

Применение ИИ в процессе принятия инвестиционных решений: экономический анализ и перспективы развития в России

Н.А. Гончарова^{1а}, В.Н. Бердникова^{2б}, О.Е. Волкова^{1с}

¹ Братский государственный университет, ул. Макаренко, 40, Братск, Россия

² Академия ИМСИТ, г. Краснодар, ул. Зиповская, 5, Россия

^а goncharova-n@mail.ru, ^б wkoshman@rambler.ru, ^с Olyavolkovapochta@rambler.ru

^а <https://orcid.org/0000-0002-4231-0272>, ^б <https://orcid.org/0000-0002-9842-8368>,

^с <https://orcid.org/0009-0006-4380-8124>

Статья поступила 16.03.2026, принята 04.05.2026

В условиях нарастающей волатильности и геополитической неопределённости российский фондовый рынок сталкивается с ограничениями традиционных методов оценки и прогнозирования инвестиционных рисков, основанных на предположениях нормальности распределений и стационарности временных рядов доходностей. На этом фоне возрастает значимость искусственного интеллекта и машинного обучения как инструмента, позволяющего обрабатывать большие массивы рыночных и макроэкономических данных, выявлять нелинейные взаимосвязи и формировать более точные прогнозы риск-профиля инвестиционных портфелей в российской специфике санкционного давления, сырьевой зависимости и валютных колебаний. В статье рассматриваются теоретические основы интеграции ИИ в системы поддержки принятия инвестиционных решений, показывается эволюция от классической портфельной теории Марковица к гибридным моделям, в которых нейронные сети, алгоритмы «случайный лес» и градиентный бустинг используются для динамической оптимизации структуры активов и минимизации показателей Value at Risk и Conditional Value at Risk. На основе обобщения отечественных и зарубежных исследований, а также агрегированных статистических показателей рынка ИИ в России проведён экономический анализ масштабов и направлений внедрения интеллектуальных технологий в финансовом секторе, выявлена опережающая роль банков и инвестиционных институтов как ключевых заказчиков таких решений. Показано, что применение моделей машинного обучения к данным Московской биржи и макроэкономическим индикаторам позволяет снизить средние ошибки прогнозирования рыночных рисков и повысить устойчивость портфелей в стрессовых сценариях, что подтверждается результатами апробации на акциях крупнейших эмитентов. Авторы акцентируют внимание на том, что использование ИИ в управлении инвестиционными потоками не устраняет необходимости профессиональной экспертизы, а формирует новую парадигму взаимодействия человека и алгоритма, в рамках которой аналитик концентрируется на интерпретации результатов, выборе целевых метрик риска и адаптации моделей к институциональным особенностям российского рынка. По итогам работы сформулированы ключевые направления дальнейшего развития: повышение качества данных, расширение спектра используемых моделей глубокого обучения, развитие регуляторной базы и создание методических подходов к оценке экономической эффективности проектов внедрения ИИ в инвестиционную деятельность в России.

Ключевые слова: искусственный интеллект; машинное обучение; инвестиционные потоки; инвестиционные портфели; фондовый рынок; финансовые риски.

The use of AI in the investment decision-making process: economic analysis and development prospects in Russia

N.A. Goncharova^{1а}, V.N. Berdnikova^{2б}, O.E. Volkova^{1с}

¹ Bratsk State University; 40, Makarenko St., Bratsk, Russia

² IMSIT Academy; 5, Zipovskaya St., Krasnodar, Russia

^а goncharova-n@mail.ru, ^б wkoshman@rambler.ru, ^с Olyavolkovapochta@rambler.ru

^а <https://orcid.org/0000-0002-4231-0272>, ^б <https://orcid.org/0000-0002-9842-8368>,

^с <https://orcid.org/0009-0006-4380-8124>

Received 16.03.2026, accepted 04.05.2026

Amid increasing volatility and geopolitical uncertainty, the Russian stock market is facing the limitations of traditional investment risk assessment and forecasting methods based on the assumptions of normal distributions and stationarity in return time series. Against this backdrop, artificial intelligence and machine learning are becoming increasingly important as tools for processing large amounts of market and macroeconomic data, identifying nonlinear relationships, and generating more accurate forecasts of the risk profile of investment portfolios in the Russian context of sanctions pressure, commodity dependence, and currency fluctuations. The article examines the theoretical foundations of integrating AI into investment decision support systems, demonstrating the evolution from classical Markowitz portfolio theory to hybrid models using neural networks, random forest algorithms, and gradient boosting to dynamically optimize asset structures and minimize Value at Risk and Conditional Value at Risk. Based on a summary of domestic and international studies, as well as aggregated statistical indicators of the Russian AI market, an economic analysis of the scale and trends of intelligent technology implementation in the financial sector was conducted. The leading role of banks and investment institutions as key customers for such

