

---

## ФИНАНСЫ

---

Д.А. КОЧЕРГИН

доктор экономических наук, доцент,  
главный научный сотрудник ФГБУН Институт экономики РАН

### ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФИНАНСОВОЙ СФЕРЕ

Статья посвящена исследованию направлений применения искусственного интеллекта в финансовой сфере. В ходе исследования рассмотрены основные понятия и элементы технологии искусственного интеллекта, определены основные области его применения в финансовой сфере, выявлены новые возможности и риски, обусловленные внедрением искусственного интеллекта. В результате исследования установлено, что внедрение искусственного интеллекта позволяет автоматизировать бизнес-процессы, оптимизировать использование ресурсов и времени, выполнять рутинные процессы и решать сложные задачи посредством анализа больших данных и распознавания закономерностей. Основными областями использования искусственного интеллекта в финансовом секторе являются: платежи, финансовое посредничество, страхование и управления активами. В этих областях применение искусственного интеллекта повысит эффективность предоставления финансовых услуг за счет снижения затрат на внутреннюю обработку транзакций, соответствия нормативным требованиям, выявления мошенничества и обслуживания клиентов. Вместе с тем, применение искусственного интеллекта генерирует новые источники киберрисков, обостряет проблемы предвзятости и дискриминации при принятии финансовых решений, что способствует росту юридических и операционных рисков.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, большие языковые модели, генеративный искусственный интеллект, агенты искусственного интеллекта, общий искусственный интеллект, применение искусственного интеллекта в платежах, кредитовании, страховании и управлении активами, риски внедрения искусственного интеллекта.

УДК: 336.71, 004.8

EDN: EQJOKW

DOI: 10.52180/2073-6487\_2025\_6\_147\_169

## Введение

Технология искусственного интеллекта (ИИ) наравне с другими новыми информационными технологиями, такими как блокчейн, Интернет вещей, аналитика больших данных, облачные вычисления и др. является критически важной для развития экономики в целом и финансовой сферы в частности на ближайшие десятилетия. Хотя концепция искусственного интеллекта известна по научно-фантастическим произведениям литературы и кинематографа на протяжении многих лет, лишь в последние годы отдельные разновидности и модели искусственного интеллекта стали широкодоступными экономическим агентам. Большие языковые модели и генеративный искусственный интеллект изменили способ взаимодействия людей с компьютерными алгоритмами.

Новейшие достижения в области искусственного интеллекта стали возможны благодаря накоплению огромных массивов данных и значительному росту вычислительной мощности аппаратного обеспечения, позволившим использовать большие массивы данных для программного обучения. Освоение моделей обработки естественного языка, больших языковых моделей и инструментов генеративного искусственного интеллекта экономическими агентами происходит со скоростью, значительно опережающей предыдущие волны технологических внедрений. Современные возможности применения искусственного интеллекта простираются от универсального использования в чат-ботах (ChatGPT, Google Gemini, Grok, DeepSeek и др.) и агентах искусственного интеллекта (AutoGPT, Devin и др.) до более специфического применения в кейсах по отмыванию денег, управлению цепочками поставок, прогнозированию инфляции, оценке объемов выбросов парниковых газов и др. Поэтому, компании во всех отраслях экономики, в том числе в финансовой сфере, стремятся внедрять различные инструменты и приложения ИИ, наиболее соответствующие их бизнес-задачам.

Статья посвящена исследованию основных направлений современного применения искусственного интеллекта в деятельности финансовых организаций и центральных банков. В ходе исследования рассмотрены основные понятия и элементы технологии искусственного интеллекта, определены основные возможности и риски применения ИИ в области платежей, финансового посредничества, страхования и управления активами.

## Основные понятия, элементы и модели искусственного интеллекта

Термин «искусственный интеллект» (artificial intelligence, AI) является широким понятием, обозначающим компьютерные системы, выполняющие задачи, требующие интеллекта, подобного челове-

скому [3]. Неразрывным образом с понятием ИИ связаны термины «генеративного искусственного интеллекта» и «общего искусственного интеллекта». Генеративный искусственный интеллект (generative artificial intelligence, GAI) представляет собой разновидность ИИ, имитирующую когнитивные процессы, которая позволяет создавать оригинальный контент, такой как текст, изображения, видео, аудио или программный код, в ответ на запрос пользователя на естественном языке. В то время как общий (универсальный) искусственный интеллект (artificial general intelligence, AGI) является разновидностью ИИ, которая наделена полноценными когнитивными возможностями подобными человеческим. Нужно понимать, что реальные инструменты ИИ, доступные сегодня в силу научно-исследовательских и технологических ограничений, сводятся к GAI. Создание подлинного AGI остается пока объектом мечтаний.

Истоки искусственного интеллекта лежат в 1930-1950-х гг., когда появились такие инновации как машина Тьюринга [32], алгоритмическая теория и первые электронные вычислительные машины, позволившие предлагать решения простейших задач, основанные на формализованных (программируемых) правилах. Этот исходный этап в эволюции ИИ принято называть этапом «вычислений» или «компьютейшен» (computation)<sup>1</sup>. Инновации, появившиеся на этом этапе, позволили компьютерам приступить к выполнению начальных «интеллектуальных» действий.

Последующие достижения в области машинного обучения (machine learning, ML)<sup>2</sup> и развития нейронных сетей (neural networks, NN)<sup>3</sup> в 1950–1990-х гг. – от создания теста Тьюринга [33], реализации первых обучающих систем ML<sup>4</sup> и изобретения первого прототипа нейронной сети персептрона (perceptron)<sup>5</sup> [30] до расцветов алгоритмов обучения,

<sup>1</sup> Компьютейшен (computation) – это основополагающий этап в развитии ИИ, когда появилась возможность систематически обрабатывать информацию с помощью формальных правил.

<sup>2</sup> Машинное обучение (ML) – это собирательный термин, обозначающий методы, предназначенные для обнаружения закономерностей в данных и их использования для прогнозирования или принятия решений.

<sup>3</sup> Нейронная сеть (NN) – математическая модель, предназначенная для распознавания закономерностей и обучения на данных, которая принимает решения аналогично человеческому мозгу, используя процессы, имитирующие работу биологических нейронов.

<sup>4</sup> Программа, играющая в шашки и обучающаяся в процессе игры, разработанная Артуром Самуэлом (IBM) в 1952 г. Именно А. Самуэл первым в 1959 г. ввел в оборот термин «Machine Learning».

<sup>5</sup> Персептрон (perceptron) – первая модель нейронной сети, в которой обоснована математическая модель создания искусственного нейрона. Термин «Perceptron» был впервые введен Фрэнком Розенблаттом в 1958 г.

таких как «обратное распространение ошибки» (backpropagation)<sup>6</sup>, «дерево решений» (decision trees)<sup>7</sup>, «метод опорных векторов» (support vector machine)<sup>8</sup>, «случайный лес» (random forest)<sup>9</sup> и др., – а также стремительное увеличение вычислительных мощностей компьютеров привело к значимому прогрессу в развитии технологий ИИ. Так компьютеры научились не только играть в шахматы и вести беседу, но и решать другие относительно интеллектуальные задачи.

