление теста Тьюринга

В 1950 г. британский математик Алан Тьюринг (англ. Alan Turing) опубликовал статью «Вычислительные машины и разум», в которой предложил концепцию «игры в имитацию», впоследствии получившей название «тест Тьюринга». Согласно этой концепции машина может считаться разумной, если в ходе текстового диалога с ней человек не способен отличить ее ответы от ответов человека [7]. Тест Тьюринга стал первой операциональной концепцией машинного интеллекта и заложил философский фундамент для всей последующей разработки систем ИИ.

1956 г. – появление термина «искусственный интеллект»

В 1956 г. на Дартмутском семинаре по ИИ (англ. Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence) в Ганновере (США) математик Джон Маккарти (англ. John McCarthy), будущий лауреат премии Алана Тьюринга за вклад в область исследований ИИ, предложил термин artificial intelligence, который закрепился в научном лексиконе. Это событие принято считать официальным рождением ИИ как самостоятельной научной дисциплины. Участники семинара сформулировали оптимистичный прогноз о скором создании разумных машин, что дало импульс активному финансированию исследований в этой области [8].

1970-е гг. – появление системы MYCIN

В начале 1970-х гг. в лаборатории AILab Стэнфордского университета в рамках совместного с Калифорнийским университетом в Лос-Анджелесе проекта в области ИИ

DENDRAL (англ. Dendritic Algorithm – «дендритный алгоритм») была разработана экспертная система MYCIN (англ. Mycological Consultant for Infectious Diseases) – первая исторически и технологически значимая для клинической медицины экспериментальная разработка в области диагностики бактериальных инфекций и назначения антибиотиков [9]. Система использовала базу из более чем 600 правил-продукций типа «если – то» и достигала точности диагностики около 69% [10], превосходя по этому показателю врачей-ординаторов, хотя и уступая по точности диагностики экспертов – врачей-инфекционистов. MYCIN впервые продемонстрировала, что система ИИ способна воспроизводить клиническое мышление специалиста в узкой предметной области.

1980-е гг. – появление системы CADIAG-2

В 1980-х гг. группа исследователей под руководством К.П. Адлашника в Венском медицинском университете разработала систему CADIAG-2 (англ. Computer-Assisted DIAGnosis), основанную на нечеткой логике (англ. fuzzy logic) для дифференциальной диагностики ревматических заболеваний [11]. В отличие от MYCIN с ее бинарными правилами, CADIAG-2 могла работать с неполными и неопределенными клиническими данными, что приближало ее к реальным условиям врачебной практики. Эта система стала прообразом современных вероятностных моделей поддержки принятия решений.

1990-е гг. – появление программы IBM Watson и использование технологий NLP в электронных медицинских картах

В 1990-е гг. корпорация IBM начала разработку систем NLP для анализа медицинской документации. Технологии NLP открыли возможность извлечения клинически значимой информации из неструктурированных текстов электронных медицинских карт (ЭМК) [12]. Это направление в дальнейшем привело к созданию платформы IBM Watson – первой коммерческой СППВР на основе NLP, внедренной в ряде крупных онкологических центров [13].

2000-е гг. – интеграция ИИ в медицинскую технику

К 2000-м гг. системы ИИ начали интегрироваться непосредственно в медицинское оборудование в виде систем автоматического анализа электрокардиограмм (ЭКГ), для анализа клинических изображений, в алгоритмы первичной сортировки медицинских данных. Этот период характеризовался переходом от лабораторных экспериментов к первым промышленным прототипам, хотя широкое клиническое внедрение оставалось

ограниченным из-за недостаточных вычислительной мощности и объемов обучающих данных [14].

2010-е гг. – появление AlexNet и революция глубокого обучения

В 2012 г. ученые из Университета Торонто Алекс Крижевский (англ. Alex Krizhevsky), Илья Суцкевер (англ. Илья Sutskever), в будущем участник разработки больших языковых моделей (англ. large language model, LLM) и чат-бота с генеративным ИИ ChatGPT (OpenAI, США), Джеффри Хинтон (англ. Geoffrey Everest Hinton), будущий лауреат Нобелевской премии по физике за открытия и изобретения, обеспечивающие машинное обучение с помощью искусственных нейронных сетей), представили AlexNet – сверточную нейронную сеть (англ. convolutional neural network, CNN), вид искусственных нейронных сетей, разработанный для задач, где важна пространственная структура данных, например при обработке изображений или видеопотока, которая одержала убедительную победу на конкурсе в области компьютерного зрения ILSVRC (англ. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge), продемонстрировав наилучшие на тот момент показатели: ошибка топ-1 заключения составила 37,5%, ошибка топ-5 заключений – 17,0% [15]. Это событие принято считать отправной точкой эры глубокого обучения. Применительно к медицине архитектура CNN быстро распространилась на анализ гистологических препаратов, дерматоскопических изображений, рентгенограмм и снимков магнитно-резонансной томографии (МРТ) [16–18].

2018 г. – одобрение FDA: IDx-DR (первая автономная ИИ-диагностика)

В 2018 г. Управление по контролю качества пищевых продуктов и лекарственных средств США (англ. Food and Drug Administration, FDA) одобрило программу IDx-DR для скрининговой диагностики диабетической ретинопатии – первую систему ИИ, получившую разрешение принимать клинические решения без участия врача [19]. Система демонстрировала чувствительность 87% и специфичность 90%, а также показатель пригодности изображений (англ. imageability rate) 96,1%, характеризующий долю случаев, в которых система смогла сформировать заключение, что соответствовало установленным клиническим стандартам [20]. Это одобрение создало юридический прецедент для последующей регуляторной аттестации медицинских изделий с ИИ.

2022 г. – сертификация в ЕС системы ChestLink Oxipit (первая автономная система ИИ в Европе)

В 2022 г. компания Oxiřit (Литва) получила сертификацию на соответствие основным требованиям директив Европейского союза (ЕС) и гармонизированным стандартам ЕС (знак CE Mark (фр. Conformit  Europ enne – «европейское соответствие»)) на систему ChestLink – первое в Европе медицинское изделие группы высокого риска (класса IIb) на основе ИИ, получившее право автономного принятия решений при анализе рентгенограмм грудной клетки [21]. Регуляторное одобрение в ЕС дало толчок масштабному клиническому внедрению автономных диагностических систем с ИИ.

2020–2025 гг. – создание LLM: Med-PaLM 2, GPT-4V Med

Современный этап развития медицинского ИИ ознаменован созданием больших языковых моделей LLM с возможностями мультимодальной обработки. Модель Med-PaLM 2 (Google, США, 2023 г.) набрала результаты уровня эксперта на экзаменационных тестах для врачей (англ. United States Medical Licensing Examination, USMLE) и продемонстрировала способность давать развернутые клинически обоснованные ответы [22]. Мультимодальная модель GPT-4V интегрирует анализ текста и изображений, открывая возможности для одновременной интерпретации клинических снимков и истории болезни [23].