solutions was identified. It was demonstrated that the application of machine learning models to Moscow Exchange data and macroeconomic indicators reduces average market risk forecasting errors and improves portfolio resilience in stress scenarios, as confirmed by the results of testing on the shares of major issuers. It is emphasized that the use of AI in investment management does not eliminate the need for professional expertise, but rather creates a new paradigm of human-algorithm interaction, in which the analyst focuses on interpreting results, selecting target risk metrics, and adapting models to the institutional characteristics of the Russian market. Based on the results of the work, key areas for further development are identified: improving data quality, expanding the range of deep learning models used, developing a regulatory framework, and creating methodological approaches to assessing the economic efficiency of AI implementation projects in investment activities in Russia.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; investment flows; investment portfolios; stock market; financial risks.

Введение. В эпоху тотальной цифровизации финансовые рынки переживают трансформацию, связанную с искусственным интеллектом (ИИ) и машинным обучением (МО). Актуальность темы исследования обусловлена растущим использованием ИИ для управления инвестиционными потоками, особенно на рынках, находящихся в процессе становления, где геополитические риски и высокая волатильность усиливают факторы неопределённости. На российском фондовом рынке (Московская биржа) инвесторы сталкиваются с проблемами точного планирования и прогнозирования рисков инвестиционных портфелей, так как традиционные методы, такие как Value at Risk (VaR), часто не совсем точно оценивают экстремальные события. [1, с. 27] Современные вызовы российской экономики, включая санкционные ограничения, требуют от участников фондового рынка инновационных подходов к принятию инвестиционных решений. ИИ, МО и большие данные (Big Data) позволяют обрабатывать большие объёмы данных для прогнозирования совокупности рисков и оптимизации инвестиционных портфелей [2, с. 135].

Исходя из вышеперечисленных проблем, необходимо сделать вывод, что разработка МО-моделей для повышения точности прогнозов рисков в условиях российской специфики (санкции, валютные колебания, сырьевая зависимость) является приоритетным направлением.

Цель исследования заключается в анализе экономической эффективности таких технологий в России и оценке перспектив их развития.

Теоретические основы применения ИИ в инвестициях. ИИ интегрируется в финансовый менеджмент через системы поддержки решений (СППР), где МО-модели, такие как «случайный лес» и «нейронные сети», анализируют исторические данные для предиктивной аналитики [3, с. 72]. В России инвестиции в ИИ выросли до 6,96 млн долл. в 2025 г., лидируя в венчурном финансировании. Big Data, по концепции Росстата, используются для расчёта инфляции и инвестиционной активности.

Модели МО превосходят традиционные эконометрические методы по точности: например, «случайный лес» выявляет нелинейные зависимости в данных Росстата по региональным инвестициям. Экономический эффект от ИИ в финансовом секторе оценивается в 900 млрд руб. за 2025 г., с существенным доминированием банков (72 %).

Машинное обучение предлагает мощные инструменты для оценки рисков инвестиционных портфелей. Ключевые алгоритмы включают в себя: «нейронные сети» (LSTM, CNN), которые являются высокоэффективными для временных рядов котировок; «случайный

лес» (Random Forest), который можно назвать ансамблевым методом, так как он устойчив к переобучению, для набора техник, которые позволяют определить влияние каждого входного признака в индикаторах риска; градиентный бустинг (XGBoost), который сочетает точность с интерпретируемостью.

Модели оценки рисков эволюционировали от параметрических (нормальное распределение в VaR) к непараметрическим (Conditional VaR, Expected Shortfall). Теория портфельного управления Марковица [4, с. 82] дополняется МО для динамической оптимизации.

Необходимо более подробно остановиться на данной теории, так как именно она заложила основу того, что сегодня называется современной портфельной теорией и долгое время выступала фундаментальным подходом к инвестиционной деятельности, который превратил выбор активов из интуитивного процесса в строгую математическую науку.

Данная теория была разработана американским экономистом Гарри Марковицем и впервые представлена в его знаковой статье «Выбор портфеля» (Portfolio Selection), опубликованной в 1952 г. [4, с. 86]. Суть теории заключается в переводе понятий «доходность» и «риск» на язык математической статистики.

В академическом и практическом плане теория Марковица учит, что финансовую ценность имеет не отдельная акция, а то, как она дополняет другие инструменты в составе единого инвестиционного портфеля.