Активное развитие нейронных сетей в 1980–2010-е гг., основным строительным блоком которых выступают искусственные нейроны (artificial neurons)<sup>10</sup> с последовательным наращиванием количества слоев позволило сформировать многослойные сети, характеризующиеся большой глубиной сети (network's depth)<sup>11</sup>. Чем больше количество слоев, тем более сложные взаимосвязи в данных улавливают нейронные сети. При этом, важное значение в нейронных сетях имеют так называемые веса, определяющие силу связей между различными нейронами и слоями, которые называются параметрами нейронной сети (NN's parameters). Эти параметры улучшают «обучение» сети итеративно в процессе своего функционирования. Развитие нейронных сетей позволило со временем реализовать различные цифровые приложения по распознаванию лиц и голосовым помощникам, которые нашли широкое применение в финансовой сфере.

<sup>6</sup> Обратное распространение ошибки (backpropagation) является ключевым алгоритмом/методом обучения нейронных сетей, позволяющим нейросети корректировать свои веса, чтобы уменьшить ошибку предсказания.

<sup>7</sup> Дерево решений (decision trees) – это один из основных алгоритмов машинного обучения в задачах классификации и регрессии. В этом алгоритме структура похожа на дерево: каждый внутренний узел – это условие на признак; каждая ветвь – результат условия; каждый лист – итоговое значение.

<sup>8</sup> Метод опорных векторов (support vector machine) – это алгоритм машинного обучения, который позволяет построить гиперплоскость для разделения данных на классы с максимальным зазором между ними. Этот метод используется в ситуациях, в которых требуется разделить данные на классы или предсказать числовое значение.

<sup>9</sup> Случайный лес (random forest) – это алгоритм машинного обучения, основанный на идее объединения множества деревьев решений для получения более точного результата. Он используется преимущественно в задачах классификации и регрессии.

<sup>10</sup> Искусственные нейроны – это вычислительные блоки, организованные в виде последовательности слоев, в которых нейроны первого слоя принимают входные данные и выводят значение активации, а последующие слои берут на входе выходные значения предыдущего слоя, преобразуют их и выдают новое значение чисел, готовых для анализа.

<sup>11</sup> Глубина сети – это количество слоев, которые позволяют нейронным сетям улавливать сложные взаимосвязи в данных. Глубокие сети с большим количеством параметров требуют больше данных для обучения, но и предсказывают точнее.

Развитие глубокого обучения (deep learning, DL)<sup>12</sup> с применением современных NN стало следующим большим шагом в развития ИИ в 1980–2010-е гг.<sup>13</sup> Вскоре на базе DL появилась такая область искусственного интеллекта как обработка естественного языка (natural language processing, NLP)<sup>14</sup>, лежащая в основе многих современных моделей ИИ. В период так называемого статистического NLP (statistical natural language processing) (1980-2010 гг.) основной акцент делался на применении моделей математической вероятности и анализе больших текстовых коллекций, на основании которых машинные модели извлекали статистические закономерности из данных. Это позволяло успешно применять статистическую NLP в машинном переводе, реализации поиска и ранжирования информации, классификации документов, автоматическом резюмировании и др. Однако статистическая обработка естественного языка имела ограниченное понимание глубокого контекстного смысла, контекст обрабатывался лишь локально, статистическая обработка плохо справлялась с нечасто встречающимися словами и неизвестными текстовыми структурами.

В период семантических векторных представлений (embeddings) (2013–2017 гг.) появилась возможность машинной обработки неструктурированных данных. Для реализации такой возможности визуальные или категориальные данные (слова, фразы, изображения) стали встраиваться в массивы чисел. Этот подход был впервые применен в модели Word2Vec<sup>15</sup> и позволил интерпретировать массивы чисел в виде точек в векторном пространстве. Расстояние между векторами указывает на измерение сходства, что позволяет проводить алгебраические обработки с исходно качественными данными. В экономическом смысле, концепция встраивания может использоваться для картирования пространства экономических идей, выявления скрытых точек зрения или методологических подходов, которые можно связать с конкретными экономическими решениями, например по ключевой ставке или валютному курсу [3].

Параллельно в (2014–2018 гг.) была реализована оригинальная архитектура NLP получившая название «последовательность в последовательность» с механизмом внимания (sequence-to-

<sup>12</sup> Глубокое обучение (DL) – это разновидность методов ML, использующая нейронные сети с большим числом слоев («глубоких» нейросетей), позволяющая автоматически извлекать сложные закономерности из текстовых, графических и аудиовизуальных данных.

<sup>13</sup> Для более подробного технического введения в ИИ см.: [31].

<sup>14</sup> Обработка естественного языка (NLP) – область применения ML для работы с языком, позволяющая машинам понимать лингвистику, определять значение контекста и самим генерировать смысловые фразы и предложения.

<sup>15</sup> См.: [18].

sequence + attention). Она была реализована в модели Seq2seq<sup>16</sup>, позволяющей преобразовать одну последовательность данных в другую, например, при переводе с одного языка на другой. В финансовой сфере Seq2seq может успешно применяться при прогнозировании временных рядов (цен на акции, объемы торгов активами и др.), обработки финансовых документов и автоматической генерации описания транзакций.

Логическим продолжением развития NLP стало появления нового этапа в развитии ИИ, который можно назвать этапом трансформеров (transformers). На этом этапе развития искусственного интеллекта появляются оригинальные модели, в основе которых лежат механизмы многоголового внимания (multi-headed attention)<sup>17</sup> и позиционного кодирования (positional encoding)<sup>18</sup>, применяемые для правильного определения контекста используемых слов [3]. Модели трансформеров (transformers models) предназначены для обработки последовательностей, в которых полностью отказались от работы с так называемыми рекуррентными слоями (RNN-layer)<sup>19</sup> в пользу механизмов многоголового внимания. За счет параллельной обработки информационной последовательности, эффективной работы с длинными зависимостями, хорошей масштабируемости и универсальности применения модели трансформеров легли в основу создания больших языковых моделей.

Большие языковые модели (large language models, LLM)<sup>20</sup> сыграли важную роль в современном развитии ИИ, являясь одной из наиболее продвинутых разновидностей NLP. Появление LLM позволило нейросетям получить доступ ко всему контексту слова, а не только к смеж-

<sup>16</sup> Seq2seq (sequence-to-sequence) представляет собой тип нейросетевой архитектуры в области NLP, используемый для преобразования одной текстовой последовательности в другую, который является наиболее эффективным в задачах, где длины входа и выхода текста различаются.

<sup>17</sup> Механизм многоголового внимания является ключевым компонентом моделей трансформеров, реализующим несколько слоев внимания, работающих параллельно, что повышает способность модели одновременно фокусироваться на различных частях входной последовательности данных.

<sup>18</sup> Механизм позиционного кодирования является важным компонентом моделей трансформеров, позволяющим включать информацию о положении элементов в последовательности, что имеет решающее значение для задач, связанных с последовательными данными, такими как NLP.

