

Научная статья

УДК 330.34

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18506>

EDN: <https://elibrary/IBSLRM>



ОСОБЕННОСТИ СТРУКТУРЫ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ЦИФРОВЫХ ИННОВАЦИЙ, ОСНОВАННЫХ НА ИСПОЛЬЗОВАНИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Ю.В. Вертакова¹ , Ю.В. Шульгина² , Б.Ш. Собиров³

¹ Российский государственный гуманитарный университет (РГГУ),
Москва, Российская Федерация;

² Юго-Западный государственный университет, Курск, Российская Федерация;

³ Сургутский государственный университет, Сургут, Российская Федерация

 vertakova7@yandex.ru

Аннотация. В статье рассматриваются факторы, влияющие на продолжительность и структуру жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на использовании искусственного интеллекта (ИИ). *Актуальность темы исследования* обусловлена тем фактом, что технологии ИИ — это область международной конкуренции, оказывающая существенное влияние на социально-экономическое развитие, экономический рост (в частности, рост ВВП) и технологический суверенитет государства. Цель статьи — рассмотреть особенности структуры и продолжительности жизненного цикла инноваций, технологической основой которых выступают модели ИИ. *Объект исследования* — цифровые инновации, полученные с использованием ИИ. *Предмет исследования* — структура жизненного цикла цифровых инноваций, связанных с применением ИИ, включая различные стадии инновационного процесса от инициации и разработки до внедрения, коммерциализации и диффузии в различные отрасли экономики. Авторами был поставлен ряд задач для проведения исследования обозначенного вопроса, среди которых — проанализировать тенденции развития цифровых инноваций, основанных на ИИ; указать факторы, влияющие на продолжительность различных этапов жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ; охарактеризовать процессы, происходящие на этапах жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, в зависимости от уровня развития методологии управления MLOps. В процессе исследования были выявлены тенденции по увеличению исследовательской активности в сфере ИИ в последние годы (увеличение числа публикаций и патентов), усложнение моделей (увеличение числа их параметров), которое привело к увеличению продолжительности обучения и повышению требований к вычислительным ресурсам. Составлен перечень внешних и внутренних факторов, определяющих продолжительность процессов, образующих жизненный цикл цифровой инновации. Построена схема процессов жизненного цикла цифровой инновации, основанной на использовании ИИ, в соответствии с уровнем зрелости MLOps реализующей ее организации. В статье показано, что оценка уровня зрелости необходима для совершенствования процессов разработки, тестирования и внедрения, что способствует сокращению продолжительности подготовительных (предшествующих использованию инновации) этапов жизненного цикла. Для обеспечения гибкости процесса MLOps и его компонентов целесообразно использовать комбинацию инструментов с открытым кодом и корпоративных решений. Для автоматизации и стандартизации процессов на протяжении всего жизненного цикла модели машинного обучения (от разработки и тестирования до развертывания, мониторинга и управления) применяется методология MLOps, уровнем зрелости которой в значительной степени определяется продолжительность этапов жизненного цикла цифровой инновации.

Ключевые слова: цифровая инновация, искусственный интеллект, жизненный цикл, машинное обучение, MLOps, цифровизация

Для цитирования: Вертакова Ю.В., Шульгина Ю.В., Собиров Б.Ш. (2025) Особенности структуры жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на использовании искусственного интеллекта. *П-Economy*, 18 (5), 81–99. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18506>

Research article

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18506>



FEATURES OF THE LIFE CYCLE STRUCTURE OF DIGITAL INNOVATIONS BASED ON THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Yu.V. Vertakova¹ ✉, Yu.V. Shulgina² , B.Sh. Sobirov³

¹ Russian State University for the Humanities, Moscow, Russian Federation;

² Southwest State University, Kursk, Russian Federation;

³ Surgut State University, Surgut, Russian Federation

✉ vertakova7@yandex.ru

Abstract. This article examines the factors influencing the duration and life cycle structure of digital innovations based on artificial intelligence (AI). *The relevance of this research* is driven by the fact that AI technologies are an area of international competition that has a significant impact on socio-economic development, economic growth (in particular, GDP growth) and the technological sovereignty of the state. *The goal of this article* is to examine the features of the structure and duration of the life cycle of innovations based on AI models. *The object of this study* is digital innovations obtained using AI. *The subject of this study* is the life cycle structure of digital innovations associated with the use of AI, including various stages of the innovation process from initiation, development, implementation, commercialization and diffusion across various sectors of the economy. The authors set a number of tasks for conducting this study, including: analyzing the development trends of digital innovations based on AI; identifying the factors influencing the duration of various stages of the life cycle of digital innovations based on AI; characterizing the processes occurring at the stages of the lifecycle of digital innovations based on AI, depending on the level of development of the MLOps management methodology. The study identified trends toward increased research activity in the field of AI in recent years (an increase in the number of publications and patents), as well as the increasing complexity of models (an increase in the number of their parameters), which led to an increase in the duration of training and increased requirements for computing resources. A list of external and internal factors determining the duration of the processes forming the lifecycle of a digital innovation was compiled. A diagram of the lifecycle processes of an AI-based digital innovation is constructed in accordance with the MLOps maturity level of the implementing organization. The article demonstrates that assessing the maturity level is necessary for improving the development, testing and implementation processes, which helps to reduce the duration of the preparatory (preceding the use of the innovation) stages of the lifecycle. To ensure the flexibility of the MLOps process and its components, it is advisable to use a combination of open-source tools and corporate solutions. To automate and standardize processes throughout the entire lifecycle of a machine learning model (from development and testing to deployment, monitoring and management), the MLOps methodology is used, the maturity level of which significantly determines the duration of the stages of the digital innovation life cycle.

Keywords: digital innovation, artificial intelligence, life cycle, machine learning, MLOps, digitalization

Citation: Vertakova Yu.V., Shulgina Yu.V., Sobirov B.Sh. (2025) Features of the life cycle structure of digital innovations based on the use of artificial intelligence. *П-Economy*, 18 (5), 81–99. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18506>

Введение

Ключевым отличием цифровых инноваций от традиционных выступает их базирование на новых цифровых технологиях [1], при этом они могут затрагивать как создание или усовершенствование продуктов и процессов, так и трансформацию бизнес-моделей в целом.

Цифровые технологии, лежащие в основе цифровых инноваций, определяют их ключевой результат. Получаемые в результате внедрения цифровой инновации свойства обеспечиваются именно применением выбранных технологий – без них, как отмечают Г.Ю. Силкина и А.П. Шабан [2], эффект был бы недостижим. И.В. Абрамов и др. [3] отмечают, что сквозные цифровые технологии, включая цифровые аддитивные технологии, радикально меняют способы ведения бизнеса и организации производства, особенно с внедрением новых бизнес-моделей, которые коренным образом трансформируют системы производства, потребления, транспортировки и снабжения.

В национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 г.¹ указана тенденция ускоренного внедрения технологических решений, разработанных на основе искусственного интеллекта (ИИ). А. Рыжкова утверждает, что технологии ИИ как один из видов сквозных цифровых технологий являются наиболее популярными к внедрению в приоритетных к цифровизации отраслях экономики [4].

Актуальность темы исследования обусловлена тем фактом, что технологии ИИ – это область международной конкуренции, оказывающая существенное влияние на социально-экономическое развитие, экономический рост (в частности, рост ВВП [5]) и технологический суверенитет государств [6]. Ускорение их разработки и внедрения является важной задачей. В то же время вопросы управления жизненным циклом цифровых инноваций (в том числе, основанных на использовании ИИ) в научной литературе рассмотрены недостаточно.

Цель исследования – рассмотреть особенности структуры и продолжительности жизненного цикла инноваций, технологической основой которых выступают модели ИИ.

Задачи исследования:

1. Проанализировать тенденции развития цифровых инноваций, основанных на ИИ.
2. Указать факторы, влияющие на продолжительность различных этапов жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ.
3. Охарактеризовать процессы, происходящие на этапах жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, в зависимости от уровня развития методологии управления.

