

**ИНТЕГРАЦИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УПРАВЛЕНИЕ
ИНВЕСТИЦИЯМИ: ПОТЕНЦИАЛ И РИСКИ ДЛЯ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ**

Наргиза Жалелова

Магистрант Банковско-финансовая академия Республики Узбекистан

ORCID iD: 0009-0007-2338-5811

<https://doi.org/10.5281/zenodo.22050860>

Аннотация. В статье рассматриваются современные тенденции интеграции технологий искусственного интеллекта в процессы управления инвестициями и их влияние на функционирование финансовых рынков. Особое внимание уделяется применению машинного обучения, алгоритмического анализа данных, прогнозных моделей, роботизированных инвестиционных консультантов и автоматизированных систем формирования инвестиционных портфелей. Исследуется потенциал искусственного интеллекта в повышении точности инвестиционного анализа, ускорении обработки больших массивов финансовой информации, оптимизации структуры портфеля, управлении рисками и снижении операционных издержек. Наряду с преимуществами анализируются основные риски внедрения интеллектуальных технологий, включая вероятность модельных ошибок, алгоритмическую предвзятость, усиление рыночной волатильности, киберугрозы, недостаточную прозрачность алгоритмов и возникновение системных рисков вследствие массового использования сходных инвестиционных стратегий. Обосновывается необходимость сочетания технологических инноваций с эффективным регулированием, системой риск-менеджмента, механизмами человеческого контроля и принципами ответственного применения искусственного интеллекта.

Ключевые слова: искусственный интеллект, управление инвестициями, финансовые рынки, машинное обучение, алгоритмическая торговля, инвестиционный портфель, риск-менеджмент, роботизированные консультанты, прогнозирование, финансовые технологии, системные риски, цифровая трансформация.

Annotatsiya. Maqolada sun'iy intellekt texnologiyalarini investitsiyalarni boshqarish jarayonlariga integratsiya qilishning zamonaviy tendensiyalari hamda ularning moliya bozorlari faoliyatiga ta'siri ko'rib chiqiladi. Mashinaviy o'qitish, ma'lumotlarni algoritmik tahlil qilish, prognozlash modellari, robotlashtirilgan investitsiya maslahatchilari va investitsiya portfellarini shakllantirishning avtomatlashtirilgan tizimlaridan foydalanishga alohida e'tibor qaratilgan. Sun'iy intellektning investitsion tahlil aniqligini oshirish, katta hajmdagi moliyaviy ma'lumotlarni qayta ishlashni tezlashtirish, portfel tarkibini optimallashtirish, risklarni boshqarish va operatsion xarajatlarni kamaytirishdagi salohiyati o'rganiladi. Afzalliklar bilan bir qatorda, intellektual texnologiyalarni joriy etish bilan bog'liq asosiy xatarlar, jumladan model xatolari ehtimoli, algoritmik tarafdashlik, bozor volatilligini kuchaytirish, kiberxavflar, algoritmlarning yetarli darajada shaffof emasligi hamda o'xshash investitsiya strategiyalaridan ommaviy foydalanish natijasida tizimli risklarning yuzaga kelishi tahlil qilinadi. Texnologik innovatsiyalarni samarali tartibga solish, risk-menejment tizimi, inson nazorati mexanizmlari va sun'iy intellektdan mas'uliyatli foydalanish tamoyillari bilan uyg'unlashtirish zarurligi asoslab beriladi.