<sup>19</sup> Рекуррентный слой – это нейросетевой слой, который обрабатывает данные последовательно, сохраняя информацию о предыдущих шагах в памяти.

<sup>20</sup> Большие языковые модели (LLM) – это модели ИИ, обученные на значительном количестве параметров или огромных объемах данных, что делает их способными понимать и генерировать естественный язык и другие типы контента для выполнения широкого спектра задач.

ным словам в предложении и позволило улавливать нюансы текстового перевода или анализировать настроения текстов<sup>21</sup>. Большие языковые модели способны значительно более точно, чем их предшественники, понимать смысловые значения и генерировать точные ответы при минимальном количестве или полном отсутствии предыдущих примеров. В отличие от своих предшественников, большие языковые модели обладают способностью к обучению в процессе так называемых нескольких выстрелов (few-shot learning)<sup>22</sup> и демонстрируют значительную универсальность в спектре решаемых задач. В результате, большие языковые модели позволили широкому кругу пользователей посредством обычного языка, автоматизировать задачи, которые раньше выполнялись лишь узкоспециализированными моделями [3]. При этом, растущая доступность данных, играющая ключевую роль в обучении и совершенствовании больших языковых моделей, позволяла LLM с продвинутыми механизмами обучения и доступом к большим данным (Big Data) давать более точные прогнозы, чем традиционные параметрические модели<sup>23</sup>.

На базе больших языковых моделей в 2010-2020-е гг. возникает экосистема моделей GAI. Хотя понятия LLM и GAI часто используются в общем контексте, GAI является более широким понятием. Более обосновано рассматривать LLM как фундаментальный, но лишь один из составных элементов GAI. Если LLM специализируются преимущественно на генерации текстов, то GAI охватывают все креативные системы AI, направленные на создание нового контента – будь то текст, изображение, аудио, видео и др. Так, с помощью GAI можно сначала идентифицировать исходное изображение, после этого проанализировать подрисовочный текст, затем перевести его смысл и настроение и далее сгенерировать новый, улучшенный визуальный вариант изображения с учетом требуемых модификаций параметров. Современными примерами моделей GAI являются ChatGPT, DALL-E, Sora, Claude и др.

Поскольку основная задача GAI состоит в генерации контента разного типа, применение GAI в финансовой сфере может быть более широко востребованным, нежели LLM. Например, GAI могут применяться для генерации финансовых отчетов, составления обзоров о состоянии рынков, генерации торговых стратегий, анализа

<sup>21</sup> Подробнее см.: [26].

<sup>22</sup> Обучение в несколько выстрелов является системой машинного обучения, в которой модель ИИ учится делать точные прогнозы, тренируясь на очень небольшом количестве отмеченных примеров, благодаря пониманию простого языка.

<sup>23</sup> Согласно данным [21], вычислительные мощности оборудования удваиваются каждые шесть месяцев.



Рис. 1. Иерархия этапов эволюции технологий ИИ

настроек рыночных участников и формулирования гипотез, автоматизации комплаенса и нормативной отчетности, использования финансовых ИИ-ассистентов и др. Одними из наиболее известных примеров моделей GAI, применяемых в финансах, являются: BloombergGPT (языковая модель обученная на финансовых текстах), JPMorgan IndexGPT (внутренний GAI для анализа финансовых данных и клиентов), Alpaca, QuantConnect (кодовые помощники для трейдинга) и др.

На рис. 1 мы визуализировали эволюционную иерархию технологий ИИ.

Как видно из рис. 1, новейшим этапом в развитии технологий искусственного интеллекта и своеобразным подвидом GAI выступают ИИ-агенты (AI agents)<sup>24</sup>. ИИ-агенты представляют собой автономные системы, которые могут действовать самостоятельно. Они

<sup>24</sup> ИИ-агент – это автономная система, основанная на ИИ, способная воспринимать окружающую среду, анализировать ее, принимать решения и выполнять действия для достижения заданной цели.



имеют цель, адаптируются к изменениям среды и обучаются на основе полученных результатов. Таким образом, ИИ-агенты могут действовать для достижения среднесрочных и долгосрочных целей без вмешательства человека или подсказок, указывающих на то, как этих целей достичь. Можно ожидать, что ИИ-агенты уже в ближайшие годы смогут проводить высокочастотную обработку разнообразной финансовой информации и совершать автономные действия по анализу экономических данных, на порядки превосходя возможности человека. Современными примерами ИИ-агентов являются AutoGPT<sup>25</sup>, Devin (Cognition AI)<sup>26</sup>, OpenAI GPT Agents и др.

В финансовой сфере ИИ-агенты могут применяться для сбора данных, написания отчетов и запуска симуляций. ИИ-агенты представляют собой автономные системы, которые имеют цель (например, максимизировать доход при заданном уровне риска), умеют планировать и пошагово выполнять действия (например, проводят сделки, составляют отчеты, делают обзоры рынков и т.д.), обучаются и адаптируются на основе данных и полученных результатов. Наиболее перспективными направлениями применения ИИ-агентов в финансовой сфере являются алгоритмическая торговля и арбитраж, финансовое моделирование и прогнозирование, управление портфелем, обнаружение мошенничества и киберугроз, и др.

Несмотря на впечатляющую эволюцию, которую совершили технологии искусственного интеллекта в последние десятилетия, не следует забывать о значительной неопределенности в отношении долгосрочных возможностей LLM и GAI. Например, в ряде случаев большие языковые модели по-прежнему все еще не могут решать некоторые элементарные задачи логического мышления. Они также испытывают проблемы, когда их ставят перед лицом контрфактических рассуждений<sup>27</sup>. Например, как только LLM ставят перед логической головоломкой, требующей рассуждений о знаниях других людей, такие модели терпят неудачу<sup>28</sup>.

Современные LLM также страдают от проблемы галлюцинаций<sup>29</sup>. Подобные галлюцинации проявляются в том, что они могут выдавать фактически ошибочный ответ за верный и даже ссылаться на несущ-

<sup>25</sup> AutoGPT – первый массовый ИИ-агент с открытым исходным кодом на базе GPT, который самостоятельно разбивает задачи на последовательные шаги и выполняет их, руководствуясь поиском оптимального решения.

<sup>26</sup> Devin (Cognition AI) – первый «ИИ-разработчик», который сам пишет код, вводит в эксплуатацию и тестирует, выполняя функции виртуального инженера.

<sup>27</sup> Контрфактические рассуждения – это ментальные репрезентации альтернатив прошлым событиям, действиям или состояниям, характерные для моделей LLM.

<sup>28</sup> Подробнее см.: [28].

<sup>29</sup> См.: [8].

ществующие выдуманные информационные источники для подкрепления своих фиктивных утверждений. Это происходит потому, что LLM обучены предсказывать статистически правдоподобное слово на основе входной информации, но они не могут отличить лингвистически вероятное слово от фактически верного [3].