Объект исследования – цифровые инновации, полученные с использованием ИИ. *Предмет исследования* – структура жизненного цикла цифровых инноваций, связанных с применением ИИ, включая различные стадии инновационного процесса от инициации и разработки до внедрения, коммерциализации и диффузии в различные отрасли экономики.

Методы исследования

Авторами использованы методы сравнения и классификации, анализа и синтеза, экономико-математического моделирования; данные получены изучением исследований и статистических данных по теме в российских и зарубежных базах публикаций.

Результаты и обсуждение

Отправной точкой академических исследований в сфере ИИ считается Дартмутская конференция 1956 г., на которой был предложен термин «Artificial Intelligence» (искусственный интеллект) [7]. Было высказано предположение, что каждый аспект человеческого интеллекта при достаточно подробном описании может быть смоделирован машиной: рассуждение, обучение, решение проблем, принятие решений и креативность [8].

¹ Президент России (2024) *Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 (ред. от 15.02.2024) «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации»*. [online] Available at: <http://www.kremlin.ru/acts/bank/44731/page/1> [Accessed 1.09.2025]. (in Russian)

В последующие годы сфера ИИ развивалась неравномерно: из-за циклической смены конъюнктуры периоды высокого и низкого интереса получили названия «лето ИИ» и «зима ИИ». Характеристика периодов приведена в табл. 1.

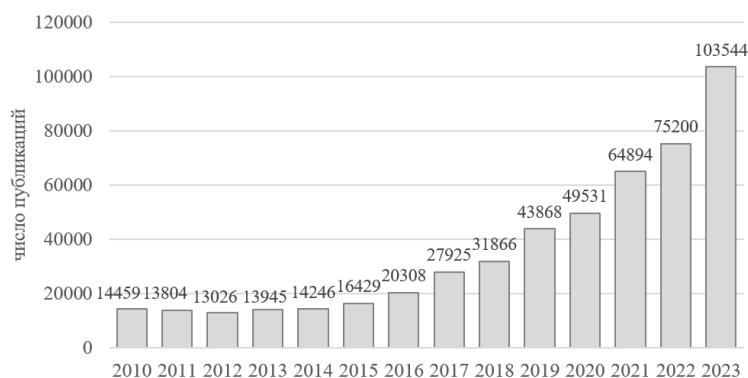
Таблица 1. Периоды развития исследований ИИ
Table 1. Periods of development of AI research

Период	Характеристика
1956–1974	Большой интерес к ИИ. Государственное финансирование поиска решений, основанных на логике. Ф. Розенблатт разработал перцептрон (математическую модель восприятия информации мозгом). Представлены первые программы для игры в шахматы, алгоритмы цифровой обработки изображений, программы обработки естественного языка, виртуальные собеседники.
1974–1980	Первая «зима ИИ»: завышенные ожидания не были оправданы, что привело к сокращению финансирования [7].
1980–1987	Развитие экспертных систем, основанных на нечеткой логике, компьютерной лингвистики. Обучение с подкреплением, появление первых систем компьютерного зрения [9].
1987–1993	Вторая «зима ИИ», связанная с тем, что экспертные системы оказались слишком дорогими и ограниченными в возможностях использования.
1993–2011	На фоне развития аппаратной базы возрастает оптимизм относительно перспектив ИИ. Развиваются нейросетевой машинный перевод, классификация и распознавание образов, беспилотные системы, виртуальные помощники.
2012–2025	Прорывные достижения в сфере генеративных нейросетей и машинного обучения. Развитие беспилотного транспорта.

Источник: составлено Б.Ш. Собировым

Рассматривая историю развития ИИ и динамику научных публикаций в данной сфере, стоит отметить высокий темп увеличения числа публикаций. По данным Института статистических исследований и экономики знаний НИУ ВШЭ, общемировое число публикаций по тематике ИИ в научных изданиях, индексируемых Scopus, за 2023 г. превысило аналогичный показатель за 2012 г. в 7,9 раза (рис. 1).

Если с 2010 по 2012 г. число публикаций незначительно снижалось, то начиная с 2013 г. фиксируется стабильный рост. С 2015 г. его темп увеличивается и в среднем за период с 2015 по 2023 г. составляет 25,1% в год (в отдельные годы – 2017, 2021, 2023-й – превышает 30%).



Источник: составлено Б.Ш. Собировым по материалам [10]

Рис. 1. Общемировое число публикаций по тематике ИИ в научных изданиях, индексируемых в Scopus

Fig. 1. Total number of publications on AI in scientific journals indexed in Scopus

Рейтинг стран-лидеров по числу публикаций и уровень их цитируемости представлен в табл. 2. Россия занимает 25-е место (2206 публикаций, 3,8 цитирований на статью).

**Таблица 2. Рейтинг стран-лидеров по числу публикаций
в области ИИ и уровень их цитируемости (2021–2023 гг.)**
**Table 2. Ranking of leading countries by the number of publications
on AI and their citation level (2021–2023)**

Страна	Число публикаций, ед.	Удельный вес в общемировом числе публикаций, %	Среднее число цитирований в расчете на одну публикацию, ед.
Китай	85216	35,00	6,9
Индия	45323	18,60	3,6
США	33538	13,80	10,8
Великобритания	10241	4,20	10,9
Германия	8128	3,34	9,1
Япония	6961	2,86	4,1
Канада	6307	2,59	8,7
Австралия	5725	2,35	16,2
Республика Корея	5484	2,25	9,0
Франция	5014	2,06	8,5

Источник: составлено Б.Ш. Собировым по материалам [10]

Для российских авторов публикационная активность с 2012 по 2023 г. выросла в 9,5 раза (рис. 2). Наблюдается три резких скачка — в 2015, 2020 и 2023 гг. В 2021 и 2022 гг. число публикаций уменьшается.

Проведя семантический обзор литературы, связанной с темами инноваций и ИИ в сфере экономики, М. Мариани, И. Мачадо, В. Магрелли и Й. Дживеди [11] выделили семь кластеров тем:

- 1) цифровая трансформация;
- 2) открытые инновации и умные города;
- 3) инновационные системы и сети в технологических инновациях;
- 4) прогнозирование;
- 5) управление знаниями и технологическим изменениям;
- 6) отношение потребителей к цифровым технологиям;
- 7) зеленые инновации.

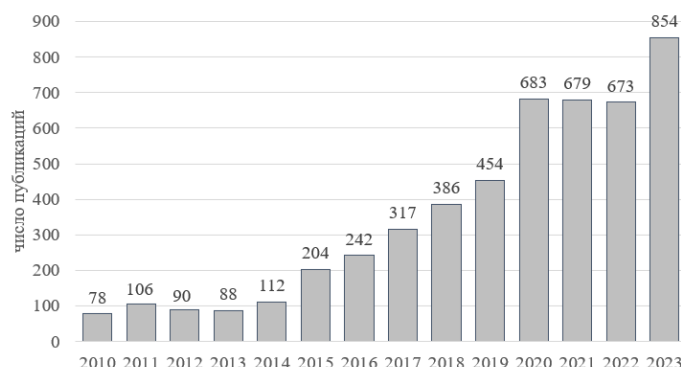
Зафиксирован значительный рост числа патентов в сфере ИИ — с 1999 в 2010 г. до 62264 в 2022 г. (рис. 3). Лидером по этому показателю является Китай — так, в 2022 г. было выдано 35315 патентов, что больше, чем суммарно во всех остальных странах.

Стоит отметить, что патентование изобретений, включающих в себя системы ИИ, сталкивается с определенными сложностями, обусловленными спецификой патентного законодательства различных стран.

Основными компонентами системы ИИ на основе машинного обучения выступают:

- алгоритмы;
- программное обеспечение;
- входные данные.