Основные термины и понятия / Basic terms and concepts

Отсутствие единой терминологической базы является одной из ключевых проблем описания ИИ в клинической медицине и здравоохранении: одни и те же технологии в разных источниках обозначаются различными терминами, что затрудняет сравнение исследований и разработку регуляторных требований [24]. Ниже систематизированы основные термины, применяемые в настоящей статье (**табл. 2**).

Искусственный интеллект – наиболее широкое понятие, обозначающее свойство компьютерных систем выполнять задачи, которые традиционно требуют человеческого интеллекта: распознавание образов, понимание речи, принятие решений, перевод и иные когнитивные функции. В медицинском контексте ИИ охватывает любые алгоритмические подходы, направленные на автоматизацию клинических задач [25].

Таблица 2. Основные термины в области медицинского искусственного интеллекта (ИИ)
Table 2. Core terms in medical artificial intelligence (AI)

Термин / Term	Определение / Definition
---------------	--------------------------

Искусственный интеллект / Artificial intelligence	Свойство компьютерных систем выполнять задачи, традиционно требующие человеческого интеллекта / The capability of computer systems to perform tasks that traditionally require human intelligence
Машинное обучение / Machine learning	Подраздел ИИ, позволяющий обучаться на данных без явного программирования каждого правила / A subfield of AI in which models learn patterns from data to make predictions or decisions without being explicitly programmed for each task
Глубокое обучение / Deep learning	Подкатегория машинного обучения с многослойными нейронными сетями, которая обеспечивает автоматическое извлечение признаков / A subset of machine learning based on multilayer neural networks that automatically learn hierarchical representations from data
Программа компьютерного зрения / Computer vision program	Программное обеспечение на основе ИИ для анализа и интерпретации визуальных медицинских данных / AI-based software designed to analyze and interpret visual medical data
Обработка естественного языка / Natural language processing	Направление ИИ для понимания, генерации и анализа текстов на естественном языке / An AI domain focused on understanding, generating, and analyzing natural language
Инференс / Inference	Применение обученной модели к новым данным для получения предсказания или классификации / The application of a trained AI model to new data to generate predictions, classifications, or other outputs
Объяснимый ИИ / Explainable AI	Методы, обеспечивающие интерпретируемость решений ИИ (Score-CAM, SHAP, LIME) / Methods that provide interpretability of AI decisions (e.g., Score-CAM, SHAP, LIME)
Большая языковая модель / Large language model	Масштабная трансформерная модель, обученная на огромных текстовых корпусах / A high-capacity transformer-based model trained on extensive text corpora
Одномодальная система ИИ / Unimodal AI system	Система ИИ, принимающая данные единственного типа (только изображение или только текст) / An AI system that processes a single type of input data (e.g., only images or only text)
Мультимодальная система ИИ / Multimodal AI system	Система ИИ, обрабатывающая входные данные нескольких типов одновременно / An AI system that processes multiple types of input data simultaneously
Одномодельная система ИИ / Single model AI system	Система ИИ на основе единственной нейронной сети, выполняющей все этапы анализа / An AI system based on a single neural network performing all stages of analysis
Мультимодельная система ИИ / Multi-model AI system	Система ИИ, использующая ансамбль или каскад нескольких специализированных моделей / An AI system that uses an ensemble or cascade of several specialized models

Локальная система ИИ / Local AI system	Система ИИ, выполняющая инференс на локальном устройстве без передачи данных во внешнюю сеть / An AI system that performs inference on a local device without transmitting data to external networks
Сетевая (облачная) система ИИ / Cloud-based AI system	Система ИИ с инференсом на удаленном сервере, которая требует интернет-соединения / An AI system in which inference is performed on a remote server and requires an internet connection

Примечание. Score-CAM (англ. Score-weighted Class Activation Mapping) – метод взвешенного картирования активации классов; SHAP (англ. SHapley Additive exPlanations) – метод интерпретации прогнозов моделей машинного обучения, основанный на теории игр (значения Шепли); LIME (англ. Local Interpretable Model-agnostic Explanations) – локально интерпретируемое объяснение, не зависящее от устройства модели.

Note. Score-CAM – Score-weighted Class Activation Mapping; SHAP – SHapley Additive exPlanations; LIME – Local Interpretable Model-agnostic Explanations.

Машинное обучение, глубокое обучение

Машинное обучение (МО) (англ. machine learning, ML) – подраздел ИИ, в котором алгоритм самостоятельно формирует правила принятия решений на основе анализа обучающих данных, не требуя явного программирования каждого из правил. МО включает классические методы (логистическая регрессия, метод опорных векторов, случайный лес) и методы глубокого обучения [26].

Глубокое обучение (ГО) (англ. deep learning, DL) – подкатегория МО, использующая многослойные нейронные сети с нелинейными активациями. Принципиальное отличие ГО от классического МО состоит в автоматическом извлечении признаков непосредственно из исходных данных (пикселей, звуковых волн, текстовых токенов) без необходимости ручного создания и выбора признаков (англ. feature). Именно ГО обеспечило прорывные результаты в анализе медицинских изображений [26].

Примеры классического МО и ГО представлены на **рисунке 3**.



Рисунок 3. Примеры машинного и глубокого обучения.

ЭМК – электронная медицинская карта; МРТ – магнитно-резонансная томография; КТ – компьютерная томография; ЭКГ – электрокардиография; МО – машинное обучение (англ. machine learning, ML); ГО – глубокое обучение (англ. deep learning, DL); CNN (англ. convolutional neural network) – сверточная нейронная сеть; DNN (англ. deep neural network) – глубокая нейронная сеть; RNN (англ. recurrent neural network) – рекуррентная нейронная сеть

Figure 3. Examples of machine learning and deep learning.

EMR – electronic medical record; MRI – magnetic resonance imaging; CT – computed tomography; ECG – electrocardiography; ML – machine learning; DL – deep learning; CNN – convolutional neural network; DNN – deep neural network; RNN – recurrent neural network

Программа компьютерного зрения

ПКЗ – программное обеспечение, предназначенное для автоматического анализа, классификации и/или сегментации визуальных медицинских данных (дерматоскопические изображения, рентгенограммы, гистологические препараты, снимки МРТ, компьютерной томографии (КТ)).

Нейронная сеть

Нейронная сеть (англ. artificial neural network, ANN) – вычислительная модель, построенная по аналогии с биологическими нейронными сетями мозга. Состоит из последовательных слоев взаимосвязанных элементов (нейронов), каждый из которых применяет нелинейную функцию активации к взвешенной сумме входных сигналов. Обучение нейросети осуществляется путем итеративной настройки весовых коэффициентов методом обратного распространения ошибки (англ. backpropagation) с использованием алгоритмов градиентного спуска [26].