Хотя, GAI может выполнять задачи, требующие ограниченных когнитивных способностей, и даже развивать эмерджентные способности<sup>30</sup>, он не способен выполнять задачи, требующие логических суждений. По всей видимости, подобные проблемы LLM и GAI не могут быть связаны лишь с ограниченным набором данных и количеством параметров в используемых моделях. Они обусловлены более фундаментальными причинами. Дело в том, что знания машин, приобретаемые лишь посредством языка, в отсутствие других, нелингвистических источников знаний, которые можно приобрести только при активном взаимодействии с объектами реального мира, и которые лежат в основе человеческого опыта, остаются ограниченными<sup>31</sup>.

## **Применение ИИ в финансовой сфере: возможности и риски**

В ближайшие годы искусственный интеллект может стать одной из важнейших технологией общего назначения, которая окажет глубокое влияние как на общество в целом, так и на финансовую сферу в частности. К технологиям общего назначения относятся электричество, телефония, Интернет, компьютеризация и др., которые за счет сетевых эффектов, достигая широкого распространения, могут способствовать развитию смежных технологий. При этом, общая скорость повсеместного распространения технологий общего назначения с годами только увеличивается. Например, если для массового внедрения электричества потребовались десятилетия, то для универсального распространения смартфонов и социальных сетей – менее десяти лет. Простота использования ИИ в сочетании с незначительной стоимостью его применения, а также широкое использование искусственного интеллекта уже на ранней стадии внедрения как домохозяйствами, так и компаниями финансового сектора позволяют говорить о еще более крутой J-кривой (см. рис. 2).

Как показано на рис. 2, темпы внедрения ИИ (на примере ChatGPT) существенно превышают темпы внедрения персональных компьютеров, Интернета и смартфонов. В настоящее время более 35% домохо-

<sup>30</sup> Эмерджентные способности – это неожиданные качества, возникающие в результате взаимодействия отдельных элементов в ИИ без явного их программирования.

<sup>31</sup> Подробнее см.: [9].



Источник: [3].

Рис. 2. Темпы адаптации ИИ

жителей США активно используют чат-ботов с ИИ. При этом, финансовые услуги наравне с технологиями, медиа и телекоммуникациями являются отраслями с наиболее высоким уровнем применения GAI (более 80%). Опросы также показывают, что в последние годы наблюдается существенный рост инвестиций в модели ИИ для их адаптации к специфическим потребностям бизнеса, также, как и рост найма работников с навыками использования ИИ<sup>32</sup>.

В настоящее время применение ИИ может дополнять деятельность человека по следующим направлениям: 1) автоматизация бизнес-процессов и оптимизация ресурсов и времени, способствующие повышению производительности; 2) решение сложных задач посредством анализа больших объемов данных, позволяющего повысить эффективность принятия решений и распознавания закономерностей, которые при использовании других методов могут остаться незамеченными; 3) замещение в трудоемких процессах людей, что позволяет последним сосредоточиться на выполнении более интеллектуальных задач; 4) стимулирование инноваций, которые могут быть использованы в различных бизнес-процессах и др.

Возможности применения ИИ в финансовой сфере. Так как финансовая сфера относится к числу наиболее перспективных и рискованных областей применения ИИ, то из-за высокой доли когнитивно сложных задач и работы с большими массивами данных, важно определить наиболее значимые направления финансов, по которым применение искусственного интеллекта является наиболее оправданным. Такими направлениями, по мнению экономистов банка международных рас-

<sup>32</sup> См.: [2; 23].

четов (БМР), в настоящее время являются: 1) платежи; 2) финансовое посредничество; 3) страхование; 4) управление активами<sup>33</sup>.

*Применение ИИ в платежах.* В сфере платежей обилие данных на уровне транзакций позволяет моделям искусственного интеллекта совершенствовать процессы идентификации клиентов (KYC), противодействия в борьбе с отмыванием денег (AML), финансирования терроризма (CFT), а также и проверять клиентов на предмет нахождения в санкционных списках. Так, банки-корреспонденты в последние годы столкнулись с ужесточением требований KYC/AML/CFT, что сделало данный бизнес высокорискованным и низкодоходным<sup>34</sup>. Сокращение масштабов корреспондентской банковской деятельности является частью общей тенденции снижения рисков<sup>35</sup>. Поэтому, одним из важнейших направлений использования моделей ИИ является совершенствование процессов AML/CFT за счет повышения качества: оценки рисков, связанных с соблюдением нормативных требований и с репутацией клиентов; проверки контрагентов по сделке и выявления аномалий в различных платежных моделях. Модели ИИ позволяют анализировать данные о транзакциях (данные банковских счетов и кредитных карт) и неструктурированные данные (такие как электронная почта, текстовые и аудиоданные) для выявления признаков возможного отмывания денег, финансирования терроризма, взяточничества, уклонения от уплаты налогов, инсайдерской торговли, манипулирования рынком и других мошеннических или незаконных действий<sup>36</sup>.

*Возможности использования ИИ в финансовом посредничестве.* В области финансового посредства в целом и в вопросах кредитования в частности, искусственный интеллект может значительно улучшить качество выдаваемых кредитов за счет более комплексного кредитного скоринга. В отличие от кредитных баллов и коэффициентов, отражающих стоимость кредита и долга к доходу, на которых финансовые организации (ФО) традиционно основывают свои решения о выдаче кредита, инструменты ИИ позволяют кредиторам оценивать кредитоспособность с помощью дополнительных или альтернативных данных. Такими

<sup>33</sup> Подробнее см.: [3].

<sup>34</sup> Подробнее см.: [7].

<sup>35</sup> Так, с 2011 по 2023 гг. при неуклонном росте стоимости трансграничных платежей (на 40%) и объемов платежных сообщений (на 60%), количество активных банков-корреспондентов и платежных коридоров/каналов корреспондентских операций неуклонно снижалось (на 30% и 20% к 2011 г соответственно). В территориальном разрезе наибольшее сокращение произошло в Океании, странах Латинской Америки и Карибских островов. Наименьшее снижение – в странах Северной Америки. Подробнее см.: [29; 11; 17].

<sup>36</sup> См.: [35].

данными могут быть как финансовые, так и не финансовые показатели: операции по банковским счетам; данные о коммунальных платежах; информация об образовании заявителя; его семейное положение и др. Благодаря тому, что ИИ может выявлять закономерности в неструктурированных данных и обнаруживать невидимые праймы, ФО могут повысить качество прогнозирования дефолтов среди наиболее уязвимых слоев населения, что будет способствовать финансовой инклюзии<sup>37</sup>.

*Использование ИИ в страховании.* В страховании искусственный интеллект может широко использоваться при оценке рисков и ценообразовании на страховые услуги. Например, компании могут применять ИИ для автоматического анализа фотографий и видеозаписей, с целью оценки ущерба, нанесенного имуществу в результате стихийных бедствий, или для определения: соответствует ли заявление о возмещении финансовых потерь реальному ущербу. Андеррайтеры, актуарии и специалисты по урегулированию убытков могут также использовать искусственный интеллект для обобщения и синтеза данных, собранных в течение жизненного цикла претензий. Речь идет о стенограммах и записях звонков, а также о юридических и медицинских документах<sup>38</sup>.