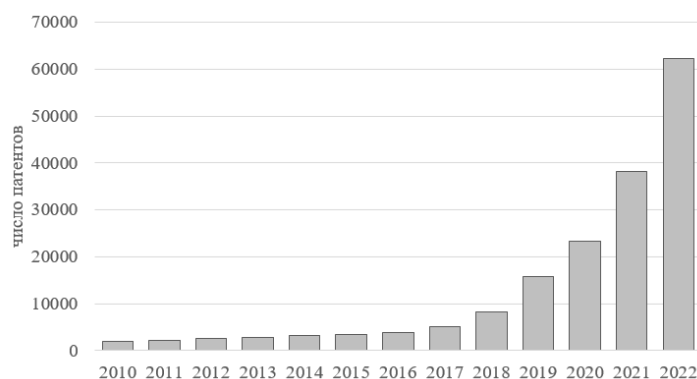
Во многих странах защита авторского права распространяется только на программное обеспечение; для алгоритмов подобная защита не предусмотрена.



Источник: составлено авторами по материалам [10]

Рис. 2. Число публикаций российских авторов по тематике ИИ в научных изданиях, индексируемых в Scopus

Fig. 2. Number of publications by Russian authors on AI in scientific journals indexed in Scopus



Источник: составлено Б.Ш. Собировым по материалам²

Рис. 3. Число патентов в сфере ИИ

Fig. 3. Number of patents in the field of AI

Правило 3 (3) Патентной инструкции к Евразийской патентной конвенции³ прямо устанавливает, что не признаются изобретением научные теории и математические методы, представление информации, методы выполнения умственных операций, алгоритмы и программы для вычислительных машин. Таким образом, системы ИИ неразрывно связаны с неохраняемыми объектами (математическими методами, алгоритмами и программами для вычислительных машин). Машинное обучение основано на вычислительных моделях и алгоритмах для целей классификации, кластеризации, регрессии и снижения размерности пространства, которые могут рассматриваться как математические методы. Более того, хотя нельзя отрицать важность данных для машинного обучения, данные как таковые, которые представляют собой простую информацию, не являются патентоспособным изобретением.

Патенты могут быть выданы в том случае, когда ИИ применяется для решения технической проблемы и имеет технических эффект, выходящий за рамки обычного физического

² Lu M. (2024) *Visualizing AI Patents by Country*. [online] Available at: <https://www.visualcapitalist.com/visualizing-ai-patents-by-country/> [Accessed: 06.09.2025].

³ Евразийское патентное ведомство. *Патентная инструкция к Евразийской патентной конвенции*. – [online] Available at: <https://www.eapo.org/documents/voprosy-pravovoj-ohrany-izobretenij/patentnaya-instrukciya-k-evrazijskoj-patentnoj-konvenczii/> [Accessed: 31.08.2025]. (in Russian)

взаимодействия между компьютерным оборудованием и программным обеспечением [12]. Так, например, в Китае в 2024 г. вступило в действие пересмотренное руководство по патентной экспертизе с обновленными критериями экспертизы изобретений, относящихся к ИИ [13]. В целом, согласно новым критериям, такие изобретения могут патентоваться, если алгоритм непосредственно технически связан с внутренней структурой компьютерной системы и предназначен для решения технических задач по повышению эффективности работы аппаратного обеспечения или улучшения получаемых результатов.

Большое количество публикаций и патентов свидетельствует об активных исследованиях в сфере ИИ, проводимых в Китае, но не о достигнутых возможностях. Для оценки уровня развития необходимо рассматривать другие показатели — в частности, количество значимых ИИ-моделей.

В исследованиях Epoch AI значимые модели выделяются на основе таких критериев, как инновационность на момент создания (передовые достижения), историческое влияние и высокая цитируемость. Примерами значимых моделей могут служить GPT-4o, Claude 3.5 и AlphaGeometry.

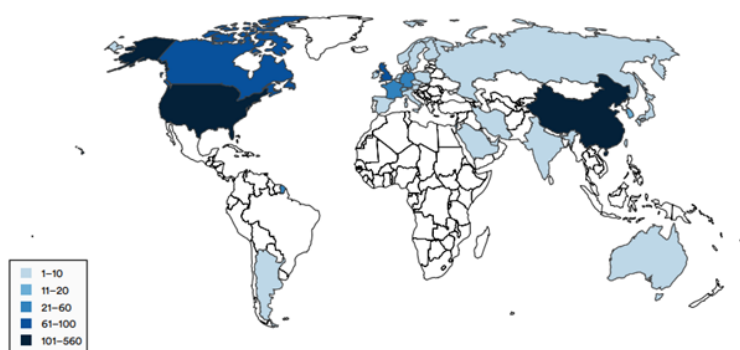
В 2024 г. США лидировали с 40 значимыми моделями ИИ, далее следовал Китай с 15 и Франция с тремя. Все лидеры выпустили меньше значимых моделей, чем в 2023 г., что может быть связано с такими факторами, как растущая сложность технологий, рост масштаба тренировки моделей и усложнение разработки новых подходов к моделированию. Распределение стран по суммарному количеству значимых моделей за период с 2003 по 2024 г. представлено на рис. 4.

Значимым на различных этапах жизненного цикла ИИ является процесс инженерии данных для ИИ. Как указано в ГОСТ Р 71539-2024 (ИСО/МЭК 5338:2023)⁴, он заключается в обеспечении возможности использования данных для создания моделей ИИ и их верификации. Данные занимают центральное место в инженерии моделей машинного обучения, поскольку они используются для их обучения. Для эвристических моделей роль данных при создании модели более вторична, поскольку в этом случае они могут использоваться для поддержки инженерии знаний.

В результате успешного выполнения процесса инженерии данных для ИИ должны быть достигнуты следующие результаты:

- выявлены требуемые данные и наборы данных, проведен анализ выборок из них и организовано их получение;
- обучающие данные и при необходимости валидационные (проверочные) данные подготовлены, отформатированы и сделаны доступными для моделей машинного обучения;
- подготовлены тестовые данные для валидации и/или верификации;
- подготовлены данные для ручного анализа, проводимого ради достижения более глубокого понимания с целью поддержки процессов инженерии данных для ИИ и инженерии моделей;
- выявлены автоматизированные процессы (если таковые имеются) для извлечения, преобразования и загрузки данных;
- любая запись и любое использование персональных данных в составе данных соответствуют применимым законам и нормативно-правовым требованиям;
- подготовлены артефакты (такие как метаданные) для отслеживания, документирования и поддержки данных и автоматизированных процессов, включая процесс управления конфигурацией;
- данные своевременно удаляются;
- обеспечено управление мультимодальными данными.

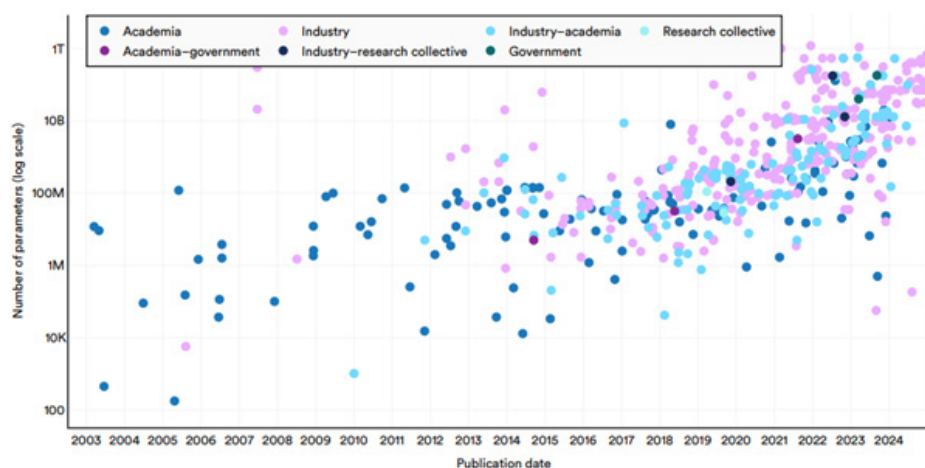
⁴ ГОСТ Р 71539-2024 (ИСО/МЭК 5338:2023) (ISO/IEC 5338:2023) (2024) Искусственный интеллект. Процессы жизненного цикла системы искусственного интеллекта. Artificial intelligence. AI system life cycle processes (ISO/IEC 5338:2023, Information technology – Artificial intelligence – AI system life cycle processes, MOD), М.: Российский институт стандартизации.