Сверточные нейронные сети (англ. convolutional neural network, CNN) состоят из входного, сверточного, вспомогательного и выходного слоев. Они распознают визуальные паттерны, полученные из необработанных пикселей изображения, с помощью скрытых слоев. Модели CNN анализируют рецептивные поля с помощью фильтров. Нелинейные функции извлекают информацию о характеристиках изображения. Использование пулинга (англ. pooling layer – «слой объединения, слой подвыборки, пулинг») уменьшает пространственную размерность карт признаков (ширину и высоту) при сохранении наиболее важной информации, что сокращает объем данных и ускоряет вычисления. Это позволяет находить схожие элементы на изображении для анализа паттернов [26].

Обработка естественного языка, большие языковые модели

Обработка естественного языка (англ. natural language processing, NLP) – направление ИИ, специализирующееся на понимании, генерации и анализе текстов на естественном языке. В медицине NLP применяется для извлечения клинически значимой информации из неструктурированных данных ЭМК, автоматической кодировки диагнозов по Международной классификации болезней, анализа медицинской литературы [27].

Большие языковые модели (англ. large language model, LLM) – нейросетевые модели на архитектуре трансформера (англ. bidirectional encoder representations from transformer, BERT; generative pre-trained transformer, GPT; Large Language Model Meta AI, LLaMA), обученные на массивах текстов, насчитывающих сотни миллиардов токенов. LLM способны выполнять сложные языковые задачи в режиме обучения по нескольким примерам (англ. few-shot learning)¹ или обучения с нулевой обучающей выборкой (англ. zero-shot learning) без специализированного дообучения, а при применении обучения с подкреплением на основе обратной связи с человеком (англ. reinforcement learning from human feedback, RLHF) демонстрируют согласованные с медицинскими стандартами рекомендации [28].

Одномодальная и мультимодальная система ИИ

Одномодальная система ИИ – система, принимающая на вход данные единственного типа: только изображение, только текст или только числовые показатели [29].

Мультимодальная система ИИ – система, одновременно обрабатывающая и интегрирующая данные нескольких модальностей: изображение, текст, числовые клинические показатели, аудиозаписи, геномные данные. Мультимодальность принципиально важна с клинической точки зрения: реальный диагностический процесс врача всегда опирается на несколько типов информации [29].

Инференс

Применение модели, или инференс (англ. inference), – процесс использования уже обученной нейронной сети для получения предсказания (вероятности события) или классификации на новых данных. Инференс принципиально отличается от обучения, параметры модели зафиксированы и не обновляются. В клинической практике именно

¹ Метод МО, при котором модели обучаются с помощью очень небольшого количества размеченных примеров (от одного до пяти на класс). Особенностью является обучение в условиях дефицита данных, когда классические методы требуют сотен и тысяч размеченных данных для получения удовлетворительного результата.

инференс является конечным этапом работы ПКЗ. Система принимает на вход изображение пациента и выдает заключение в режиме реального времени.

Объяснимый ИИ

Объяснимый ИИ (англ. explainable artificial intelligence, XAI) – совокупность методов и подходов, обеспечивающих интерпретируемость решений, принимаемых моделями ИИ. Для клинического применения ИИ объяснимость является не опциональной, а обязательной характеристикой: врач должен понимать, на основании каких признаков изображения система пришла к тому или иному заключению [30].

Основные методы XAI в медицинском ИИ:

- Grad-CAM / Score-CAM – визуализация областей изображения, оказавших наибольшее влияние на решение CNN (тепловые карты активаций) [31];

- SHAP (англ. SHapley Additive exPlanations) – количественная оценка вклада каждого признака в итоговое определение вероятности, применима к любым архитектурам [32];

- LIME (англ. Local Interpretable Model-agnostic Explanations) – локальное приближение сложной модели простой интерпретируемой функцией вблизи конкретного образца [33].

Одномодельная и мультимодельная система ИИ

Одномодельная система ИИ – программа, в которой весь аналитический процесс реализован посредством единственной модели одного типа. Пример: одна CNN, принимающая на вход дерматоскопическое изображение и выдающая бинарный ответ «доброкачественное/злокачественное новообразование». Такая архитектура обеспечивает простоту разработки, прозрачность интерпретации и меньшие требования к вычислительным ресурсам, однако ограничена в возможности решения многоэтапных или многоуровневых диагностических задач.

Мультимодельная система ИИ – программа, использующая совокупность нескольких моделей для совместного формирования итогового диагностического заключения. Реализуется в двух основных вариантах.

Ансамблевый принцип – несколько моделей одного типа (например, несколько CNN, обученных на изображениях) независимо анализируют один и тот же входной образец. Итоговый класс определяется путем агрегации их ответов: мягкое голосование (англ. soft voting) – усреднение вероятностей классов, жесткое голосование (англ. majority

vote) – класс с наибольшим числом голосов или взвешенное усреднение предсказаний и т.д.

Каскадный (последовательный) принцип – модели одного типа включаются поэтапно, воспроизводя логику клинического мышления «от общего к частному». Модель первого уровня решает задачу крупной классификации (например, «доброкачественное/злокачественное»), а модель второго уровня уточняет нозологию среди положительных случаев (меланома, базально-клеточная карцинома, актинический кератоз, невус и др.). Каскадная архитектура позволяет снизить нагрузку на каждую отдельную модель и повысить точность на труднодифференцируемых классах.

Открытые и закрытые модели ИИ

Открытая модель ИИ (англ. open-source model) – модель, веса и архитектура которой находятся в открытом доступе, что позволяет проводить независимую верификацию, дообучение и аудит алгоритма. Открытость моделей является важным условием регуляторной прозрачности и воспроизводимости исследований [34].

Закрытая (проприетарная) модель ИИ – модель, веса и детали архитектуры которой не раскрываются разработчиком. Закрытые модели часто демонстрируют более высокую общую производительность, однако их клиническая верификация осложнена ограниченной прозрачностью [35].

Локальная и сетевая (облачная) система ИИ

Локальная система ИИ – система, выполняющая инференс непосредственно на устройстве конечного пользователя (смартфон, планшет, медицинский прибор) без передачи данных во внешнюю сеть. Использует облегченные форматы моделей: TFLite, ONNX, CoreML. Критически важна для телемедицины и условий с ограниченным интернет-соединением, минимизирует риски утечки персональных данных [36].

Сетевая (облачная) система ИИ – система с инференсом на удаленном сервере; требует интернет-соединения и обеспечения защиты персональных данных в соответствии с требованиями Федерального закона от 27 июля 2006 г. № 152-ФЗ «О персональных данных» в Российской Федерации, Общим регламентом по защите данных (англ. General Data Protection Regulation, GDPR) в ЕС и Актом (законом) о мобильности и подотчетности медицинского страхования (англ. Health Insurance Portability and Accountability Act, HIPAA) в США. Обеспечивает неограниченные вычислительные ресурсы и централизованное обновление модели [36].

Разграничение понятий: система ИИ, программа ИИ, приложение ИИ и СППВР

В литературе термины «система ИИ», «программа ИИ», «приложение ИИ» и «система поддержки принятия врачебных решений» нередко употребляются как синонимы, однако между ними существуют принципиальные различия, игнорирование которых ведет к терминологической путанице в регуляторных, клинических и исследовательских контекстах.