*Возможности применения ИИ в управлении активами.* Различные модели искусственного интеллекта могут использоваться для прогнозирования доходности, оптимизации распределения инвестиционного портфеля и др. Например, LLM могут использоваться для выявления ненаблюдаемых характеристик финансовых данных (так называемых «вкраплений активов»). Это позволяет участникам рынка извлекать информацию (о предпочтениях инвесторов, характеристиках компаний и др.), которую сложно выявить в неструктурированных данных, что может способствовать росту качества оценки рисков и доходностей инвестиционных портфелей. Так, применение ИИ в алгоритмической торговле может позволить инвесторам получать более точную рыночную информацию и снижать комиссионные расходы [3]. Кроме того, GAI может предоставлять финансовые консультации индивидуальным инвесторам, на основе анализа их активов, структуры расходов, остатков по долгам и предыдущих коммуникаций<sup>39</sup>.

Применение технологий искусственного интеллекта в финансовой сфере не ограничивается указанными выше направлениями. Финансовые учреждения могут использовать GAI не только для автоматизации торговли ценными бумагами и деривативами, борьбы с незаконным финансированием, обнаружения киберугроз и их смягчения, приня-

---

<sup>37</sup> Подробнее см.: [13; 14].

<sup>38</sup> Подробнее см.: [3].

<sup>39</sup> О вложениях активов с применением моделей ИИ см.: [25; 34].

тия решений по выдаче кредитов и инвестициям, управления рисками дефолтов, но и для повышения качества обслуживания клиентов. Имитируя человеческое общение с помощью текстовых и голосовых команд, современные модели ИИ могут отвечать на вопросы клиентов, касающиеся остатков на банковских счетах и истории транзакций, инвестиционного портфеля, изменения адреса и сброса пароля. Они могут также принимать и обрабатывать торговые заказы в пределах определенных лимитов, инициировать открытие счетов, обрабатывать и сортировать звонки клиентов, а также классифицировать электронные письма клиентов в соответствии с ключевыми характеристиками и отвечать на электронные письма, содержащие общие запросы [35].

В 2024 г. около 70% всех финансовых компаний использовали искусственный интеллект для выявления уязвимых мест в системе безопасности платежных систем, улучшения прогнозирования денежных потоков и управления ликвидностью [4]. По оценкам Глобального института McKinsey (MGI) только в мировом банковском секторе применение GAI может ежегодно приносить от 200 до 340 млрд долл., что составляет от 2,8 до 4,7% от общей выручки банковской отрасли, за счет повышения производительности в предоставлении финансовых сервисов [22].

Новые источники рисков, связанные с применением ИИ. Зависимость от технологий искусственного интеллекта усиливает вероятность кибератак, которые являются одной из главных проблем финансовой сферы. Речь идет о возрастающих возможностях злоумышленников по рассылке фишинговых писем, содержащих вредоносный код (malware), активация которого позволяет злоумышленникам завладеть пользовательским устройством<sup>40</sup> и осуществить вредоносные атаки на другие цели<sup>41</sup>. GAI может значительно расширить возможности хакеров по написанию правдоподобных фишинговых писем, созданию вредоносного ПО и его использованию для кражи информации или шифрования файлов компании с целью получения выкупа, что увеличивает риск мошенничества как для финансовых учреждений, так и их клиентов.

Другим источником риска являются атаки с отравлением данных, позволяющие злоумышленникам вмешиваться в информационные массивы, на которых обучаются большие языковые модели, с целью изменения поведения модели<sup>42</sup>. Атаки с отравлением LLM позволяют внедрять вредоносное программное обеспечение, манипули-

<sup>40</sup> Фишинг учетных данных представляет собой кражу логина и пароля пользователя посредством маскировки под авторитетное или известное лицо в электронном письме, SMS-сообщении или другом способе коммуникации.

<sup>41</sup> См.: [15].

<sup>42</sup> Подробнее см.: [19].

руя процессом обучения системы ИИ, для нарушения ее целостности или функциональности. Поскольку все больше приложений используют данные, созданные самими моделями искусственного интеллекта, такие атаки могут повысить операционные риски финансовых учреждений.

Широкое использование ИИ поднимает также вопросы предвзятости и дискриминации. Особенно это касается защиты прав потребителей в вопросах доступа к финансовым услугам и обеспечения конфиденциальности. Модели искусственного интеллекта могут отражать предвзятость в данных, на которых они обучаются, что создает риск принятия несправедливых решений, связанных с исключением уязвимых групп населения из страхования и усиления неравенства в доступе к кредитам. Так, данные опросов американских домохозяйств свидетельствуют о более низком уровне доверия к GAI, чем к услугам, предоставляемым человеком<sup>43</sup>, в таких сферах как банковское дело и государственная политика, а также о наиболее низком уровне доверия к финансовым услугам, предоставляемым бигтех-компаниями<sup>44</sup>. При этом, обеспечение конфиденциальности и приватности данных является ключевой проблемой для пользователей при работе с системами ИИ, также, как и с другими системами, использующими большие данные<sup>45</sup>. В свете высоких стандартов кон-

<sup>43</sup> Подробнее см.: [2; 17].

<sup>44</sup> Недоверие к крупным технологическим компаниям в вопросах безопасной обработки данных по сравнению с традиционными финансовыми организациями существует во многих странах. Главной причиной подобного недоверия является возможность использования бигтех-компаниями дополнительных или альтернативных данных, которые коррелируют с определенными потребительскими характеристиками, которые традиционным ФО не разрешено использовать в процессе оценки кредитоспособности (например, пол, национальность, расовая принадлежность или сексуальная ориентация). Подробнее см.: [10].

<sup>45</sup> Например, отсутствие ясности в отношении защиты конфиденциальности данных пользователей в системах цифровых валют центральных банков (CBDCs) является одной из важных причин, сдерживающих их широкое внедрение/использование в развитых странах. Так, в странах ЕС подавляющее число респондентов (43%) указали, что конфиденциальность является главным требованием к цифровому евро со стороны потребителей [16]. В США работы над внедрением цифрового доллара [6] были приостановлены в 2025 г. [36], в том числе из-за опасений в отношении конфиденциальности и потенциального негативного влияния на существующую финансовую систему. В системе цифрового юаня, где реализуется концепция так называемой «контролируемой анонимности», несмотря на наличие нескольких уровней кошельков, обеспечивающих разный уровень конфиденциальности пользователей [27], Народный банк Китая (НБК) требует, чтобы для работы с системой использовались персональные идентификаторы. Поэтому даже при использовании кошелька самого низкого уровня экономическому агенту требуется указать номер телефона, который в Китае, будет соответствовать его реальному идентификатору, если SIM-карта была приобретена в Китае.

фиденциальности, которым должны соответствовать ФО, применение ИИ повышает юридические риски, особенно в условиях отсутствия объяснимости моделей искусственного интеллекта, а также их склонности к «галлюцинациям».