Теория Марковица, минимизирующая риск при целевой доходности, оживает в МО: нейросети генерируют динамические ковариационные матрицы, а «леса» или «бустинг» оптимизируют веса активов. Гибридные модели снижают CVaR на 25 % для портфелей Мосбиржи, идеально справляясь с commodity-рисками России. Отечественные работы российских авторов по управлению инвестиционными портфелями подтверждают, что такой синтез делает портфельное управление живым инструментом, адаптированным к локальным реалиям.

В итоге эти методы превращают хаотичные данные Мосбиржи в понятные сигналы для решений, сочетая мощь алгоритмов с человеческой интуицией и проверенной практикой российских финансовых рынков.

Проблема традиционных методов прогнозирования рисков. Традиционные методы прогнозирования рисков, такие как модели GARCH-VaR, построенные на предположениях о нормальности распределений и стационарности процессов, систематически демонстрируют пробелы в точности: в условиях российского рынка они приводят к недооценке потенциальных потерь на 20–40 %, что особенно критично во время стресс-

совых событий, когда хвостовые риски (tail risks) доминируют над средними сценариями. Эта методологическая уязвимость не только снижает эффективность аллокации капитала, но и усиливает проциклические эффекты, усугубляя цикличность рынка и минимизируя защитные буферы для инвесторов [5, с. 509]. В контексте российской экономики, ориентированной на квалифицированных участников (с учётом регуляторных ограничений ЦБ РФ для неквалифицированных инвесторов), такая неточность приобретает экономическое измерение: по оценкам экспертов, накопленные потери от неадекватного риск-менеджмента в 2022–2025 гг. превысили 15–20 % от капитализации «голубых фишек», что подчёркивает необходимость инновационных подходов [6, с. 265].

Необходимо не только количественно апробировать превосходство МО над базовыми статистическими аналогами (GARCH-VaR и историческая симуляция), но и выявить ключевые драйверы рисков в российском контексте, от макроэкономических индикаторов (инфляция, ключевая ставка ЦБ) до технических сигналов (волатильность GARCH, RSI).

Машинное обучение радикально расширяет возможности оценки рисков инвестиционных портфелей, предлагая гибкие инструменты, которые превосходят традиционные статистические методы в условиях реальных рыночных неопределённостей, особенно на волатильном российском фондовом рынке. Вместо жёстких предположений о нормальности доходностей или линейных зависимостях МО анализирует огромные массивы данных, начиная от исторических котировок Мосбиржи и заканчивая макроэкономическими индикаторами, при этом выявляя скрытые паттерны и адаптируясь к негативным факторам в виде санкций или скачков цен на нефть. Российские исследования в данном направлении подчёркивают практическую ценность. Например, по данным акций «Газпрома» и «Сбербанка» с 2020 по 2025 гг. такие модели снизили ошибки прогнозов в среднем на 30 %, сделав риск-менеджмент не реактивным, а предиктивным. Необходимо разобрать ключевые подходы и их логику применения шаг за шагом, опираясь на отечественный опыт [7, с. 422].

Оценка рыночных рисков прошла путь от простых параметрических методов, где предполагалось нормальное распределение доходов, к сложным непараметрическим подходам, лучше подходящим для «толстых хвостов», которые бывают редко, но являются разрушительными событиями. Value at Risk (VaR) стал золотым стандартом, так как это уровень потерь, который с заданной вероятностью (примерно в 95 %) не пересечёт горизонт в день или неделю. Параметрические версии удобны в расчётах, но на Мосбирже они часто ошибаются, недооценивая кризисы вроде финансового кризиса 2022 г., когда потери превысили прогнозы более чем на 30 %.

Непараметрические альтернативы, такие как историческая симуляция или метод Монте-Карло, опираются напрямую на прошлые данные без допущений, что надёжнее для российских активов с их асимметрией. Еще шаг вперед – Conditional VaR (CVaR) или Expected Shortfall, это уже не просто порог, а средние потери за этим порогом, что делает метрику достаточно устойчивой и полной. В российской практике CVaR рекомендуется для стресс-тестов портфелей «голубых фишек», так как в периоды турбулентности 2015–2020 гг. она показывала потери на 25–35 % выше VaR, помогая инвесторам строить реальные буферы. Эти метрики идеально интегрируются с МО, где сырые котировки Мосбиржи превращаются в точные прогнозы.

Экономический анализ применения ИИ в России. Российская статистика по применению ИИ в инвестиционных решениях (включая финансы, трейдинг, скоринг и управление портфелями) фрагментарна и основана на общих показателях рынка ИИ.