Программа ИИ – программное обеспечение, в основе которого лежит одна или несколько моделей ИИ, самостоятельно формирующих правила принятия решений на основе обучения на данных. Термин акцентирует технологическую основу и алгоритмическую составляющую.

Приложение ИИ – реализация функций ИИ в виде пользовательского интерфейса или сервиса, доступного конечному пользователю (врачу, пациенту, администратору). Одно приложение может интегрировать несколько программных моделей ИИ.

Система ИИ – наиболее широкое понятие, включающее программные модели, аппаратную и сетевую инфраструктуру, данные, процессы эксплуатации и контроля качества. Одна система ИИ может содержать несколько взаимосвязанных приложений и программ.

СППВР – функциональный класс программ, предназначенных для помощи врачу в принятии клинических решений. Принципиально важно, что СППВР может быть основана как на алгоритмах ИИ (МО, нейронных сетях), так и на традиционных детерминированных алгоритмах – базах правил вида «если – то», деревьях решений с фиксированной логикой, балльных шкалах риска. Таким образом, не каждая СППВР является системой ИИ.

Компьютерная программа без ИИ в медицине

Существенно, что не каждая компьютерная программа, используемая в медицине и здравоохранении, является программой на основе ИИ. Так, классические ПКЗ, основанные на пороговых алгоритмах, морфологической обработке изображений или фильтрации по заранее заданным признакам пикселей, не используют МО и не относятся к системам ИИ. Аналогично, традиционные системы автоматического анализа ЭКГ, функционирующие по детерминированным правилам без обучения на данных, являются алгоритмическими программами, а не системами ИИ. Это разграничение критически важно как для регуляторной классификации медицинских изделий, так и для корректного сравнения и интерпретации результатов клинических исследований.

Методы МО в медицине: классические алгоритмы и нейронные сети / ML methods in medicine: classical algorithms and neural networks

Методы МО, применяемые в медицине, разделяются на два принципиально различных класса: классические алгоритмы, работающие преимущественно с табличными и структурированными данными, и методы ГО (нейронные сети), оптимизированные для анализа изображений, текстов и временных рядов. Понимание различий между этими классами критически важно для обоснованного выбора методологии при разработке клинических СППВР.

Классические методы МО

Классические методы МО (табл. 3) по-прежнему занимают ключевое место в задачах обработки структурированных клинических данных: прогнозирование риска заболеваний, анализ лабораторных показателей, оценка исходов лечения. Их главные преимущества – высокая интерпретируемость, эффективная работа с малыми и средними выборками, быстрое обучение.

Таблица 3. Классические методы машинного обучения: характеристики и применение в медицине

Table 3. Classical machine learning methods: characteristics and medical applications

Метод / Method	Тип задачи / Task type	Принцип работы / Operating principle	Применение в медицине / Medical applications
Логистическая регрессия / Logistic regression [26]	Классификация / Classification	Линейная комбинация признаков с сигмоид-функцией, оценивает вероятность принадлежности к классу / Linear combination of features with a sigmoid function estimating class membership probability	Прогнозирование риска диабета, инфаркта, онкологии по анамнезу и лабораторным данным, маршрутизация пациентов / Risk prediction for diabetes, myocardial infarction, and cancer using clinical history and laboratory data; patient triage
Дерево решений / Decision tree [37]	Классификация / регрессия // Classification/regression	Рекурсивное разбиение признакового пространства на основе критерия информационного выигрыша или Джини** / Recursive partitioning of the feature space using information gain or Gini impurity criteria**	Диагностические алгоритмы (ЕСЛИ симптом А + признак Б → диагноз В), объяснимые клинические правила / Diagnostic algorithms (IF symptom A + feature B → diagnosis C); interpretable clinical decision rules

Случайный лес / Random forest) [38]	Классификация/ Регрессия	Ансамбль деревьев решений, обученных на случайных подвыборках, финальный ответ – усреднение или голосование / Ensemble of decision trees trained on random subsets of data; final output through averaging or majority vote	Прогноз исходов госпитализации, оценка риска осложнений / Prediction of hospitalization outcomes; assessment of complication risk
Градиентный бустинг* / Gradient boosting* [26]	Классификация/ регрессия // Classification/regression	Последовательное обучение деревьев: каждое следующее исправляет ошибки предыдущего, минимизация функции потерь градиентным спуском / Sequential training of decision trees, each correcting the errors of the previous one; loss minimization via gradient descent	Прогноз сепсиса по витальным показателям, оценка риска повторной госпитализации, определение вероятности ответа на терапию / Sepsis prediction from vital signs; risk of rehospitalization; estimation of treatment response probability
Метод опорных векторов / Support vector machine [26]	Классификация/ регрессия // Classification/regression	Нахождение гиперплоскости с максимальным зазором между классами, ядровые функции для нелинейных задач / Identification of a hyperplane maximizing the margin between classes; kernel functions for nonlinear problems	Классификация биомаркеров, анализ геномных данных, диагностика по ЭКГ-признакам / Biomarker classification; genomic-data analysis; ECG-based diagnostic tasks
Метод k-ближайших соседей / k-nearest neighbors [26]	Классификация / Classification	Определение вероятности по большинству голосов k ближайших по расстоянию обучающих примеров / Class assignment based on majority vote among the k closest training examples	Вспомогательный метод при небольших датасетах, первичная классификация лабораторных паттернов / Auxiliary method for small datasets; preliminary classification of laboratory patterns
Наивный байесовский классификатор / Naive Bayes classifier [39]	Классификация / Classification	Вероятностная классификация по теореме Байеса (или формуле Байеса) при допущении условной независимости признаков / Probabilistic classification using Bayes' theorem under the assumption of conditional independence of features	Медицинская диагностика по симптомам, NLP-задачи: классификация клинических текстов / Symptom-based medical diagnosis; NLP tasks such as clinical text classification

Примечание. ЭКГ – электрокардиограмма; NLP (англ. natural language processing) – обработка естественного языка. * XGBoost / LightGBM / CatBoost. ** Джини – критерий неоднородности Джини (англ. Gini impurity), используемый при построении деревьев решений.

Note. ECG – electrocardiogram; NLP – natural language processing. * XGBoost / LightGBM / CatBoost. ** Gini impurity – a measure of node heterogeneity used in the construction of a decision tree.

Ключевые преимущества классических методов перед нейронными сетями:

- интерпретируемость (врач может объяснить каждое решение, соответствие требованиям ХАИ без дополнительных инструментов);
- эффективность на малых выборках (обучение с хорошим качеством от 200–500 примеров);
- скорость (секунды на обучение и инференс даже на обычном ноутбуке);
- простота внедрения (не требуют графического процессора, работают в стандартных медицинских компьютерных системах).

Методы ГО (нейронные сети)

Нейронные сети (табл. 4) превосходят классические методы при работе с неструктурированными высокоразмерными данными: изображениями (дерматоскопия, рентген, гистология), текстами (ЭМК, клинические заключения) и временными рядами (ЭКГ, мониторинг). Принципиальное отличие – автоматическое извлечение признаков из необработанных, «сырых» данных (англ. raw data), собранных непосредственно из источника без трансформации, очистки или агрегации, без ручного конструирования признаков.