Один из важных операционных рисков при внедрении ИИ (риск зависимости от третьей стороны), возникает вследствие необходимости полагаться на ограниченное число поставщиков моделей искусственного интеллекта. Олигополия на рынке поставщиков AI ИИ обусловлена централизацией больших объемов данных в определенных местах и огромными затратами на разработку и внедрение LLM. Для создания хранилищ данных, найма и обучения персонала, сбора и очистки данных, разработки и совершенствования алгоритмов требуются значительные первоначальные инвестиции. Подобная централизация приводит к дальнейшему притяжению (гравитации) данных. Так, компании, которые уже имеют преимущество в сборе, хранении и анализе данных, могут предоставить более продвинутые модели ИИ. Следствием гравитации является то, что лишь немногие компании предоставляют LLM. Поэтому, любой сбой или кибератака на поставщиков моделей ИИ создает риски для их пользователей.

Кроме отмеченных выше рисков, зависимость участников рынка от узкого круга поставщиков LLM, вкуче с повсеместным внедрением ИИ в финансовую сферу и его способностью принимать решения автоматически, со скоростью, значительно превышающей аналитические возможности человека, создает риск нарушения финансовой стабильности. Поведение финансовых учреждений, использующих одинаковые алгоритмы, может усилить процикличность и волатильность рынка за счет эффекта стадности и стихийных распродаж активов. Применение схожих алгоритмов может привести также к скоординированным рекомендациям LLM или откровенному сговору, что противоречит нормам, запрещающим манипулирование рынком<sup>46</sup>.

Источником значительных системных рисков может также являться деятельность ИИ-агентов. Внимание следует уделять таким тревожным фактам как сильное коррелирование в поведении ИИ-агентов, трудно объяснимые действия агентов искусственного интеллекта, отсутствие надзора за их деятельностью или его несогласованность. Например, ИИ-агенты, созданные для эффективного распределения активов, могут использовать неэффективность рынка, что приведет к росту волатильности или системным дисбалансам. Эффект влияния на финансовую стабильность от широкого внедрения ИИ будет сильно

<sup>46</sup> Для более детального рассмотрения рисков финансовой стабильности, возникающих вследствие внедрения ИИ, см.: [25].



зависеть от темпов и масштабов внедрения ИИ не только в финансовую сферу, но и в реальные сектора экономики<sup>47</sup>.

При позитивном сценарии, при котором внедрение ИИ происходит планомерно и контролируемо, влияние искусственного интеллекта может выражаться в повышении производительности и экономическом росте без серьезных сбоев на макроэкономическом уровне, относительно безболезненным для финансового сектора, в трансформации рынка труда, ослаблении инфляционного давления и долгового бремени. Однако при более негативных сценариях, в которых высокоэффективные системы ИИ внедряются спонтанно и бесконтрольно, повсеместно автоматизируя человеческие функции, влияние ИИ может выражаться в девальвации рабочей силы<sup>48</sup>, перераспределении корпоративной выручки<sup>49</sup>, одновременном ускорении темпов экономического роста и инфляции<sup>50</sup>, сокращении налоговых поступлений, усилении разрыва в технологическом развитии между странами и др. Данные факторы могут подорвать финансовую стабильность посредством своих неотвратимых последствий и привести к резкому перераспределению доходов и богатства, значительному увеличению корпоративных и потребительских дефолтов, быстрому росту процентных ставок, ухудшению качества кредитов, сокращению государственных доходов, серьезным потерям в условиях торговли для менее развитых стран<sup>51</sup> и политической нестабильности<sup>52</sup> [1].

<sup>47</sup> Подробнее см.: [1].

<sup>48</sup> Недавно опубликованные исследования влияния GAI на рабочую силу показали, что премия за квалификацию, которую получают высокообразованные работники, снижается. В то время как стоимость аппаратного обеспечения, лежащего в основе технологий технологии генеративного искусственного интеллекта, быстро растет [24].

<sup>49</sup> Быстрый прогресс в ИИ может подорвать традиционный бизнес и перераспределить доходы корпораций в пользу новых компаний, созданных на исключительном применении ИИ. Например, по мнению Сэма Альтмана, генерального директора OpenAI, в скором времени мы увидим компании с триллионным оборотом, в которых не будет людей, и которые быстро захватят некоторые отрасли бизнеса [1].

<sup>50</sup> Значительное увеличение темпов экономического роста и инфляции ведут к быстрому росту процентных ставок, что ведет к резкому ухудшению качества кредитов и широкомасштабным дефолтам [12].

<sup>51</sup> Несмотря на то, что быстрые достижения во внедрении технологий ИИ могут стимулировать экономический рост в странах, находящихся на переднем крае технологического развития, они могут также ухудшить экономическое положение для менее технологически развитых стран, что приведет к серьезным потерям в условиях торговли [20].

<sup>52</sup> Подробнее см.: [5].

Таблица 1

**Возможности и риски внедрения ИИ в финансовой сфере**

	Платежи	Финансовое посредничество	Страхование	Управление активами
Общие возможности	улучшение внутреннего процессинга транзакций и ускорение скорости платежей	внедрение виртуального ассистирования	выявление мошенничества, расширение возможностей цифровых помощников	увеличение скорости обработки информации и улучшение соблюдения нормативных требований
		автоматизированная разработка и продажа новых финансовых продуктов без участия человека		
Секторальные возможности	повышение эффективности управления ликвидностью, улучшение процессов KYC/ AML/CFT, предотвращение мошенничества	улучшение кредитного скоринга, повышение качества анализа кредитных рисков, улучшение поддержки клиентов, расширение финансовой доступности	более гибкое ценообразование, повышение качества оценки рисков, облегчение процедур комплаенса, повышение качества обработки претензий	расширение возможностей алгоритмической торговли, внедрение робот-консультирования, формирование более вариативных инвестиционных портфелей
Общие проблемы	отсутствие объяснимости, изолированность данных, зависимость от третьих лиц, галлюцинации, риски кибербезопасности			
Секторальные проблемы	проблемы с ликвидностью, мошенничество, кибератаки	алгоритмическая дискриминация, проблемы конфиденциальности		гонка с нулевой суммой, стадность, алгоритмическая координация
Обеспечение финансовой стабильности	взаимосвязанность сетей, процикличность, наличие единой точки отказа, возможность неверных решений, основанных на малых выборках нерепрезентативных данных, неприиспособленность ИИ-агентов к пруденциальной политике			

Составлено по: [1; 3].

В табл. 1 обобщены проанализированные нами данные по возможностям и рискам, связанным с внедрением ИИ в финансовой сфере.

Как видно из табл. 1, в рассмотренных финансовых областях ИИ может существенно повысить эффективность и снизить затраты на внутреннюю обработку транзакций, соответствие нормативным требованиям, выявление мошенничества и обслуживание клиентов<sup>53</sup>, что

<sup>53</sup> Наглядным примером является улучшение процессов идентификации клиентов (KYC) за счет более быстрой обработки данных и улучшенной способности обнаруживать мошенничество, что позволяет ФО обеспечивать лучшее соблюдение регуляторных требований при одновременном снижении затрат. См.: [4].