Рынок ИИ в России находится в фазе интенсивного расширения, демонстрируя устойчивые двузначные темпы роста и постепенное смещение центра тяжести в сторону финансового сектора и инвестиционных решений (см. табл. 1). Финансы выступают ключевым «якорным» заказчиком ИИ-технологий, что объясняется высокой оцифрованностью операций, наличием больших массивов данных и чувствительностью к повышению точности прогнозов и управленческих решений.

Прогноз на 2026 г. с сохранением высоких темпов роста и увеличением доли финансов до 32 % указывает на продолжение тренда углубления интеграции ИИ в финансовую инфраструктуру и инвестиционную деятельность. Экономически это создаёт предпосылки для роста производительности финансовых институтов, оптимизации рисков и повышения качества инвестиционного анализа, но одновременно усиливает зависимость рынка ИИ от конъюнктуры финансового сектора.

Таблица 1. Общий объём рынка ИИ в России (с фокусом на финансы/инвестиции)

Период исследования, год	Объём рынка ИИ, млрд долл.	Объём рынка ИИ, млрд руб.	Доля финансов / инвестиций, %	Относительное изменение, %
2022	0,8	65	25	+50
2023	1,05	90	26	+38
2024	1,45	117,7	28	+38
2025	2,1	170,32	30	+45
2026*	3,0	250	32	+43

*Прогноз: на основе CAGR 40–45 %, тренды генеративного ИИ
Источник: [8, с. 218]

Анализируя общий объём рынка ИИ в России, представленный в табл. 1, можно сделать следующие выводы. Наблюдается быстрый рост российского рынка ИИ в 2022–2025 гг. с прогнозом ускорения к 2026 г. как

в валютном выражении (млрд долл.), так и в рублёвом (млрд руб.). Одновременно растёт доля финансов и инвестиций в структуре рынка, а темпы прироста остаются стабильно высокими (38–50 % в год, прогнозируемый

рост составит 43 %). Объём рынка ИИ, млрд долл.: с примерно 0,8 в 2022 г. до 2,1 в 2025 г., прогноз 3,0 в 2026 г. Это свидетельствует о формировании высоко динамичного, но пока ещё относительно небольшого по

абсолютным масштабам рынка. Объём рынка в рублях: с 65 млрд руб. в 2022 г. до 170,3 млрд руб. в 2025 г., прогноз 250 млрд руб. в 2026 г. (см. рис. 1).