Источник: [16]

Рис. 4. Количество значимых моделей ИИ по странам (суммарно за 2003–2024 гг.)

Fig. 4. Number of significant AI models by country (cumulative for 2003–2024)



Источник: [16]

Рис. 5. Динамика изменения числа параметров моделей ИИ (по секторам)

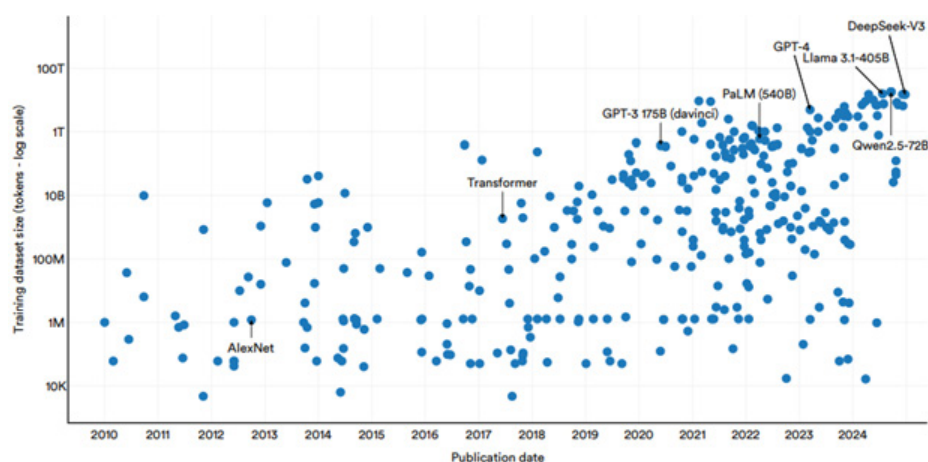
Fig. 5. Dynamics of changes in the number of parameters of AI models (by sector)

Реализация обучения модели и процесса инженерии данных в значительной степени определяет продолжительность этапов жизненного цикла ИИ.

Среди ключевых факторов, определяющих развитие цифровой инновации, основанной на ИИ, необходимо указать количество параметров модели.

Параметры в моделях машинного обучения — это числовые значения, полученные в ходе обучения и определяющие, как модель интерпретирует входные данные и делает прогнозы. Модели с большим количеством параметров требуют больше данных для обучения, но могут выполнять больше задач и, как правило, превосходят модели с меньшим количеством параметров.

На рис. 5 представлена динамика количества параметров моделей. С 2010 г. начинается резкое увеличение количества параметров, что связано с ростом сложности архитектуры моделей, развитием аппаратного обеспечения и инфраструктуры для хранения данных, повышением доступности данных. Эта тенденция более ярко проявляется в промышленном секторе. Каждый сектор выделяет значительные финансовые ресурсы на вычислительные затраты для обучения моделей.



Источник: [16]

Рис. 6. Динамика изменения размеров наборов данных, используемых для обучения ИИ

Fig. 6. Dynamics of changes in the sizes of data sets used for AI training

Увеличение числа параметров модели сопровождается ростом объема данных, используемых для обучения. Динамика изменения размеров наборов данных, использованных для обучения, представлена на рис. 6. Модель Transformer, выпущенная в 2017 г. и ставшая революционной в области больших языковых моделей, была обучена примерно на 2 млрд токенов. К 2020 г. GPT-3 175B — одна из моделей, лежащих в основе оригинальной модели ChatGPT, — была обучена примерно на 374 млрд токенов. Модель Llama 3.3, выпущенная летом 2024 г., была обучена примерно на 15 трлн токенов. По данным Epoch AI, наборы данных для обучения больших языковых моделей удваиваются примерно каждые восемь месяцев [16].

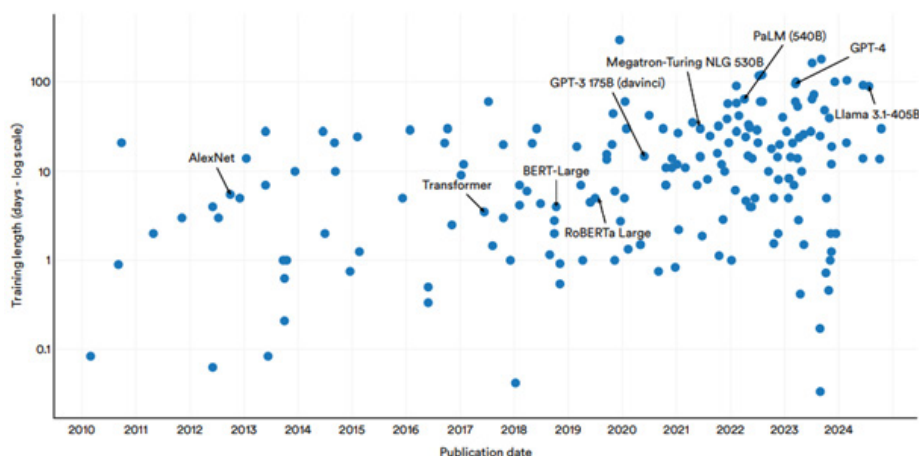
Обучение моделей на все более обширных наборах данных привело к значительному увеличению времени обучения (рис. 7).

Современным моделям, таким как Llama 3.1, требуется около 90 дней на обучение. Обучение Gemini 1.0 Ultra от Google, выпущенной в конце 2023 г., заняло около 100 дней. Это значительно отличается от срока обучения AlexNet, одной из первых моделей, использующих графические процессоры для повышения производительности, которая в 2012 г. обучилась всего за 5–6 дней. При этом обучение AlexNet проходило на гораздо менее совершенном оборудовании.

Как правило, сложность модели и размер обучающего набора данных напрямую влияют на объем необходимых вычислений. Чем сложнее модель и чем больше объем обучающих данных, тем больше вычислительных ресурсов требуется. До финального тренировочного запуска исследователи на этапе НИОКР проводят множество тестовых запусков. Совокупная стоимость нескольких запусков и подготовки необходимых наборов данных определяет высокие затраты на полное обучение модели. Однако для сопоставимости результатов целесообразно рассматривать потребность в ресурсах для одного запуска (финального). На рис. 8 представлены объемы обучающих вычислений, необходимые для моделей машинного обучения в разрезе секторов.

Потребность в вычислительных ресурсах растет экспоненциально. Удвоение происходит каждые пять месяцев — быстрее, чем растет объем наборов данных для обучения. Например, AlexNet (2012) требовала для обучения примерно 470 петафлопс, Transformer (2017) — около 7400 петафлопс, GPT-4o от OpenAI, одна из современных базовых моделей, — 38 млрд петафлопс (рис. 9).

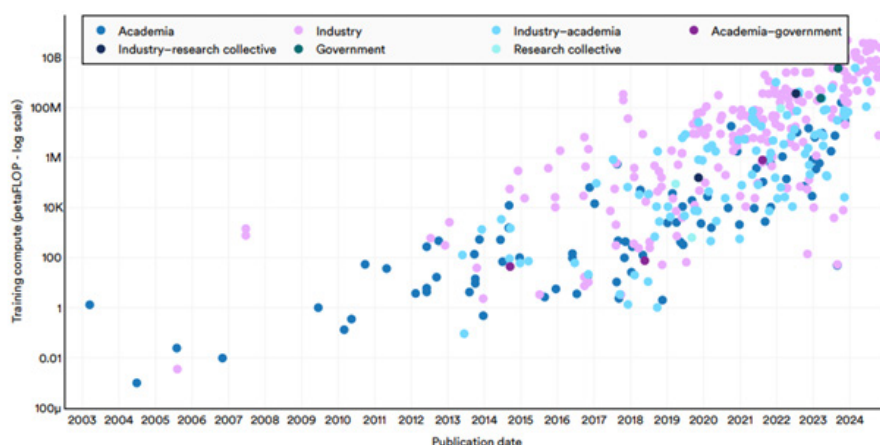
Существует прямая корреляция между стоимостью обучения моделей ИИ и их вычислительными требованиями. Как показано на рис. 10, модели с более высокими вычислительными потребностями в обучении стоят значительно дороже.