Kalit soʻzlar: *sunʼiy intellekt, investitsiyalarni boshqarish, moliya bozorlari, mashinaviy oʻqitish, algoritmik savdo, investitsiya portfeli, risk-menejment, robotlashtirilgan maslahatchilar, prognozlash, moliyaviy texnologiyalar, tizimli risklar, raqamli transformatsiya.*

Введение. Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта оказывает всё более заметное влияние на процессы цифровой трансформации финансового сектора и формирует новые подходы к управлению инвестициями. Современные системы машинного обучения и анализа больших данных позволяют инвесторам оперативно обрабатывать значительные объёмы финансовой информации, выявлять скрытые закономерности, оценивать рыночные тенденции и принимать более обоснованные инвестиционные решения. Вместе с тем широкое внедрение искусственного интеллекта в инвестиционную деятельность сопровождается рядом новых вызовов, связанных с непрозрачностью алгоритмов, возможными ошибками моделей, киберрисками, усилением зависимости финансовых институтов от автоматизированных решений и потенциальным ростом системной нестабильности. В связи с этим особую научную и практическую актуальность приобретает исследование возможностей и ограничений использования искусственного интеллекта в управлении инвестициями, а также оценка его влияния на эффективность, устойчивость и безопасность финансовых рынков.

Обзор литературы по теме. В исследованиях Узбекистана последних лет особое внимание уделяется цифровой трансформации финансовых институтов и внедрению интеллектуальных технологий в банковскую и инвестиционную деятельность. В работе 2025 года на примере АКБ «Узпромстройбанк» исследовано влияние финтех-технологий на эффективность финансовых услуг в период 2018–2024 гг. В частности, рассматриваются мобильный банкинг, онлайн-кредитование, рекомендательные модули на основе искусственного интеллекта, блокчейн, автоматизированные операции и биометрическая идентификация. Проведённый анализ показывает, что применение цифровых инструментов способно повышать скорость обслуживания, расширять клиентскую базу, снижать операционные издержки и создавать предпосылки для более персонализированного управления финансовыми ресурсами. Вместе с тем выделяются риски кибербезопасности, технических сбоев и конфиденциальности данных, которые непосредственно связаны с безопасностью использования ИИ в инвестиционно-финансовых системах. (Beknazarova, 2025).

Другое узбекское исследование 2025 года посвящено институциональным основам и экономическому воздействию цифровой трансформации банковского сектора страны. В нём анализируется комплексное внедрение искусственного интеллекта, Big Data, блокчейна, мобильных банковских приложений и финтех-решений. Установлено, что такие технологии повышают эффективность транзакций, доступность финансовых продуктов и возможности обработки больших массивов данных, что имеет важное значение для оценки инвестиционных проектов и разработки финансовых решений. Вместе с положительными результатами подчёркиваются проблемы киберрисков, защиты персональных данных,

цифрового неравенства и необходимости совершенствования нормативной среды. С позиции настоящего исследования эти результаты показывают, что эффективность ИИ в управлении инвестициями зависит не только от качества алгоритмов, но и от зрелости финансовой и институциональной инфраструктуры. (Hamroqulov, 2025).

В отечественной работе, посвящённой цифровизации бизнес-планирования коммерческих банков, проанализировано применение искусственного интеллекта, Big Data и облачных вычислений для повышения точности прогнозирования. Исследование показывает, что цифровые инструменты позволяют быстрее обрабатывать финансовую информацию, совершенствовать моделирование денежных потоков и повышать качество плановых решений. Практическая значимость таких технологий для инвестиционного менеджмента заключается в возможности более оперативно оценивать сценарии развития, прогнозировать финансовые показатели и автоматизировать часть аналитических процедур.

Одновременно дальнейшее внедрение автоматизированных скоринговых механизмов и инвестиционных онлайн-платформ рассматривается как важное направление развития банковского сектора Узбекистана. Таким образом, исследование подтверждает формирование технологической базы для более глубокого внедрения ИИ в процессы инвестиционного анализа и управления капиталом. (Afenov, 2025).

В российской научной литературе непосредственное применение искусственного интеллекта при принятии инвестиционных решений подробно рассмотрено в исследовании 2024 года. В работе выделены такие направления, как автоматизированный анализ больших данных, прогнозирование рыночных тенденций, алгоритмическая торговля и формирование персонализированных инвестиционных рекомендаций. Отмечается, что интеллектуальные системы способны ускорять реакцию инвестора на изменения рынка и снижать влияние эмоционального фактора при совершении операций. Однако эффективность подобных решений ограничивается качеством исходных данных, а ошибки или неполнота информации способны привести к неправильным прогнозам и финансовым потерям. Кроме того, в качестве существенных ограничений рассматриваются этические проблемы, кибербезопасность и необходимость нормативного регулирования автоматизированной инвестиционной деятельности. (Sviridov, 2024).