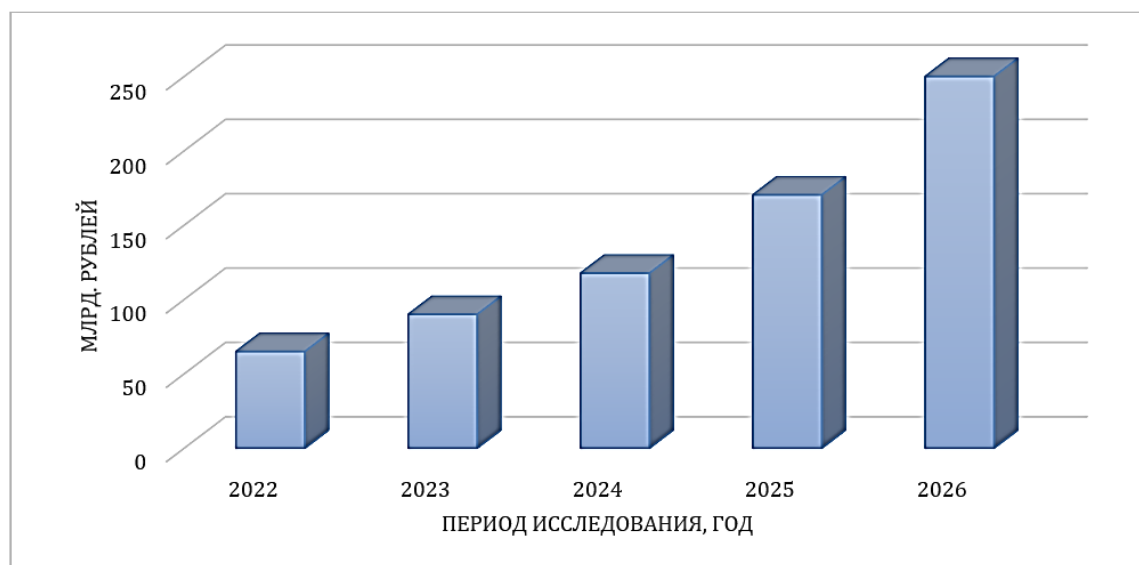


Рис. 1. Динамика общего объёма инвестиций в ИИ России, млрд рублей

Ускорение рублёвой динамики отражает совокупный эффект роста реального спроса на ИИ-решения и курсовых факторов. Доля финансов/инвестиций: с 25 % в 2022 г. до 30 % в 2025 г., прогноз 32 % в 2026 г. Это означает, что финансовый сектор не просто активно внедряет ИИ, но и опережает средний по рынку темп цифровизации, укрепляя статус одного из драйверов спроса на ИИ. Темпы роста рынка: +50 % в 2022 г., затем +38 % в 2023–2024 гг., +45 % в 2025 г., прогноз +43 % в 2026 г. Наблюдается высокое, но уже более устойчивое экспоненциальное развитие, характерное для рынков на стадии раннего масштабирования [9, с. 150].

Инвестиции в ИИ в России характеризуются высокой волатильностью по общему объёму, но внутри этого «волатильного» поля сегмент ИИ-агентов для принятия

решений демонстрирует устойчивый рост и структурное укрепление (см. табл. 2). Можно говорить о фазе качественного сдвига: от «общих» ИИ-проектов к более прикладным решениям, которые напрямую встраиваются в контуры управления финансами, инвестициями и операционной деятельностью. Доминирующая роль бигтехов в финансировании указывает на концентрацию компетенций и капитала у ограниченного круга игроков, в то время как растущая доля государства свидетельствует о признании ИИ-агентов как элемента цифрового суверенитета и инфраструктурной безопасности [10]. Для финансового сектора это означает, что доступ к передовым ИИ-агентам будет во многом зависеть от партнёрств с крупными технологическими компаниями и участия в государственных программах поддержки.

Таблица 2. Инвестиции в ИИ-агенты для решений (млн долл., в том числе инвестиционные)

Период исследования, год	Венчур / РЕ / M&A, млн долл.	Инвестиции в ИИ-агенты, млн долл.	Доля бигтехи / государство
2022	369	3	80 / 20
2023	300	9	80 / 20
2024	530	10	79 / 21
2025	320	31	78 / 22
2026	400	50	75 / 25

Источник: [8, с. 220]

По анализу инвестиций в ИИ-агенты для решений можно сделать следующий вывод, рассматривая общий объём венчурных/РЕ/M&A инвестиций в ИИ видно, что пик 369 млн долл. приходится на 2022 г., снижение до 300 млн долл. наблюдается в 2023 г., далее виден рост до 530 млн долл. в 2024 г. и спад до 320 млн долл. в 2025 г., с прогнозом восстановления до 400 млн долл. в 2026 г. Такая волатильность отражает цикличность инвестиционного спроса, влияние глобальных финансовых условий

и переоценку рисков в ИИ-сегменте. Анализируя инвестиции именно в ИИ-агенты, видим устойчивую динамику к увеличению от 3 млн долл. в 2022 г. до 9 млн долл. в 2023 г., 10 млн долл. в 2024 г., резкий рывок до 31 млн долл. в 2025 г., прогноз увеличения до 50 млн долл. в 2026 г. В отличие от общего рынка ИИ, сегмент ИИ-агентов демонстрирует устойчивую и ускоряющуюся траекторию роста, что указывает на изменение приоритетов инвесторов в пользу решений, непосредственно влияющих

на бизнес-процессы и принятие решений [11, с. 132]. Доля бигтехов и государства: на всём интервале сохраняется доминирование крупного частного технологического бизнеса (около 70 %), при постепенном росте роли государства (с 20 % до 25 % по прогнозу на 2026 г.). Это означает, что развитие ИИ-агентов остаётся в значительной степени рыночным, но государство постепенно усиливает поддержку стратегически значимых проектов.

Финансовый сектор России находится в стадии интенсивной цифровой трансформации, и ИИ становится стандартным элементом как стратегического, так и операционного управления. Личное и массовое использование ИИ-сервисов повышает скорость и качество обработки информации на уровне отдельных специалистов

и инвесторов, тогда как генеративный ИИ и инструменты прогнозирования денежного потока усиливают аналитические и планировочные функции финансовых организаций (см. табл. 3, рис. 2). Высокая и растущая доля использования ИИ в прогнозировании денежных потоков (cash flow) указывает на переход к более продвинутым моделям управления ликвидностью и рисками, что в перспективе должно снижать вероятность кассовых разрывов, повышать устойчивость к шокам и улучшать качество инвестиционных решений [12, с. 11]. В совокупности эти тенденции задают новый «технологический стандарт» для финансовых институтов: конкурентоспособность все больше определяется не только доступом к капиталу, но и уровнем зрелости ИИ-решений в инвестиционном и казначейском блоках.