Источник: [16]

Рис. 7. Продолжительность обучения моделей

Fig. 7. Duration of model training



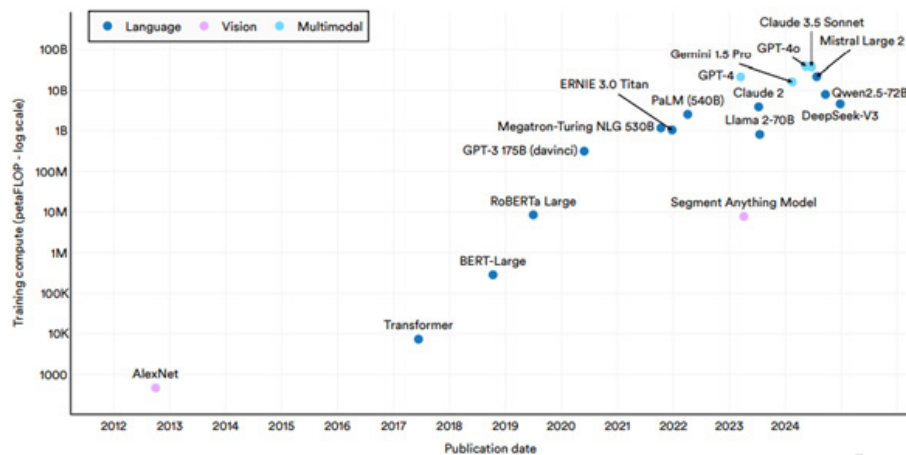
Источник: [16]

Рис. 8. Потребность в вычислительных ресурсах для обучения моделей ИИ (по секторам)

Fig. 8. Computational resource requirements for training AI models (by sector)

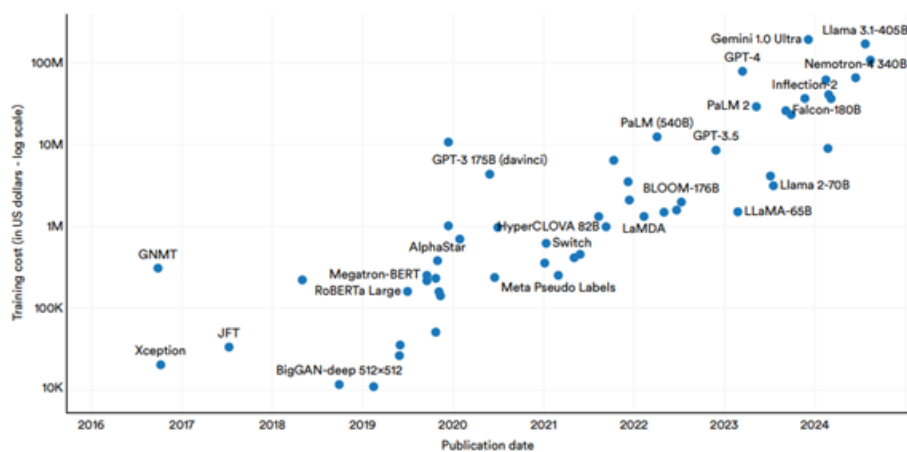
Быстрый рост спроса на вычислительные ресурсы (и, как следствие, рост стоимости обучения модели) имеет важные последствия. Корпорации, как правило, имеют больший доступ к вычислительным и финансовым ресурсам, чем академические учреждения. Это приводит к изменению списка ключевых акторов в сфере инноваций, основанных на ИИ. В последние годы большая часть ведущих моделей ИИ разрабатывается в промышленности.

Erosch AI классифицирует модели на основе их источника: промышленность включает такие компании, как Google, Meta и OpenAI; академический сектор — такие университеты, как Цинхуа, Массачусетский технологический институт и Оксфорд; правительственный сектор — такие государственные исследовательские институты, как Институт ИИ Алана Тьюринга в Великобритании и Институт технологических инноваций Абу-Даби; исследовательские коллективы включают такие некоммерческие исследовательские организации в области ИИ, как Институт ИИ Аллена и Институт Фраунгофера. На рис. 11 показано отраслевое происхождение значимых релизов ИИ по году выпуска моделей.



Источник: [16]

Рис. 9. Потребность в вычислительных ресурсах для обучения значимых моделей ИИ
Fig. 9. Computational resource requirements for training meaningful AI models



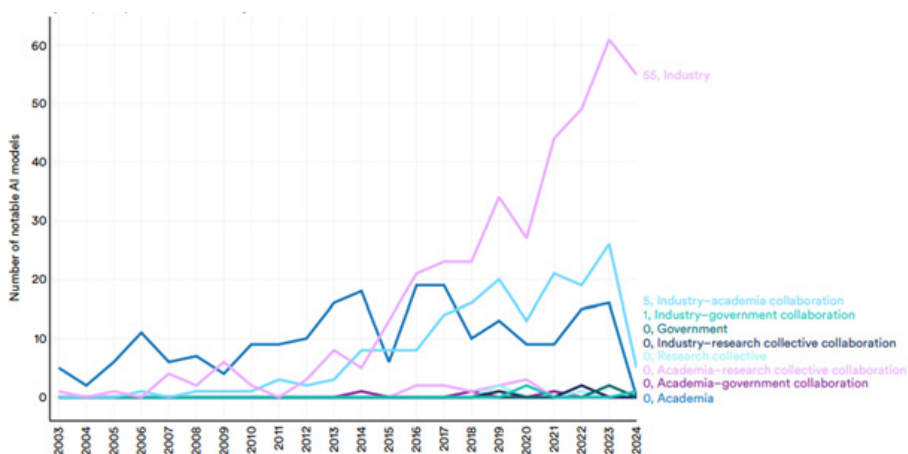
Источник: [16]

Рис. 10. Затраты на обучение моделей ИИ
Fig. 10. Costs of training AI models

До 2014 г. академический сектор лидировал по выпуску моделей машинного обучения. В последующие годы промышленность вышла на первое место. По данным Epoch AI, в 2024 г. промышленность выпустила 55 заметных моделей ИИ. В том же году Epoch AI не выявила ни одной заметной модели ИИ, созданной в академической среде. Со временем сотрудничество между промышленностью и наукой способствовало появлению все большего числа моделей. Доля известных моделей ИИ, созданных в промышленности, неуклонно росла за последнее десятилетие, достигнув 90,2% в 2024 г.

Факторы, влияющие на продолжительность этапов жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, представлены в табл. 3.

Для автоматизации и стандартизации процессов на протяжении всего жизненного цикла модели машинного обучения (от разработки и тестирования до развертывания, мониторинга и управления) применяется методология MLOps. MLOps устраняет разрыв между этапами разработки и эксплуатации цифровой инновации, основанной на ИИ [17–19].