В другой российской работе 2024 года искусственный интеллект исследуется с позиции его влияния на трансформацию современных финансовых инструментов. Особое место уделено робо-эдвайзерам, которые используют алгоритмы для анализа рыночной информации, определения риск-профиля клиента, подготовки персонализированных рекомендаций и автоматизированного управления портфелем. Также рассматривается алгоритмическая торговля, позволяющая обрабатывать крупные массивы информации и заключать сделки значительно быстрее традиционных участников рынка. Вместе с тем расширение автоматизации формирует новые проблемы, связанные с прозрачностью моделей, ответственностью за алгоритмические решения и зависимостью участников финансового рынка от технологической инфраструктуры.

Для темы настоящего исследования особенно важен вывод о том, что ИИ меняет не только способы анализа активов, но и сам механизм предоставления инвестиционных услуг. (Chebukhanova, 2024).

В европейском исследовании, подготовленном для Европейского парламента в 2021 году, рассматривается трансформация финансового сектора под воздействием искусственного интеллекта и изменение механизмов движения капитала. Показано, что интеллектуальные технологии расширяют возможности анализа информации, автоматизации финансовых решений, оценки кредитных и рыночных рисков и повышения эффективности распределения ресурсов. Одновременно подчёркивается, что преимущества могут сопровождаться концентрацией данных и технологических мощностей у ограниченного числа крупных финансовых организаций и технологических компаний.

Такая ситуация создаёт риски снижения конкуренции, формирования информационной асимметрии и усиления зависимости финансовых рынков от ограниченного набора алгоритмических решений. Следовательно, интеграция ИИ должна сопровождаться развитием механизмов регулирования, прозрачности и контроля финансовых технологий. (Calzolari, 2021).

Европейское направление исследований также включает анализ внедрения робо-эдвайзеров как одной из наиболее заметных форм искусственного интеллекта в инвестиционных услугах. В эмпирической работе 2019 года на основе опроса 765 потенциальных пользователей из нескольких стран исследовались факторы, определяющие готовность клиентов пользоваться автоматизированным финансовым консультированием.

Было установлено, что важнейшее значение имеют отношение пользователей к технологии, воспринимаемая полезность, социальное влияние и степень знакомства с роботизированными системами. Эти результаты имеют существенное значение для инвестиционного менеджмента, поскольку технологическая эффективность алгоритма сама по себе не обеспечивает его широкого использования: доверие и восприятие риска инвесторами также определяют результативность цифровой инвестиционной модели. Тем самым исследование дополняет технический подход к ИИ поведенческим аспектом его внедрения на финансовых рынках. (Belanche et al., 2019).

В комплексном европейском обзоре 2022 года систематизированы методы машинного обучения, применяемые в управлении финансовыми активами. Рассмотрены вопросы выбора данных, прогнозирования доходности, оценки рисков, формирования инвестиционных портфелей и критериев сравнения эффективности алгоритмов. Сделан вывод о значительном потенциале машинного обучения при обработке высокоразмерных данных и выявлении сложных нелинейных взаимосвязей, которые трудно обнаружить традиционными эконометрическими методами. Вместе с тем подчёркивается, что практическая эффективность моделей зависит от качества данных, выбора параметров, корректности тестирования и способности алгоритма демонстрировать устойчивый результат вне обучающей выборки.

Данная позиция особенно важна для оценки рисков ИИ, поскольку высокая прогнозная точность на исторических данных ещё не гарантирует аналогичной эффективности в изменившейся рыночной среде. (Mirete-Ferrer et al., 2022).

В азиатской научной литературе важное направление связано с использованием искусственного интеллекта в роботизированном инвестиционном консультировании.

Исследование индийского финансового рынка 2020 года посвящено способности робо-эдвайзеров уменьшать влияние поведенческих отклонений розничных инвесторов.