Таблица 4. Методы глубокого обучения: характеристики и применение в медицине

Table 4. Deep learning architectures: characteristics and medical applications

Архитектура / Architecture	Оптимальные данные / Optimal data	Ключевые характеристики / Key characteristics	Применение в медицине / Medical applications
CNN [40]	Изображения 2D/3D // 2D/3D images	Сверточные фильтры извлекают локальные признаки, трансфертное обучение от ImageNet, Grad-CAM для ХАИ / Convolutional filters extract local features; transfer learning from ImageNet; Grad-CAM for explainability	Дерматология, радиология, гистология, офтальмология / Dermatology, radiology, histopathology, ophthalmology

ViT [40]	Изображения (при большом датасете) / Images (large datasets)	Механизм внимания захватывает глобальный контекст, превосходит CNN при >1 млн изображений / Attention mechanism captures global context; outperforms CNNs when trained on >1 million images	Гистопатология, анализ МРТ с глобальными паттернами, мультиорганный детекция / Histopathology; MRI with global patterns analysis; multi-organ detection
CNN+ViT [40]	Изображения / Images	Сочетает локальные (CNN) и глобальные (ViT) признаки, обладает наивысшей точностью / Combines local (CNN) and global (ViT) features; achieves state-of-the-art accuracy	Дерматоскопия высшего класса, конкурсы ISIC, задачи сегментации с контекстом / High-performance dermatoscopy; ISIC competitions; context-aware segmentation tasks
RNN / LSTM [41]	Временные ряды, текст / Time series, text	Моделируют временные зависимости, LSTM решает проблему затухания градиента / Model temporal dependencies; LSTM mitigates the vanishing gradient problem	ЭКГ, ЭЭГ, мониторинг интенсивной терапии, прогноз сепсиса / ECG, EEG, intensive care monitoring, sepsis prediction
LLM / BERT / GPT [42]	Текст, мультимодальные данные / Text, multimodal data	Предобучение на миллиардах токенов, обучение по нескольким примерам (англ. few-shot learning), мультимодальность (GPT-4V) / Pretraining on billions of tokens, few-shot learning, multimodality (GPT-4V)	Анализ ЭМК, генерация заключений, вопрос-ответные системы, Med-PaLM 2 / EMR analysis, conclusion generation, question-answer systems, Med-PaLM 2






Примечание. CNN (англ. convolutional neural network) – сверточная нейронная сеть; ViT (англ. vision transformer) – визуальный трансформер; RNN (англ. recurrent neural network) – рекуррентная нейронная сеть; LSTM (англ. long short-term memory) – долгая краткосрочная память; LLM (англ. large language model) – большая языковая модель; BERT (англ. bidirectional encoder representations from transformer) – представления двунаправленного кодировщика из трансформера; GPT (англ. generative pre-trained transformer) – генеративный предварительно обученный трансформер; ImageNet – крупномасштабная база данных аннотированных изображений, созданная для исследований в области визуального распознавания объектов; Grad-CAM (англ. Gradient-weighted Class Activation Mapping) – метод визуализации важных зон изображения; XAI (англ. Explainable Artificial Intelligence) – объяснимый искусственный интеллект; GPT-4V – мультимодельная модель искусственного интеллекта; МРТ – магнитно-резонансная томография; ISIC (англ. International Skin Imaging Collaboration) – Международное сотрудничество в области цифрового изображения кожи; ЭКГ – электрокардиография; ЭЭГ –

электроэнцефалография; ЭМК – электронная медицинская карта; Med-PaLM 2 – нейросетевой помощник для врачей.

Note. CNN – convolutional neural network; ViT – vision transformer; RNN – recurrent neural network; LSTM – long short-term memory; LLM – large language model; BERT – bidirectional encoder representations from transformer; GPT – generative pre-trained transformer; ImageNet – large-scale annotated image dataset for visual recognition research; Grad-CAM – Gradient-weighted Class Activation Mapping; XAI – Explainable Artificial Intelligence; GPT-4V – multimodal artificial intelligence model; MRI – magnetic resonance imaging; ISIC – International Skin Imaging Collaboration; ECG – electrocardiography; EEG – electroencephalography; EMR – electronic medical record; Med-PaLM 2 – neural network assistant for clinicians.

Сравнительная оценка всех методов МО

На **рисунке 4** представлено сравнение всех методов МО (классических алгоритмов и нейронных сетей) по пяти ключевым характеристикам. Оценка выполнена по трехуровневой шкале (высокая/средняя/низкая), отражающей экспертный консенсус, основанный на опубликованных данных [39, 40, 43–49].

		 Точность на изображениях	 Точность на таблич. данных	 Работа с текстом	 Интерпретируемость	 Скорость обучения
КЛАССИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ МО (табличные данные)	Логистическая регрессия	Низкая	Высокая	Средняя	Высокая	Высокая
	Дерево решений	Низкая	Средняя	Низкая	Высокая	Высокая
	Случайный лес (Random Forest)	Средняя	Высокая	Низкая	Средняя	Высокая
	Градиентный бустинг (XGBoost / LightGBM)	Средняя	Высокая	Низкая	Средняя	Высокая
----- граница -----						
НЕЙРОННЫЕ СЕТИ (глубокое обучение)	CNN (Сверточная НС)	Высокая	Низкая	Низкая	Средняя	Средняя
	Vision Transformer (ViT)	Высокая	Низкая	Средняя	Низкая	Низкая
	RNN / LSTM	Низкая	Средняя	Средняя	Средняя	Средняя
	LLM (BERT / GPT)	Низкая	Средняя	Высокая	Низкая	Низкая
	Гибрид CNN + Transformer	Высокая	Низкая	Средняя	Низкая	Низкая

Экспертная оценка:

■ Высокая / хорошая
■ Средняя / умеренная
■ Низкая / слабая

Рисунок 4. Сравнение методов машинного обучения: классические алгоритмы и нейронные сети по ключевым характеристикам применения в медицине.

CNN (англ. convolutional neural network) – сверточная нейронная сеть; ViT (англ. vision transformer) – визуальный трансформер; RNN (англ. recurrent neural network) – рекуррентная нейронная сеть; LSTM (англ. long short-term memory) – долгая краткосрочная память; LLM (англ. large language model) – большая языковая модель; BERT (англ. bidirectional encoder representations from transformer) – представления двунаправленного кодировщика из трансформера; GPT (англ. generative pre-trained transformer) – генеративный предварительно обученный трансформер

Figure 4. Comparison of machine learning methods: classical algorithms and neural networks by key characteristics relevant to medical applications.