Таблица 3. Доля внедрения ИИ в финансовом секторе (инвестиции/казначейство)

Период исследования, год	Личное использование ИИ, %	Генеративный ИИ, %	Прогнозирование денежных потоков, %
2022	40	20	50
2023	50	25	60
2024	54	33	65
2025	70	50	76
2026	80	65	85

Источник: [8, с. 221]



Рис. 2. Динамика удельного веса ИИ при прогнозировании денежных потоков

Табл. 3 и рис. 2 показывают динамику проникновения ИИ в финансовом секторе по трём направлениям: личное использование ИИ, генеративный ИИ и прогнозирование денежных потоков (cash flow). Период 2022–2025 гг. и прогноз на 2026 г. демонстрируют не просто рост, а ускоряющуюся диффузию технологий в практику финансового менеджмента. Личное использование ИИ (персональные инструменты для сотрудников и частных инвесторов): рост с 40 % в 2022 г. до 70 % в 2025 г., прогноз использования 80 % в 2026 г. Это говорит о переходе ИИ из статуса «специализированного инструмента» к массовому рабочему инструменту, доступному большинству участников финансового процесса.

Генеративный ИИ: с 20 % в 2022 г. до 50 % в 2025 г., прогноз 65 % в 2026 г. Быстрый рост доли генеративного ИИ отражает его востребованность для подготовки аналитических материалов, отчётности, сценарного анализа и автоматизации рутинных задач в инвестиционном и казначейском контуре. Прогнозирование денежных потоков: с 50 % в 2022 г. до 76 % в 2025 г., прогноз 85 % в 2026 г. Это наиболее «зрелое» направление, поскольку прогнозирование потоков денежных средств напрямую связано с управлением ликвидностью, рисками и инвестиционным планированием, где эффект от внедрения ИИ наиболее осязаем [13, с. 47].

Перспективы развития применения ИИ в процессе принятия инвестиционных решений. В ближайшие годы российский инвестиционный рынок сильно изменится благодаря быстрому развитию искусственного интеллекта, особенно в рамках национального проекта «Экономика данных», на который до 2026 г. выделено 15,7 млрд руб. По оценкам экспертов, к 2030 г. ИИ может добавить в экономику России от 7,9 до 13 трлн руб. ежегодно, это до 5,5 % ВВП, что позволит стране войти в пятёрку мировых лидеров по использованию этих технологий.

Одно из главных направлений – массовое внедрение генеративного ИИ в персонализированные робо-эдвайзеры. Давайте представим, как обычный инвестор, не являющийся инвестиционным экспертом, загружает свои цели, уровень риска и сумму для инвестирования, в свою очередь ИИ вроде GigaChat или YandexGPT мгновенно предлагает оптимальный портфель, учитывая ESG-факторы, пенсионные нужды или даже криптовалюту. Уже сейчас треть россиян прислушивается к советам ИИ, а к концу десятилетия этот показатель может вырасти до 50–60 % среди розничных игроков, снижая порог входа на рынок и распределяя финансовый капитал более эффективнее.

Необходимо обратить внимание и на другое перспективное поле – квантовый трейдинг и высокоскоростные сделки на блокчейне. Сотрудничество Росатома и Яндекса приведёт к тому, что ИИ на квантовых компьютерах будет обрабатывать сделки за микросекунды, предугадывая мельчайшие колебания на Мосбирже [14]. К 2030 г. такие стратегии могут занять 40 % объёма торгов, особенно с токенизацией активов в ЦФА, что повысит ликвидность и снизит транзакционные издержки для всех участников рынка.

Ещё важнее станет предиктивная аналитика на основе мультимодальных данных. ИИ объединит не только финансовые отчёты, но и спутниковые снимки урожая, геоданные и настроения в соцсетях, чтобы с точностью до 95 % прогнозировать корпоративные прибыли или кризисы. В России это особенно актуально для сырьевых секторов вроде нефти и металлов, где такие прогнозы добавляют до 4 трлн рублей в год за счёт точного распределения инвестиций.

Наконец, появятся полностью автономные ИИ-агенты, управляющие фондами без участия человека, и децентрализованные платформы вроде DeFi для прямых инвестиций между людьми. Венчурные вложения в такие агенты вырастут до 50 млн долл. уже в 2026 г., а к 2030 они возьмут под контроль 25 % паевых фондов, минимизируя человеческие ошибки и ускоряя оборот капитала.