Источник: [16]

Рис. 11. Распределение значимых моделей ИИ (по секторам)

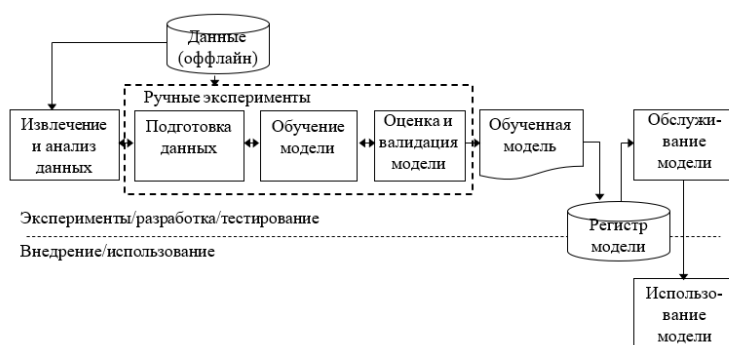
Fig. 11. Distribution of significant AI models (by sector)

**Таблица 3. Факторы, влияющие на продолжительность этапов
жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ**

Table 3. Factors influencing the duration of life cycle stages of digital innovations based on AI

Фактор	Характеристика
Наличие и доступность исходных данных	Инновации, предназначенные для решения различных задач, требуют различных исходных данных (тексты, изображения, видеозаписи и т.д.). Степень доступности информации отличается. Например, для языковых моделей могут использоваться тексты, размещенные в свободном доступе в интернете. Для специализированных моделей (таких, как медицинские) необходимо предварительно собрать результаты наблюдений или исследований.
Качество исходных данных	Подготовка данных предусматривает выборку, очистку, генерацию признаков, интеграцию, форматирование, разделение на обучающих, валидационный и тестовый датасеты.
Количество параметров модели	Увеличение числа параметров приводит к росту продолжительности обучения.
Доступные вычислительные ресурсы [14]	Большие вычислительные мощности позволяют ускорить процессы (в частности, обучения).
Уровень компетенций сотрудников, их релевантность задачам [15]	Компетенции ответственных сотрудников определяют результативность деятельности на каждом этапе жизненного цикла, скорость выполнения процессов, риски ошибок.
Организационная зрелость	Эффективность процессов зависит от корпоративной культуры, коммуникаций между участниками, методологии разработки.
Степень автоматизации процессов и повторного использования результатов	Уровень развития инфраструктуры в организации.
Используемый технологический стек	Применение библиотек, модулей, языков программирования, технологических платформ и прочих средств.
Факторы внешней среды	Факторы макроуровня (политические, экономические, социальные).

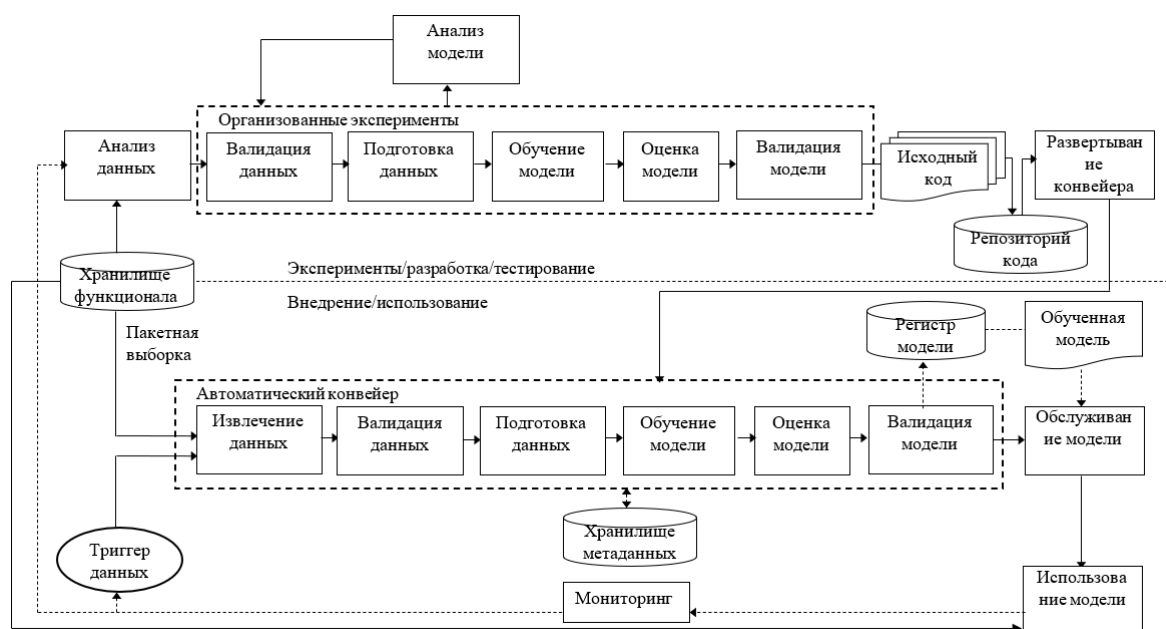
Источник: составлено Б.Ш. Собировым



Источник: составлено Б.Ш. Собировым

Рис. 12. Процессы жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, на нулевом уровне зрелости MLOps

Fig. 12. Lifecycle processes of digital innovations based on AI at zero level of MLOps maturity



Источник: составлено Б.Ш. Собировым

Рис. 13. Процессы жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, на первом уровне зрелости MLOps

Fig. 13. Life cycle processes of digital innovations based on AI at the first level of MLOps maturity

Нулевой уровень зрелости MLOps – ручной [20] – предполагает отсутствие автоматизации процессов обработки данных, проведения экспериментов и развертывания модели. Все процессы выполняют data-специалисты, инженеры по обработке данных и разработчики, отвечающие за интеграцию модели с бизнес-процессами и другими программными продуктами. Специалисты по данным передают обученную модель в качестве артефакта команде инженеров для развертывания. Из-за этого высок риск несогласованности этапов обучения и эксплуатации [21]. Схема процессов на нулевом уровне зрелости представлена на рис. 12.

Первый уровень зрелости характеризуется автоматизацией конвейера машинного обучения (рис. 13). Благодаря внедрению инструментов автоматизации проверки данных и модели, а также управления метаданными производится автоматизация процессов использования новых данных для повторного обучения в рабочей среде [22].

На первом уровне зрелости этапы эксперимента четко организованы, а переход между этапами автоматизирован. Модель автоматически обучается в рабочем процессе на основе свежих данных. Конвейер обеспечивает связь между средой разработки или эксперимента, препродуктивной и продуктивной средами. Как правило, процесс построения подобного конвейера представляет собой очень сложную задачу, решаемую многократно, методом проб и ошибок [23]. Информация о каждом выполнении конвейера машинного обучения регистрируется, что позволяет выявлять ошибки и аномалии.

Второй уровень зрелости позволяет быстро исследовать новые идеи в области проектирования признаков, архитектуры и параметров моделей. Он характеризуется особенностями, представленными в табл. 4.

Таблица 4. Характеристики этапов жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, на втором уровне зрелости MLOps
Table 4. Characteristics of the life cycle stages of digital innovations based on AI at the second level of MLOps maturity

Процесс	Характеристика
Разработка и эксперименты	Итеративное тестирование новых алгоритмов машинного обучения и новых моделей. Результат этапа – исходный код этапов конвейера машинного обучения.
Интеграция конвейера	Осуществляется непрерывная сборка исходного кода и тестирование [24]. Результат этапа – компоненты конвейера для последующего развертывания.
Поставка по конвейеру	Непрерывное развертывание артефактов в целевую среду. Результат этапа – развернутый конвейер с новой реализацией модели.
Запуск	Автоматизированный запуск конвейера в рабочей среде по расписанию или при наступлении определенных событий (триггер). Результат этого этапа – обученная модель, которая помещается в реестр моделей.
Мониторинг	Сбор статистики эффективности модели в режиме реального времени. Результат этого этапа – триггер запуска конвейера или нового цикла эксперимента. Непрерывный мониторинг и обратная связь гарантируют, что модели остаются эффективными и адаптируются к изменяющимся данным [25, 26].

Источник: составлено Б.Ш. Собировым

Оценка уровня зрелости необходима для совершенствования процессов разработки, тестирования и внедрения [27], что способствует сокращению продолжительности подготовительных (предшествующих использованию инновации) этапов жизненного цикла. Для обеспечения гибкости процесса MLOps и его компонентов целесообразно использовать комбинацию инструментов с открытым кодом и корпоративных решений [28, 29].

Таким образом, цифровые инновации на основе ИИ имеют четко выраженную структуру жизненного цикла, состоящую из нескольких ключевых этапов. Успешность внедрения и эксплуатации цифровых инноваций зависит от множества факторов, включая факторы внешней и внутренней среды. На структуру и продолжительность этапов жизненного цикла цифровой инновации, основанной на использовании ИИ, действуют как внешние, так и внутренние факторы – от макросреды до организационной зрелости, специфики организации процессов и доступных ресурсов в организации и характеристик самой рассматриваемой инновации (таких, как число параметров модели). Существование поддерживающей экосистемы (инвесторы, стартапы, научные учреждения) является ключевым фактором для развития и успешного внедрения ИИ-решений.