CNN – convolutional neural network; ViT – vision transformer; RNN – recurrent neural network; LSTM – long short-term memory; LLM – large language model; BERT – bidirectional encoder representations from transformer; GPT – generative pre-trained transformer

Классические методы МО оптимальны для табличных структурированных данных, нейронные сети – для изображений, текстов и временных рядов. Пунктирная линия разделяет два класса методов. Инвертированная шкала экспертной оценки: «высокая» означает, что метод эффективно работает при малом объеме обучающих данных, «низкая» – что необходимы большие или очень большие датасеты.

Практические рекомендации по выбору метода МО / Practical recommendations for selecting ML method

Для работы со структурированными клиническими данными (лабораторные показатели, анамнез, демография) градиентный бустинг (XGBoost / LightGBM)² или случайный лес – наилучшее сочетание точности и интерпретируемости при малых выборках.

Для медицинских изображений (дерматоскопия, рентген, гистология) CNN с трансфертным обучением (семейства сверточных нейронных сетей EfficientNet, ResNet (англ. residual neural network) – оптимальный выбор при датасете от 1 тыс. изображений на класс.

Для временных рядов (ЭКГ, электроэнцефалография, мониторинг интенсивной терапии) RNN/LSTM или 1D-CNN позволяют учитывать временные зависимости в клинических сигналах.

Для неструктурированных текстов (ЭМК, заключения, анамнезы) LLM на базе BERT/GPT с медицинским дообучением помогают анализировать клинические нарративы.

Для мультимодальных задач (изображение + анамнез + данные пациента) подходит гибридная архитектура CNN+ViT или медицинские базовые (фундаментальные) модели (Med-PaLM 2, GPT-4V), позволяющие интегрировать разнородные источники данных.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ / CONCLUSION

В статье систематизированы ключевые аспекты применения ИИ в клинической медицине и здравоохранении, рассмотрены историческая хронология, терминологический аппарат, архитектурные особенности нейронных сетей, классификация систем ИИ.

Анализ хронологии показывает, что развитие медицинского ИИ прошло качественно различные этапы: от детерминированных экспертных систем с ручным кодированием правил (MYCIN, 1970 г.) через прорыв ГО, обеспеченный архитектурой CNN (AlexNet, 2012 г.), к современным мультимодальным LLM (Med-PaLM 2, GPT-4V,

² XGBoost (англ. eXtreme Gradient Boosting) – библиотека с открытым исходным кодом, используемая в МО; LightGBM (англ. Light Gradient Boosting Machine) – открытая распределенная платформа для градиентного усиления в МО.

2023–2025 гг.). Каждый переход сопровождался не только ростом технической производительности, но и изменением регуляторного ландшафта: первое автономное регуляторное одобрение (IDx–DR – FDA, 2018 г.) и первая европейская аттестация автономной системы (ChestLink – CE Mark, 2022 г.) закрепили правовой статус ИИ как медицинского изделия.

Систематизация терминологического аппарата и предложенная классификация систем ИИ по основным критериям – модальности входных данных (одномодальные и мультимодальные), количеству моделей (одномодельные и мультимодельные), месту развертывания (локальные и сетевые), а также по типу интеграции и функциональному назначению – формируют унифицированный описательный язык. Это позволяет корректно характеризовать, сравнивать и оценивать различные решения ИИ в регуляторных, клинических и исследовательских контекстах. Введенные понятия «одномодельная/мультимодельная», «инференс», «ПКЗ» отражают клинически значимые различия между системами и должны войти в стандартизированный терминологический инструментарий медицинского ИИ.

Сравнительный анализ архитектур нейронных сетей выявил специализацию каждого типа: CNN остаются оптимальным выбором для задач классификации медицинских изображений при ограниченных обучающих выборках, LLM – для обработки клинических нарративов и ЭМК, RNN/LSTM – для мониторинга временных рядов биосигналов, гибридные архитектуры – для высокоточных задач с достаточным объемом данных. Ни одна из рассмотренных архитектур не является универсально оптимальной, что подчеркивает необходимость выбора архитектуры при разработке клинических ИИ-систем.

Формирование единого терминологического пространства и стандартизированных подходов к классификации, разработке архитектур и валидации систем ИИ является необходимым условием для их безопасного, воспроизводимого и клинически эффективного применения в здравоохранении. Дальнейшее развитие этого направления требует тесного взаимодействия клиницистов, специалистов в области ИИ, регуляторных органов с целью обеспечения высокого стандарта качества и безопасности внедряемых технологий.

ИНФОРМАЦИЯ О СТАТЬЕ	ARTICLE INFORMATION
Поступила: 06.04.2026 В доработанном виде: 11.06.2026 Принята к печати: 23.06.2026 Опубликована онлайн: 02.07.2026	Received: 06.04.2026 Revision received: 11.06.2026 Accepted: 23.06.2026 Published online: 02.07.2026
Вклад авторов	Authors' contribution

Корабельников Д.И.: формулирование идеи, гипотезы, цели исследования; разработка методов и процедур; сбор данных; проверка результатов, воспроизводимости; теоретический анализ данных; научное руководство проектом; организационное управление проектом; редактирование, доработка текста. Ламоткин А.И.: разработка методов и процедур; сбор данных; управление данными; проверка результатов, воспроизводимости; теоретический анализ данных; написание первоначального текста статьи; создание графиков, схем, иллюстраций. Ламоткин И.А.: редактирование, доработка текста. Авторы прочитали и утвердили окончательный вариант рукописи	Korabelnikov D.I.: formulation of the idea, hypotheses and research objectives; development of methods and procedures; data collection; verification of results and reproducibility; theoretical analysis of data; scientific supervision of the project; organisational management of the project; editing and finalising the text. Lamotkin A.I.: development of methods and procedures; data collection; data management: preparation, verification of results and reproducibility; theoretical analysis of data; drafting of the initial text of the article; creation of graphs, diagrams and illustrations. Lamotkin I.A.: editing and finalising the text. The authors have read and approved the final version of the manuscript
Конфликт интересов	Conflict of interests
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов	The authors declare no conflict of interests
Финансирование	Funding
Авторы заявляют об отсутствии финансовой поддержки	The authors declare no funding
Этические аспекты	Ethics declarations
Неприменимо	Not applicable
Раскрытие данных	Data sharing
Первичные данные могут быть предоставлены по обоснованному запросу автору, отвечающему за корреспонденцию	Raw data could be provided upon reasonable request to the corresponding author
Комментарий издателя	Publisher's note
Содержащиеся в этой публикации утверждения, мнения и данные были созданы ее авторами, а не издательством ИРБИС (ООО «ИРБИС»). Издательство снимает с себя ответственность за любой ущерб, нанесенный людям или имуществу в результате использования любых идей, методов, инструкций или препаратов, упомянутых в публикации	The statements, opinions, and data contained in this publication were generated by the authors and not by IRBIS Publishing (IRBIS LLC). IRBIS LLC disclaims any responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred in the content
Права и полномочия	Rights and permissions
© 2026 Д.И. Корабельников, А.И. Ламоткин; ООО «ИРБИС» Статья в открытом доступе по лицензии CC BY-NC-SA (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)	© 2026 D.I. Korabelnikov, A.I. Lamotkin. Publishing services by IRBIS LLC This is an open access article under CC BY-NC-SA license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Faiyazuddin M., Rahman S.J.Q., Anand G., et al. The impact of artificial intelligence on healthcare: a comprehensive review of advancements in diagnostics, treatment, and operational efficiency. *Health Sci Rep.* 2025; 8 (1): e70312. <https://doi.org/10.1002/hsr.2.70312>.
2. Alhejaily A.G. Artificial intelligence in healthcare (review). *Biomed Rep.* 2024; 22 (1): 11. <https://doi.org/10.3892/br.2024.1889>.
3. Xie Y., Zhai Y., Lu G. Evolution of artificial intelligence in healthcare: a 30-year bibliometric study. *Front Med.* 2025; 11: 1505692. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1505692>.
4. Ламоткин А.И., Корабельников Д.И., Олисова О.Ю., Ламоткин И.А. Эффективность предварительной дифференциальной диагностики доброкачественных и злокачественных новообразований кожи с помощью программы искусственного интеллекта Derma Onko Check. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика*