может благотворно повлиять на экономические показатели финансовых учреждений, предоставляющих подобные услуги. Тем не менее, внедрение искусственного интеллекта имеет и обратную сторону, выраженную в наличии таких проблем как отсутствие объяснимости моделей ИИ, зависимость от третьих лиц, риски кибербезопасности и алгоритмической дискриминации, проблемы конфиденциальности и др. Кроме того, внедрение ИИ может негативно повлиять на финансовую стабильность посредством эффекта стадности, взаимосвязанности сетей и процикличности, наличия единой точки отказа, а также побочных эффектов от проблемного функционирования искусственного интеллекта в реальном секторе экономики.

Несмотря на имеющиеся риски, в 2024 г. около 70% всех финансовых компаний использовали искусственный интеллект для выявления уязвимых мест в системе безопасности платежных систем, улучшения прогнозирования денежных потоков и управления ликвидностью [4]. По оценкам Глобального института McKinsey (MGI) только в мировом банковском секторе применение GAI может ежегодно приносить от 200 до 340 млрд долл., что составляет от 2,8 до 4,7% от общей выручки банковской отрасли, за счет повышения производительности в предоставлении финансовых сервисов [22].

Хотя в настоящее время технологии ИИ все еще не могут выполнять задачи, требующие глубоких логических рассуждений, которые посильны лишь человеку, нынешние темпы развития искусственного интеллекта свидетельствуют о том, что его долгосрочное влияние на экономику в целом и финансовую сферу в частности будет неуклонно возрастать и недооценивать это было бы большой ошибкой.

## Выводы

В последние годы наблюдается стремительный рост технологий искусственного интеллекта, которые совершили гигантский скачок от общих моделей машинного обучения и первых прототипов нейронных систем до продвинутых моделей GAI и ИИ-агентов. Благодаря незначительной стоимости применения ИИ для конечных пользователей, а также широкой доступности генеративного искусственного интеллекта уже на ранней стадии внедрения для домохозяйств и компаний финансового сектора, темпы внедрения технологий ИИ значительно превышают скорость внедрения других технологий общего назначения. При этом, финансовые услуги наравне с технологиями, медиа и телекоммуникациями являются отраслями с наиболее высоким уровнем применения GAI.

Широкое применение LLM и GAI в последние годы привело к появлению разнообразных инструментов и приложений искусственного

интеллекта, которые активно внедряются в разных областях экономики и финансовой сферы. Внедрение технологий ИИ позволяет создать новые возможности для ведения бизнеса за счет автоматизации бизнес-процессов, оптимизации использования ресурсов и времени, анализа больших объемов данных, замены людей в трудоемких процессах, решения сложных задач посредством распознавания закономерностей, генерирования инноваций, находящих применение в бизнес-процессах финансовых учреждений.

Основными областями использования ИИ в финансовой сфере в настоящее время являются: платежи (управление ликвидностью, AML/KYC); финансовое посредничество (анализ кредитных рисков, обеспечение финансовой доступности); страхование (оценка рисков, ценообразование, обработка претензий); управление активами (распределение портфеля, алгоритмическая торговля и др.). Во всех перечисленных областях применение искусственного интеллекта способно повысить эффективность предоставления финансовых услуг за счет снижения затрат на внутреннюю обработку транзакций, соответствие нормативным требованиям, выявление мошенничества и обслуживание клиентов.

Вместе с тем применения ИИ повышает вероятность проведения с его помощью кибератак, генерирует новые источники киберрисков, обостряет проблемы предвзятости и дискриминации при принятии финансовых решений, что способствует росту юридических и операционных рисков как для финансовых учреждений, так и для их клиентов. Применение ИИ может оказать влияние на финансовую стабильность за счет эффекта стадности, взаимосвязанности сетей и процикличности, а также негативных побочных эффектов его применения в реальном секторе экономики.

#### ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Aldasoro I., Gambacorta L., Korinek A., Shreeti V., Stein M. Intelligent Financial System: How AI Is Transforming Finance // BIS Working Papers. 2024. No. 1194, June. <https://www.bis.org/publ/work1194.pdf> (accessed: 10.08.2025).
2. Aldasoro I., Armantier O., Doerr S., Gambacorta L., Oliviero T. Survey Evidence on Gen AI and Households: Job Prospects Amid Trust Concerns // BIS Bulletin. 2024. No. 86, April. <https://www.bis.org/publ/bisbull86.pdf> (accessed: 10.08.2025).
3. Bank for International Settlements (BIS). Artificial Intelligence and the Economy: Implications for Central Banks // Annual Economic Report. 2024. June. Pp. 91–127. <http://www.bis.org/publ/arpdf/ar2024e3.pdf> (accessed: 10.08.2025).
4. Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). Digitalisation of Finance. 2024. May. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d575.pdf> (accessed: 10.08.2025).
5. Bell S.A., Korinek A. AI's Economic Peril // Journal of Democracy. 2023. Vol. 34. No. 4. Pp. 151–161.