Заключение

Структура жизненного цикла цифровой инновации в значительной степени определяется жизненным циклом базовой для нее информационной системы. В то же время необходимо учитывать, что цифровая инновация не ограничивается технологической платформой.

Цифровая инновация предполагает выполнение цикла повторяющихся шагов, ориентированных на непрерывное совершенствование и гибкую реакцию на изменение условий внешней среды.

Анализ тенденции развития цифровых инноваций, основанных на ИИ, показал, что зафиксирован значительный рост числа патентов в сфере ИИ – с 1999 в 2010 г. до 62264 в 2022 г. Лидером по этому показателю является Китай – так, в 2022 г. было выдано 35315 патентов, что больше, чем суммарно во всех остальных странах.

Среди ключевых факторов, определяющих развитие цифровой инновации, основанной на ИИ, необходимо указать количество параметров модели. С 2010 г. начинается резкое увеличение количества параметров, что связано с ростом сложности архитектуры моделей, развитием аппаратного обеспечения и инфраструктуры для хранения данных, повышением доступности данных. Эта тенденция более ярко проявляется в промышленном секторе. Отрасль выделяет значительные финансовые ресурсы на вычислительные затраты для обучения моделей.

Среди факторов, влияющих на продолжительность различных этапов жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, мы выделили факторы внешней и внутренней среды (качество исходных данных, количество параметров модели, доступные вычислительные ресурсы, уровень компетенций сотрудников, организационная зрелость, степень автоматизации процессов, используемый технологический стек).

На различных этапах жизненного цикла цифровых инноваций, основанных на ИИ, протекают разные процессы, зависящие от уровня развития методологии управления. Оценка уровня зрелости необходима для совершенствования процессов разработки, тестирования и внедрения, что способствует сокращению продолжительности предшествующих использованию инновации этапов жизненного цикла.

Для автоматизации и стандартизации процессов на протяжении всего жизненного цикла модели машинного обучения (от разработки и тестирования до развертывания, мониторинга и управления) применяется методология MLOps, уровнем зрелости которой в значительной степени определяется продолжительность этапов жизненного цикла цифровой инновации.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Шагеев А.Э. (2023) Цифровые инновации в современном мире: отличительные черты, предпосылки и возможности использования. *Российские регионы в фокусе перемен*, 845–848.
2. Силкина Г.Ю., Шабан А.П. (2023) Цифровые инновации: сущностные характеристики и особенности. *π-Economy*, 16 (5), 51–62. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16504>
3. Абрамов И.В., Лукина Ю.Д., Абрамов В.И. (2022) Обеспечение развития аддитивных технологий в России в условиях санкций. *Российский экономический вестник*, 5 (4), 198–204.
4. Рыжкова А. (2023) *Тренды цифровой трансформации отраслей, в том числе с помощью технологий ИИ*. Опыт России, М.: МГИМО.
5. Мальцева И.Ф., Шульгина Ю.В. (2024) Использование систем искусственного интеллекта в управленческих и производственных процессах. *Естественно-гуманитарные исследования*, 5 (55), 220–228.
6. Ватлина Л.В., Плотников В.А. (2023) Цифровизация и инновационное развитие экономики. *Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета*, 1 (139), 106–113.

7. WIPO (2020) *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*. [online] Available at: https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/en/wipo_pub_1055.pdf [Accessed 24.08.2025].
8. Rai A., Constantinides P., Sarker S. (2019) Next-Generation Digital Platforms: Toward Human-AI Hybrids. *MIS Quarterly*, 43, 1, iii–ix.
9. Агентство промышленного развития Москвы (2025) *Технологии искусственного интеллекта*. [online] Available at: <https://apr.moscow/content/data/6/11%20Технологии%20искусственного%20интеллекта.pdf> [Accessed 31.08.2025].
10. ИСИЭЗ (2024) *Публикационная активность в области ИИ: основные тренды*. [online] Available at: <https://issek.hse.ru/news/954002759.html> [Accessed 5.09.2025].
11. Mariani M.M., Machado I., Magrelli V., Dwivedi Y.K. (2023) Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions. *Technovation*, 122, art. no. 102623. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102623>
12. Бледнов К. (2024) Патентование изобретений, включающих в себя системы искусственного интеллекта. *Инженер*, 6, 14–16.
13. CNIPA (2023) *The Fourth Interpretation of the Revisions to the Patent Examination Guidelines (2023) – Examination of Patent Applications for Invention Involving Computer Programs*. [online] Available at: https://www.cnipa.gov.cn/art/2024/1/18/art_2199_189877.html [Accessed 4.09.2025].
14. Попова О.Б., Кокоуров П.В. (2025) Исследование зависимости скорости и качества работы модели машинного обучения от заранее выбранных параметров. *Машиностроение: сетевой электронный научный журнал*, 12 (2), 24–29. DOI: <https://doi.org/10.24892/RIJIE/20250205>
15. Вертакова Ю.В., Плотников В.А. (2024) Организационно-управленческий подход к формированию и развитию цифровых компетенций работников в условиях Индустрии 5.0. *Экономическое возрождение России*, 4 (82), 71–92. DOI: <https://doi.org/10.37930/1990-9780-2024-4-82-71-92>
16. Maslej N., Fattorini L., Perrault R. et al. (2025) *The AI Index 2025 Annual Report*. [online] Available at: https://hai.stanford.edu/assets/files/hai_ai_index_report_2025.pdf [Accessed 6.09.2025].
17. Fitzgerald B., Stol K.-J. (2017) Continuous software engineering: A roadmap and agenda. *Journal of Systems and Software*, 123, 176–189. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2015.06.063>
18. Sundberg L., Holmström J. (2023) Democratizing artificial intelligence: How no-code AI can leverage machine learning operations. *Business Horizons*, 66 (6), 777–788. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2023.04.003>
19. Liu Y., Ling Z., Huo B., Wang B., Chen T., Mouine E. (2020) Building A Platform for Machine Learning Operations from Open Source Frameworks. *IFAC-PapersOnLine*, 53 (5), 704–709. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.04.161>
20. Ямиков Р.Р., Григорян К.А. (2022) Анализ и разработка конвейера MLOps для развертывания моделей машинного обучения. *Электронные библиотеки*, 25 (2), 177–196. DOI: <https://doi.org/10.26907/1562-5419-2022-25-2-177-196>
21. Google Cloud: Cloud Architecture Center (2025) *MLOps: Continuous delivery and automation pipelines in machine learning*. [online] Available at: <https://cloud.google.com/architecture/mlops-continuous-delivery-and-automation-pipelines-in-machine-learning?ref=hackernoon.com> [Accessed 8.09.2025].
22. Бадулин А.С. (2022) Принципы автоматизации процесса разработки и построения конвейера машинного обучения. *Вопросы устойчивого развития общества*, 6, 844–849.
23. Болодурина И.П., Парфенов Д.И., Шухман А.Е., Забродина Л.С. (2021) Автоматизированное машинное обучение: обзор возможностей современных платформ анализа данных. *Системная инженерия и информационные технологии*, 3 (1 (5)), 50–57.
24. Куприянов С.И., Радченко И.А. (2023) О подходе к построению интеллектуальных систем на основе парадигмы MLOps. *Научно-технический вестник Поволжья*, 9, 158–161.
25. Vänskä S., Kemell K.-K., Mikkonen T., Abrahamsson P. (2024) Continuous Software Engineering Practices in AI/ML Development Past the Narrow Lens of MLOps: Adoption Challenges. *e-Infomatica Software Engineering Journal*, 18 (1), art. no. 240102. DOI: <https://doi.org/10.37190/e-Inf240102>
26. Zarour M., Alzabut H., Al-Sarayreh K.T. (2025) MLOps best practices, challenges and maturity models: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 183, art. no. 107733, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107733>