и фармакоэпидемиология. 2025; 18 (2): 261–70. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.294>.

Lamotkin A.I., Korabelnikov D.I., Olisova O.Yu., Lamotkin I.A. Effectiveness of preliminary differential diagnosis of benign and malignant skin neoplasms using the Derma Onko Check artificial intelligence program. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology*. 2025; 18 (2): 261–70 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.294>.

5. Ламоткин А.И., Корабельников Д.И., Ламоткин И.А. и др. Точность предварительной диагностики злокачественных меланоцитарных опухолей кожи с помощью программы искусственного интеллекта. *Медицинский вестник ГВКГ им. Н.Н. Бурденко*. 2025; 1: 42–51. <https://doi.org/10.53652/2782-1730-2025-6-1-42-51>.

Lamotkin A.I., Korabelnikov D.I., Lamotkin I.A., et al. Melanoma check the accuracy of the preliminary diagnosis of malignant melanocytic skin tumors using the artificial intelligence program “Melanoma Check”. *Medical Bulletin of the Main Military Cinical Hospital named after N.N. Burdenko*. 2025; 1: 42–51 (in Russ.). <https://doi.org/10.53652/2782-1730-2025-6-1-42-51>.

6. Jerfy A., Selden O., Balkrishnan R. The growing impact of natural language processing in healthcare and public health. *Inquiry*. 2024; 61: 469580241290095. <https://doi.org/10.1177/00469580241290095>.

7. Turing A.M. Computing machinery and intelligence. *Mind*. 1950; 49: 433–60. <http://www.jstor.org/stable/2251299>.

8. McCarthy J., Minsky M.L., Rochester N., Shannon C.E. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*. 2006; 27 (4): 12–4.

9. Davenport T., Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthc J*. 2019; 6 (2): 94–8. <https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>.

10. Hadzic M., Fetic S., Azizovic E. Application of the expert systems in artificial intelligence. *University Journal of Information Technology and Economics*. 2015; 2 (1): 20–6.

11. Rusnok P., Vetterlein T., Adlassnig K.P. Cadiag-2 and fuzzy probability logics. *Stud Health Technol Inform*. 2009; 150: 773.

12. Kaggal V.C., Elayavilli R.K., Mehrabi S., et al. Toward a learning health-care system – knowledge delivery at the point of care empowered by big data and NLP. *Biomed Inform Insights*. 2016; 8 (Suppl. 1): 13–22. <https://doi.org/10.4137/BII.S37977>.

13. Zhou N., Zhang C.T., Lv H.Y., et al. Concordance study between IBM Watson for oncology and clinical practice for patients with cancer in China. *Oncologist*. 2019; 24 (6): 812–9. <https://doi.org/10.1634/theoncologist.2018-0255>.

14. Kulikowski C.A. Beginnings of artificial intelligence in medicine (AIM): computational artifice assisting scientific inquiry and clinical art – with reflections on present AIM challenges. *Yearb Medical Inform*. 2019; 28 (1): 249–56. <https://doi.org/10.1055/s-0039-1677895>.

15. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Adv Neural Inform Proces Syst*. 2012; 25: 1097–105. <https://doi.org/10.1145/3065386>.

16. Sarvamangala D.R., Kulkarni R.V. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evol Intell*. 2022; 15 (1): 1–22. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>.

17. Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Искусственный интеллект в онкологии: мировой опыт использования и перспективы развития. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология*. 2025; 18 (3): 437–47. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.302>.

Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I. Artificial intelligence in oncology: global experience and future prospects. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology*. 2025; 18 (3): 437–47 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.302>.

18. Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Искусственный интеллект в дерматовенерологии: сравнительный анализ применяемых программ компьютерного зрения на основе моделей машинного обучения. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология*. 2025; 18 (4): 571–81. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.340>.

Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I. Artificial intelligence in dermatology: a comparative analysis of computer vision programs based on machine learning models. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology*. 2025; 18 (4): 571–81 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.340>.

19. Teng C.W., Patel S.D., Barkmeier A.J., et al. Autonomous artificial intelligence in diabetic retinopathy testing – lessons learned on successful health system adoption. *Ophthalmol Sci*. 2025; 6 (1): 100935. <https://doi.org/10.1016/j.xops.2025.100935>.

20. Savoy M. IDx–DR for diabetic retinopathy screening. *Am Fam Physician*. 2020; 101 (5): 307–8.
21. Hedderich D.M., Weisstanner C., Van Cauter S., et al. Artificial intelligence tools in clinical neuroradiology: essential medico-legal aspects. *Neuroradiology*. 2023; 65 (7): 1091–9. <https://doi.org/10.1007/s00234-023-03152-7>.
22. Singhal K., Tu T., Gottweis J., et al. Toward expert–level medical question answering with large language models. *Nat Med*. 2025; 31 (3): 943–50. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-03423-7>.
23. Tomita K., Nishida T., Kitaguchi Y., et al. Image recognition performance of GPT-4V(ision) and GPT-4o in ophthalmology: use of images in clinical questions. *Clin Ophthalmol*. 2025; 19: 1557–64. <https://doi.org/10.2147/OPHTH.S494480>.
24. Palaniappan K., Lin E.Y.T., Vogel S. global regulatory frameworks for the use of artificial intelligence (AI) in the healthcare services sector. *Healthcare*. 2024; 12 (5): 562. <https://doi.org/10.3390/healthcare12050562>.
25. Sharma S. Benefits or concerns of AI: a multistakeholder responsibility. *Futures*. 2024; 157: 103328. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2024.103328>.
26. Kufel J., Bargieł-Łączek K., Kocot S., et al. What is machine learning, artificial neural networks and deep learning? – Examples of practical applications in medicine. *Diagnostics*. 2023; 13 (15): 2582. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13152582>.
27. Choudhary A., Pamidimokkala S., R K., R M.B. Impact of natural language processing models on diagnosis and decision-making in healthcare, business, education, and sports: a review. *Front Artif Intell*. 2026; 8: 1706369. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1706369>.
28. Mienye I.D., Jere N., Obaido G., et al. Large language models: an overview of foundational architectures, recent trends, and a new taxonomy. *Discov Appl Sci*. 2025; 7: 1027. <https://doi.org/10.1007/s42452-025-07668-w>.
29. Simon B.D., Ozyoruk K.B., Gelikman D.G., et al. The future of multimodal artificial intelligence models for integrating imaging and clinical metadata: a narrative review. *Diagn Interv Radiol*. 2025; 31 (4): 303–12. <https://doi.org/10.4274/dir.2024.242631>.
30. Ihongbe E.I., Fouad S., Mahmoud F., et al. Evaluating explainable artificial intelligence (XAI) techniques in chest radiology imaging through a human-centered lens. *PLoS One*. 2024; 19 (10): e0308758. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0308758>.
31. Zhang H., Ogasawara K. Grad-CAM-based explainable artificial intelligence related to medical text processing. *Bioengineering*. 2023; 10 (9): 1070. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10091070>.