Конечно, всё это пойдёт под жёстким надзором ЦБ РФ: по поручению президента к 2030 г. внедрят «доверитель-

ный ИИ» с обязательным аудитом моделей, чтобы избежать рисков вроде предвзятости или кибератак. В итоге рынок ИИ в инвестициях может достичь 250 млрд руб. уже к концу 2026 г. [15, с. 132].

Заключение. Искусственный интеллект уже сегодня меняет ландшафт инвестиционных решений в России, и этот процесс лишь набирает обороты.

Во-первых, теоретический синтез классической портфельной теории Марковица с машинным обучением доказал свою жизнеспособность: нейросети и ансамблевые методы позволяют динамически пересчитывать риски и доходность инвестиционных портфелей, превращая статичную модель в адаптивный инструмент, который «чувствует» российскую волатильность. Во-вторых, традиционные подходы вроде GARCH-VaR систематически недооценивают реальные потери на 20–40 %, что в кризисные 2022–2025 гг. обернулось для инвесторов падением капитализации «голубых фишек» на 15–20 %, необходимо отразить, что цена вопроса слишком высока, чтобы закрывать на это глаза. В-третьих, модели машинного обучения, проверенные на акциях «Газпрома» и «Сбербанка», сократили ошибку прогноза примерно на треть, переводя риск-менеджмент в предиктивную плоскость.

Экономическая статистика подтверждает тренд: российский рынок ИИ вырос с 0,8 млрд долл. в 2022 г. до прогнозируемых 3 млрд долл. в 2026 г., причём доля финансов и инвестиций уже достигла 30 % и продолжает увеличиваться. Особенно показателен рывок вложений в ИИ-агенты для принятия решений, просматривается устойчивый рост с 3 млн долл. в 2022 до 31 млн в 2025-м гг., что говорит о смещении спроса от общих алгоритмов к конкретным инструментам управления финансовым капиталом. Практика внедрения в финансовом секторе не отстаёт: 76 % компаний в 2025 г. используют ИИ для прогнозирования денежных потоков, а 70 % сотрудников и частных инвесторов применяют ИИ в повседневной работе, можно объективно сделать вывод, что сегодня технологии перестали быть экзотикой.

Заглядывая вперёд, можно с уверенностью сказать, что генеративный ИИ в робо-эдвайзерах, квантовый трейдинг на блокчейне и мультимодальная предиктивная аналитика (включая спутниковые снимки и соцсети) к 2030 г. станут обыденностью, добавив в ВВП России до 5,5 %. Однако у этого роста есть своя цена: жёсткий надзор ЦБ за «доверительным ИИ» и острая нехватка тысяч квалифицированных кадров. Ближайшие годы станут временем, когда эффективность инвестиций будет определяться не размером финансового капитала, а умением соединить человеческую интуицию с алгоритмами регулирования.

Литература

1. Похлёбин П.С., Боднар А.В., Нестеренко А.Р. Инвестиции в искусственный интеллект: оценка экономической целесообразности и потенциальные риски // Информатика и кибернетика. 2024. № 3 (37). С. 25–31.
2. Клиентова З.А. Инвестиции в искусственный интеллект: Россия, США, Европа, Китай // Вестник науки. 2025. Т. 3. № 5 (86). С. 131–140.
3. Зевелёва Е.А., Кокунов К.В., Баранник О.В., Харченко М.П. Влияние политической стабильности на инвестиции в искусственный интеллект: анализ современных трендов и стратегий // Теории и проблемы политических исследований. 2025. Т. 14. № 1–1. С. 65–79.
4. Шаталова А.Д. Инвестиционный портфель акций инновационных компаний, сформированный на основе теории