27. Marquez R., Rodriguez M., Verdugo J., Romero F.P., Piattini M. (2025) An Artificial Intelligence maturity assessment framework based on international standards. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 159 (B), art. no. 111637. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.111637>
28. Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. (2023) Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture. *IEEE Access*, 11, 31866–31879. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3262138>
29. Amrit C., Narayanappa A.K. (2025) An analysis of the challenges in the adoption of MLOps. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10 (1), art. no. 100637. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100637>

REFERENCES

1. Shageev A. (2023) Digital Innovations in the Modern World: Distinctive Features, Prerequisites and Possibilities of Use. *Rossiiskie regiony v fokuse peremen [Russian regions in the spotlight of change]*, 845–848.
2. Silkina G.Yu., Shaban A.P. (2023) Digital innovation: essential characteristics and features. *π-Economy*, 16 (5), 51–62. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16504>
3. Abramov I.V., Lukina Yu.D., Abramov V.I. (2022) Prospects and problems of the use of additive technologies in Russia under the anti-Russian sanctions. *Russian Economic Bulletin*, 5 (4), 198–204.
4. Ryzhkova A. (2023) *Trendy tsifrovoy transformatsii otraslei, v tom chisle s pomoshch'iu tekhnologii II. Opyt Rossii [Trends in digital transformation of industries, including through AI technologies. The Russian experience]*, Moscow: MGIMO.
5. Maltseva I.F., Shulgina Yu.V. (2024) The use of artificial intelligence systems in management and production processes. *Natural-Humanitarian Studies*, 5 (55), 220–228.
6. Vatlina L.V., Plotnikov V.A. (2023) Digitalization and innovative development of the economy. *Izvestiâ Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo èkonomicheskogo universiteta*, 1 (139), 106–113.
7. WIPO (2020) *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*. [online] Available at: https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/en/wipo_pub_1055.pdf [Accessed 24.08.2025].
8. Rai A., Constantinides P., Sarker S. (2019) Next-Generation Digital Platforms: Toward Human-AI Hybrids. *MIS Quarterly*, 43, 1, iii–ix.
9. Agentstvo promyshlennogo razvitiia Moskvyy [Moscow Industrial Development Agency] (2025) *Tekhnologii iskusstvennogo intellekta [AI Technologies]*. [online] Available at: <https://apr.moscow/content/data/6/11%20Технологии%20искусственного%20интеллекта.pdf> [Accessed 31.08.2025].
10. ISIEZ (2024) *Publikatsionnaya aktivnost' v oblasti II: osnovnye trendy [Publication activity in the field of AI: main trends]*. [online] Available at: <https://issek.hse.ru/news/954002759.html> [Accessed 5.09.2025].
11. Mariani M.M., Machado I., Magrelli V., Dwivedi Y.K. (2023) Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions. *Technovation*, 122, art. no. 102623. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102623>
12. Blednov K. (2024) Patentovaniye izobreteniy, vklyuchayushchikh v sebya sistemy iskusstvennogo intellekta. *Inzhener*, 6, 14–16.
13. CNIPA (2023) *The Fourth Interpretation of the Revisions to the Patent Examination Guidelines (2023) – Examination of Patent Applications for Invention Involving Computer Programs*. [online] Available at: https://www.cnipa.gov.cn/art/2024/1/18/art_2199_189877.html [Accessed 4.09.2025].
14. Popova O.B., Kokourov P.V. (2025) Study of the Dependence of the Speed and Quality of the Machine Learning Model on Pre-Selected Parameters. *Russian Internet Journal of Industrial Engineering*, 12 (2), 24–29. DOI: <https://doi.org/10.24892/RIJIE/20250205>
15. Vertakova Y.V., Plotnikov V.A. (2024) Organizational and Managerial Approach to Defining and Developing Digital Competences of Employees in the Context of Industry 5.0. *Economic Revival of Russia*, 4 (82), 71–92. DOI: <https://doi.org/10.37930/1990-9780-2024-4-82-71-92>
16. Maslej N., Fattorini L., Perrault R. et al. (2025) *The AI Index 2025 Annual Report*. [online] Available at: https://hai.stanford.edu/assets/files/hai_ai_index_report_2025.pdf [Accessed 6.09.2025].
17. Fitzgerald B., Stol K-J. (2017) Continuous software engineering: A roadmap and agenda. *Journal of Systems and Software*, 123, 176–189. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2015.06.063>

18. Sundberg L., Holmström J. (2023) Democratizing artificial intelligence: How no-code AI can leverage machine learning operations. *Business Horizons*, 66 (6), 777–788. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2023.04.003>
19. Liu Y., Ling Z., Huo B., Wang B., Chen T., Mouine E. (2020) Building A Platform for Machine Learning Operations from Open Source Frameworks. *IFAC-PapersOnLine*, 53 (5), 704–709. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.04.161>
20. Yamikov R.R., Grigorian K.A. (2022) Analysis and development of the MLOps pipeline for ml model deployment. *Russian Digital Libraries Journal (RDLJ)*, 25 (2), 177–196. DOI: <https://doi.org/10.26907/1562-5419-2022-25-2-177-196>
21. Google Cloud: Cloud Architecture Center (2025) *MLOps: Continuous delivery and automation pipelines in machine learning*. [online] Available at: <https://cloud.google.com/architecture/mlops-continuous-delivery-and-automation-pipelines-in-machine-learning?ref=hackernoon.com> [Accessed 8.09.2025].
22. Badulin A.S. (2022) Principles of automation of the process of development and building ml-pipeline. *Voprosy ustoichivogo razvitiia obshchestva [Issues of sustainable development of society]*, 6, 844–849.
23. Bolodurina I.P., Parfenov D.I., Shukhman A.E., Zabrodina L.S. (2021) Automated machine learning: overview of the capabilities of modern data analysis platforms. *Systems Engineering and Information Technologies*, 3 (1 (5)), 50–57.
24. Kupriianov S.I., Radchenko I.A. (2023) O podkhode k postroeniiu intellektual'nykh sistem na osnove paradigmy MLOps [On the approach to building intelligent systems based on the MLOps paradigm]. *Scientific and Technical Volga region Bulletin*, 9, 158–161.
25. Vänskä S., Kemell K.-K., Mikkonen T., Abrahamsson P. (2024) Continuous Software Engineering Practices in AI/ML Development Past the Narrow Lens of MLOps: Adoption Challenges. *e-Informatica Software Engineering Journal*, 18 (1), art. no. 240102. DOI: <https://doi.org/10.37190/e-Inf240102>
26. Zarour M., Alzabut H., Al-Sarayreh K.T. (2025) MLOps best practices, challenges and maturity models: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 183, art. no. 107733, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107733>
27. Marquez R., Rodriguez M., Verdugo J., Romero F.P., Piattini M. (2025) An Artificial Intelligence maturity assessment framework based on international standards. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 159 (B), art. no. 111637. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.111637>
28. Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. (2023) Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture. *IEEE Access*, 11, 31866–31879. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3262138>
29. Amrit C., Narayanappa A.K. (2025) An analysis of the challenges in the adoption of MLOps. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10 (1), art. no. 100637. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100637>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

ВЕРТАКОВА Юлия Владимировна

E-mail: vertakova7@yandex.ru

Yulia V. VERTAKOVA

E-mail: vertakova7@yandex.ru

ШУЛЬГИНА Юлия Валерьевна

E-mail: jvl@inbox.ru

Yulia V. SHULGINA

E-mail: jvl@inbox.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7619-9579>



СОБИРОВ Бежан Шукриллович

E-mail: bejan.sobirov@gmail.com

Bezhan Sh. SOBIROV

E-mail: bejan.sobirov@gmail.com

Поступила: 30.09.2025; Одобрена: 21.10.2025; Принята: 21.10.2025.

Submitted: 30.09.2025; Approved: 21.10.2025; Accepted: 21.10.2025.