32. Rodríguez-Pérez R., Bajorath J. Interpretation of machine learning models using shapley values: application to compound potency and multi-target activity predictions. *J Comput Aided Mol Des.* 2020; 34 (10): 1013–26. <https://doi.org/10.1007/s10822-020-00314-0>.
33. Vimbi V., Shaffi N., Mahmud M. Interpreting artificial intelligence models: a systematic review on the application of LIME and SHAP in Alzheimer's disease detection. *Brain Inform.* 2024; 11 (1): 10. <https://doi.org/10.1186/s40708-024-00222-1>.
34. Xie Q., Chen Q., Chen A., et al. Me-LLaMA: foundation large language models for medical applications. *Res Sq.* 2024; rs.3: rs-4240043. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4240043/v1>.
35. Rashidi H.H., Pantanowitz J., Hanna M.G., et al. Introduction to artificial intelligence and machine learning in pathology and medicine: generative and nongenerative artificial intelligence basics. *Mod Pathol.* 2025; 38 (4): 100688. <https://doi.org/10.1016/j.modpat.2024.100688>.
36. Dubiel M., Barghouti Y., Kudryavtseva K., Leiva L.A. On-device query intent prediction with lightweight LLMs to support ubiquitous conversations. *Sci Rep.* 2024; 14 (1): 12731. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63380-6>.
37. Podgorelec V., Kokol P., Stiglic B., Rozman I. Decision trees: an overview and their use in medicine. *J Med Syst.* 2002; 26 (5): 445–63. <https://doi.org/10.1023/a:1016409317640>.
38. Avram M.F., Lupa N., Koukoulas D., et al. Random forests algorithm using basic medical data for predicting the presence of colonic polyps. *Front Surg.* 2025; 12: 1523684. <https://doi.org/10.3389/fsurg.2025.1523684>.
39. Langarizadeh M., Moghbeli F. Applying naive Bayesian networks to disease prediction: a systematic review. *Acta Inform Med.* 2016; 24 (5): 364–9. <https://doi.org/10.5455/aim.2016.24.364-369>.
40. Ламоткин А.И., Корабельников Д.И. Сверточные нейронные сети и визуальные трансформеры в диагностике опухолей кожи: сравнительный анализ эффективности моделей искусственного интеллекта в программах компьютерного зрения. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология.* 2025; 18 (3): 365–75. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoekonomika.2025.327>.
- Lamotkin A.I., Korabelnikov D.I. Convolutional neural networks and transformers in skin tumor diagnostics: a comparative analysis of the efficiency of artificial intelligence models in computer vision programs. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoekonomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology.* 2025; 18 (3): 365–75 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoekonomika.2025.327>.

41. Jagannatha A.N., Yu H. Structured prediction models for RNN based sequence labeling in clinical text. Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing; 2016: 856–65. <https://doi.org/10.18653/v1/d16-1082>.

42. Maity S., Saikia M.J. Large language models in healthcare and medical applications: a review. *Bioengineering*. 2025; 12 (6): 631. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12060631>.

43. Ламоткин А.И., Корабельников Д.И., Ламоткин И.А. и др. Точность предварительной диагностики доброкачественных и злокачественных меланоцитарных опухолей кожи с применением программы искусственного интеллекта для смартфона Derma Onko Check. *Медицинский вестник ГВКГ им. Н.Н. Бурденко*. 2025; 2: 39–48. <https://doi.org/10.53652/2782-1730-2025-6-2-39-48>.

Lamotkin A.I., Korabelnikov D.I., Lamotkin I.A., et al. The accuracy of the preliminary diagnosis of benign and malignant melanocytic skin tumors using the “Derma Onko Check” AI-based smartphone application. *Medical Bulletin of the Main Military Clinical Hospital named after N.N. Burdenko*. 2025; 2: 39–48 (in Russ.). <https://doi.org/10.53652/2782-1730-2025-6-2-39-48>.

44. Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Эффективность применения искусственного интеллекта в клинической медицине. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология*. 2025; 18 (1): 114–24. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.287>.

Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I. The effectiveness of using artificial intelligence in clinical medicine. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology*. 2025; 18 (1): 114–24 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.287>.

45. Brnabic A., Hess L.M. Systematic literature review of machine learning methods used in the analysis of real-world data for patient-provider decision making. *BMC medical informatics and decision making*. 2021; 21(1): 54. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01403-2>

46. Uddin S., Haque I., Lu H., et al. Comparative performance analysis of K-nearest neighbour (KNN) algorithm and its different variants for disease prediction. *Sci Rep*. 2022; 12 (1): 6256. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10358-x>.

47. Omar E.D., Mat H., Abd Karim A.Z., et al. Comparative analysis of logistic regression, gradient boosted trees, SVM, and random forest algorithms for prediction of acute kidney injury requiring dialysis after cardiac surgery. *Int J Nephrol Renovasc Dis*. 2024; 17: 197–204. <https://doi.org/10.2147/IJNRD.S461028>.

48. Zhang L. Features extraction based on Naive Bayes algorithm and TF-IDF for news classification. *PloS One*. 2025; 20 (7): e0327347. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0327347>.

49. Seo S., Kim K., Yang H. Performance assessment of large language models in medical consultation: comparative study. *JMIR Medical Inform*. 2025; 13: e64318. <https://doi.org/10.2196/64318>.

Сведения об авторах / About the authors

Корабельников Даниил Иванович, к.м.н., доцент / *Daniil I. Korabelnikov*, MD, PhD, Assoc. Prof. – ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0459-0488>. eLibrary SPIN-code: 7380-7790.

Ламоткин Андрей Игоревич, к.м.н. / *Andrey I. Lamotkin*, MD, PhD – ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7930-6018>. eLibrary SPIN-code: 4170-7782. E-mail: lamotkin.an@mail.ru.

Ламоткин Игорь Анатольевич, д.м.н., проф. / *Igor A. Lamotkin*, Dr. Sci. Med., Prof. – ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7707-441X>. eLibrary SPIN-code: 7153-3703.