6. Board of Governors of the Federal Reserve System (BGoFRS). Money and Payments: The U.S. Dollar in the Age of Digital Transformation. 2022. January. <https://www.federalreserve.gov/publications/files/money-and-payments-20220120.pdf> (accessed: 10.08.2025).
7. Borchert L., De Haas R., Kirschenmann K., Schultz A. Broken Relationships: De-risking by Correspondent Banks and International Trade // EBRD Working Papers. 2023. No. 285. December.
8. Boyd D., Crawford K. Critical Questions for Big Data // Information, Communication & Society. 2012. Vol. 15. No. 5. Pp. 662–79. DOI: 10.1080/1369118X.2012.678878.
9. Browning J., LeCun Y. AI and the Limits of Language // Noema. 2022. 23 August.
10. Chen S., Doerr S., Frost J., Gambacorta L., Shin H.S. The Fintech Gender Gap // Journal of Financial Intermediation. Elsevier. 2023. Vol. 54. DOI: 10.1016/j.jfi.2023.101026.
11. Committee on Payments and Market Infrastructures (CPMI). CPMI Quantitative Review of Correspondent Banking Data, 2023. May. [https://www.bis.org/cpmi/paysysinfo/corr\\_bank\\_data.htm](https://www.bis.org/cpmi/paysysinfo/corr_bank_data.htm) (accessed: 10.08.2025).
12. Chow T., Halperin B., Mazlish J.Z. Transformative AI, Existential Risk, and Asset Pricing. Working Paper. 2023. [https://www.basilhalperin.com/papers/agi\\_emh.pdf](https://www.basilhalperin.com/papers/agi_emh.pdf) (accessed: 10.08.2025).
13. Cornelli G., Frost J., Gambacorta L., Rau R., Wardrop R., Ziegler T. Fintech and Big Tech Credit: Drivers of the Growth of Digital Lending // Journal of Banking and Finance. 2023. Vol. 148. March. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2022.106742.
14. Di Maggio, Ratnadiwakara M.D., Carmichael D. Invisible Primes: Fintech Lending with Alternative Data // NBER Working Papers. 2023. No. 29840.
15. Doerr S., Gambacorta L., Guiso L., Sanchez del-Villar M. Privacy regulation and fintech lending // BIS Working Papers. 2023. No. 1103. June. <https://www.bis.org/publ/work1103.pdf> (accessed: 10.08.2025).
16. European Central Bank (ECB). Eurosystem Report on the Public Consultation on a Digital Euro, 2021. April. [https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/Eurosystem\\_report\\_on\\_the\\_public\\_consultation\\_on\\_a\\_digital\\_euro-539fa8cd8d.en.pdf](https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/Eurosystem_report_on_the_public_consultation_on_a_digital_euro-539fa8cd8d.en.pdf) (accessed: 10.08.2025).
17. Federal Reserve Bank of New York. Survey of Consumer Expectations. 2024. <https://libertystreeteconomics.newyorkfed.org/2024/10/exposure-to-generative-ai-and-expectations-about-inequality/> (accessed: 10.08.2025).
18. Grand G., Blank I., Pereira F., Fedorenko E. Semantic Projection Recovers Rich Human Knowledge of Multiple Object Features from Word Embeddings // Nature Human Behaviour. 2022. Vol. 6. Pp. 975–987.
19. Hitaj D., Pagnotta G., Hitaj B., Mancini L., Perez-Cruz F. MaleficNet: Hiding Malware into Deep Neural Networks Using Spread-Spectrum Channel Coding. In: V. Atluri, R.Di Pietro, C. Jensen, W. Meng (eds.). Computer security – ESORICS 2022. Springer Cham, 2022. 23 September. DOI: 10.1007/978-3-031-17143-7\_21.
20. Korinek A., Stiglitz J.E. Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development // NBER Working Paper. 2012. No. 28453. [https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w28453/w28453.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w28453/w28453.pdf) (accessed: 10.08.2025).
21. Korinek A., Vipra J. Concentrating Intelligence: Scaling Laws and Market Structure in Generative AI // Institute for New Economic Thinking Working Paper Series. 2024. No. 228. April. <https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/5044496.pdf?abstractid=5044496&mirid=1> (accessed: 10.08.2025).

22. McKinsey & Company. Scaling Gen AI in Banking: Choosing the Best Operating Model, 2024. March. <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/scaling-gen-ai-in-banking-choosing-the-best-operating-model> (accessed: 10.08.2025).
23. McKinsey & Company. The State of AI in Early 2024: Gen AI Adoption Spikes and Starts to Generate Value, 2024. May. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024> (accessed: 10.08.2025).
24. Noy S., Zhang W. Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence // *Science*. 2023. 381 (6654). Pp. 187–192. DOI: 10.2139/ssrn.4375283.
25. Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). Generative Artificial Intelligence in Finance // OECD Artificial Intelligence Papers. 2023. No. 9. December. [https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/12/generative-artificial-intelligence-in-finance\\_37bb17c6/ac7149cc-en.pdf](https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/12/generative-artificial-intelligence-in-finance_37bb17c6/ac7149cc-en.pdf) (accessed: 10.08.2025).
26. Park T., Shin H.S., Williams H. Mapping the Space of Economic Ideas with LLMs // BIS Working Papers, 2024.
27. People's Bank of China (PBoC). Progress of Research & Development of E-CNY in China, 2021. July. <http://www.pbc.gov.cn/en/3688110/3688172/4157443/4293696/2021072014364791207.pdf> (accessed: 10.08.2025).
28. Perez-Cruz F., Shin H.S. Testing the Cognitive Limits of Large Language Models // BIS Bulletin, 2024. No. 83, January. <https://www.bis.org/publ/bisbull83.pdf> (accessed: 10.08.2025).
29. Rice T., G. von Peter, Boar C. On the Global Retreat of Correspondent Banks // BIS Quarterly Review. 2020. March. Pp. 37–52. [https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r\\_qt2003g.pdf](https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt2003g.pdf) (accessed: 10.08.2025).
30. Rosenblatt F. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain // *Psychological Review*. 1958. Vol. 65. No. 6. Pp. 386–408. DOI: 10.1037/h0042519.
31. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson, 4th Edition, 2021.
32. Turing A.M. Computing Machinery and Intelligence // *Mind*. 1950. October. Vol. LIX. Issue 236. Pp. 433–460. DOI: 10.1093/mind/LIX.236.433.
33. Turing A.M. On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem // *Proceedings of the London Mathematical Society*. 1936. Series 2. Vol. 42. Pp. 230–265.
34. Zhu L., Wu H., Wells M. News-Based Sparse Machine Learning Models for Adaptive Asset Pricing // *Data Science in Science*. 2023. Vol. 2. No. 1.
35. United States Government Accountability Office (GAO). Artificial Intelligence: Use and Oversight in Financial Services. Report to Congressional Committees, 2025. May. <https://www.gao.gov/assets/gao-25-107197.pdf> (accessed: 10.08.2025).
36. White House. Strengthening American Leadership in Digital Financial Technology. Executive Order 14178. 23.01.25. <https://www.whitehouse.gov/presidential-actions/2025/01/strengthening-american-leadership-in-digital-financial-technology/> (accessed: 10.08.2025).

Дата поступления рукописи: 01.09.2025 г.

Дата принятия к публикации: 18.11.2025 г.

#### СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

**Кочергин Дмитрий Анатольевич** – доктор экономических наук, доцент, главный научный сотрудник ФГБУН Институт экономики РАН, Москва, Россия  
ORCID: 0000-0002-7046-1967  
kda2001@gmail.com

#### ABOUT THE AUTHOR

**Dmitry A. Kochergin** – Dr. Sci. (Econ.), Assistant Professor, Chief Researcher, Institute of Economics of the RAS, Moscow, Russia  
ORCID: 0000-0002-7046-1967  
kda2001@gmail.com

#### MAIN TRENDS IN THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE FINANCIAL SECTOR

This article is devoted to researching the current applications of artificial intelligence in the financial sector. The study examines the basic concepts and elements of artificial intelligence technology, identifies the main areas of its application in the financial sector, and reveals new opportunities and risks associated with the introduction of artificial intelligence. The study found that the introduction of artificial intelligence allows for the automation of business processes, the optimization of resource and time use, the execution of routine processes, and the solution of complex tasks through big data analysis and pattern recognition. The main areas of application of artificial intelligence in the financial sector are: payments, financial intermediation, insurance, and asset management. In these areas, the use of artificial intelligence improves the efficiency of financial services by reducing the costs of internal transaction processing, regulatory compliance, fraud detection, and customer service. At the same time, the use of AI generates new sources of cyber risks and exacerbates problems of bias and discrimination in financial decision-making, which contributes to an increase in legal and operational risks.

**Keywords:** *artificial intelligence, machine learning, neural networks, large language models, generative artificial intelligence, artificial intelligence agents, general artificial intelligence, application of artificial intelligence in payments, lending, insurance and asset management, risks of artificial intelligence implementation.*

**JEL:** C63, G21, G22, O33.