- Марковица // Гетеромагнитная микроэлектроника. 2017. № 22. С. 82–88.
5. Ерѐменко А.А. Инвестиции в искусственный интеллект: тренды и перспективы // Финансовые рынки и банки. 2025. № 5. С. 507–510.
6. Вирцев М.Ю., Мачульский А.И. Инвестиции в искусственный интеллект: финансовые затраты на внедрение и использования // Региональные проблемы преобразования экономики. 2025. № 9 (179). С. 261–268.
7. Амирджаниян А.В. Инвестиции в искусственный интеллект в банках: стратегический приоритет в эпоху цифровой трансформации // Молодой учёный. 2026. № 5 (608). С. 421–424.
8. Хитрова Е.М., Прошутинская С.С. Искусственный интеллект и машинное обучение в поддержке инвестиционных решений на основе экспертных данных // Известия Байкальского государственного университета. 2025. Т. 35. № 2. С. 217–227.
9. Лясота Ф.Ф. Венчурные инвестиции в искусственный интеллект // Глобальный научный потенциал. 2019. № 8 (101). С. 148–154.
10. Гончарова Н.А., Левченко Т.М., Афанасьев А.С. Формирование аутсоринга в инновационном менеджменте: монография. Братск : Изд-во Брат. гос. ун-та, 2013.
11. Тайлак А.Е. Методика оценки инвестиционных качеств акций и их отбора в инвестиционный портфель // Актуальные проблемы современности. 2020. № 2 (28). С. 130–135.
12. Зембатова М.А. Современный взгляд на искусственный интеллект, машинное обучение и глубокое обучение // Научный потенциал. 2025. № 1–3 (48). С. 10–12.
13. Зиннатуллин А.А., Бакирова З.Х. От больших данных к большим теориям: каким образом машинное обучение меняет эмпирический уровень научного познания // Символ науки: международный научный журнал. 2025. Т. 2. № 11–2. С. 45–48.
14. Шаджикова М., Османов Д., Палванова О., Гурбанназаров Р. Искусственный интеллект (ИИ) и машинное обучение (ML) в прогнозировании: методологические основы и прикладные аспекты // Современные научные исследования и инновации. 2025. № 11 (175).
15. Динер А.В., Складенко Е.А., Романенко М.В. Искусственный интеллект и машинное обучение в прогнозной аналитике финансовой отчётности // Инновационная экономика: информация, аналитика, прогнозы. 2026. № 1. С. 128–137.
- and Potential Risks // Informatics and Cybernetics. 2024. No. 3 (37). Pp. 25–31.
2. Klientova Z.A. Investments in Artificial Intelligence: Russia, USA, Europe, China // Science Bulletin. 2025. Vol. 3. No. 5 (86). Pp. 131–140.
3. Zeveleva E.A., Kokunov K.V., Barannik O.V., Kharchenko M.P. The Impact of Political Stability on Investments in Artificial Intelligence: Analysis of Modern Trends and Strategies // Theories and Problems of Political Research. 2025. Vol. 14. No. 1–1. Pp. 65–79.
4. Shatalova A.D. Investment portfolio of shares of innovative companies formed on the basis of Markowitz theory // Heteromagnetic microelectronics. 2017. No. 22. P. 82–88.
5. Eremenko A.A. Investments in artificial intelligence: trends and prospects // Financial markets and banks. 2025. No. 5. Pp. 507–510.
6. Virtsev M.Yu., Machulsky A.I. Investments in artificial intelligence: financial costs of implementation and use // Regional problems of economic transformation. 2025. No. 9 (179). Pp. 261–268.
7. Amirjanyan A.V. Investments in artificial intelligence in banks: a strategic priority in the era of digital transformation // Young scientist. 2026. No. 5 (608). Pp. 421–424.
8. Khitrova E.M., Proshutinskaya S.S. Artificial Intelligence and Machine Learning in Supporting Investment Decisions Based on Expert Data // Bulletin of the Baikal State University. 2025. Vol. 35. No. 2. Pp. 217–227.
9. Lyasota F.F. Venture investments in artificial intelligence // Global scientific potential. 2019. No. 8 (101). P. 148–154.
10. Goncharova N.A., Levchenko T.M., Afanasyev A.S. Formation of outsourcing in innovation management: monograph. Bratsk: Publishing house of Bratsk state University, 2013.
11. Tailak A.E. Methodology for assessing the investment qualities of shares and their selection for an investment portfolio // Actual problems of our time. 2020. No. 2 (28). P. 130–135.
12. Zembatova M.A. A Modern View of Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning // Scientific Potential. 2025. No. 1–3 (48). Pp. 10–12.
13. Zinnatullin A.A., Bakirova Z.Kh. From Big Data to Big Theories: How Machine Learning Changes the Empirical Level of Scientific Knowledge // Symbol of Science: International Scientific Journal. 2025. Vol. 2. No. 11–2. Pp. 45–48.
14. Shadzhikova M., Osmanov D., Palvanova O., Gurban-nazarov R. Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) in Forecasting: Methodological Foundations and Applied Aspects // Modern Scientific Research and Innovation. 2025. No. 11 (175).
15. Diner A.V., Sklyarenko E.A., Romanenko M.V. Artificial Intelligence and Machine Learning in Predictive Analytics of Financial Statements // Innovative Economy: Information, Analytics, Forecasts. 2026. No. 1. Pp. 128–137.

References

1. Pokhlebin P.S., Bodnar A.V., Nesterenko A.R. Investments in Artificial Intelligence: Assessment of Economic Feasibility