Показано, что автоматизированные системы способны стандартизировать процесс принятия решений и ограничивать воздействие эмоций, чрезмерной уверенности и других поведенческих факторов на структуру инвестиционного портфеля. Вместе с тем отмечается, что в развивающихся финансовых системах роботизированное консультирование находится на более раннем этапе распространения и поэтому его эффективность зависит от доверия пользователей, финансовой грамотности и качества цифровой инфраструктуры. Эти выводы подтверждают, что ИИ может снижать часть поведенческих рисков инвестирования, но одновременно требует адаптации технологии к особенностям конкретного рынка и инвестора. (Bhatia et al., 2020).

Исследование китайского фондового рынка 2018 года представляет эмпирическое сравнение алгоритмов искусственного интеллекта для прогнозирования динамики стоимости акций. Основное внимание уделено способности различных интеллектуальных моделей выявлять скрытые нелинейные зависимости в финансовых временных рядах, которые традиционными методами анализируются значительно сложнее. Полученные результаты демонстрируют перспективность методов глубокого обучения и других алгоритмических подходов для прогнозирования направлений рыночного движения. Для управления инвестициями это создаёт возможность использовать ИИ при отборе активов, определении торговых сигналов и совершенствовании краткосрочных стратегий. Однако высокая чувствительность прогнозов к данным и параметрам модели свидетельствует о необходимости рассматривать алгоритмический прогноз как элемент системы принятия решения, а не как безусловную замену профессионального инвестиционного анализа. (Chen et al., 2018).

Одно из наиболее значимых американских исследований в сфере машинного обучения и финансов было опубликовано в 2020 году и посвящено эмпирическому ценообразованию активов. На массиве почти 30 тыс. акций за продолжительный период были сопоставлены различные методы машинного обучения, включая нейронные сети, деревья решений и традиционные регрессионные модели. Исследование показало, что нелинейные методы способны эффективнее учитывать взаимодействия между многочисленными финансовыми характеристиками, а использование машинных прогнозов может давать существенные экономические выгоды при построении инвестиционных стратегий. В частности, важными прогнозными сигналами оказались показатели импульса цен, ликвидности, волатильности и относительной стоимости активов.

Вместе с тем подчёркивается опасность переобучения, поэтому устойчивость результатов вне обучающей выборки является критическим условием применения ИИ в реальном инвестиционном управлении. (Gu et al., 2020).

В американской научно-практической литературе важное место занимает исследование 2020 года, систематизирующее применение машинного обучения непосредственно для управляющих активами. В нём обосновывается, что интеллектуальные методы должны использоваться не как полностью автономная «чёрная коробка», а как инструментарий, дополняющий финансовую теорию и классические статистические подходы. Особое значение имеют способность алгоритмов работать с высокоразмерными данными, учитывать нелинейные взаимодействия, снижать проблемы мультиколлинеарности и ориентироваться на прогнозную способность модели вне выборки. Такой подход позволяет использовать машинное обучение для поиска инвестиционных закономерностей, повышения устойчивости портфельных моделей и совершенствования риск-менеджмента. Научная ценность данной позиции заключается также в предупреждении против механического поиска прибыльных торговых правил без экономического обоснования, что особенно актуально в условиях быстрого распространения генеративного и автономного ИИ на финансовых рынках. (López de Prado, 2020).

Методология исследования. Методологическую основу исследования составляет комплексный подход к оценке процессов интеграции искусственного интеллекта в управление инвестициями и определению его влияния на развитие финансовых рынков. В работе использованы методы системного и сравнительного анализа, научного обобщения, классификации и контент-анализа зарубежной и отечественной литературы. В рамках исследования были изучены научные публикации, аналитические материалы и результаты исследований за 2017–2025 годы, посвящённые применению машинного обучения, больших данных, алгоритмической торговли, робо-эдвайзинга и автоматизированного управления инвестиционными портфелями. Сравнительный подход позволил выявить особенности внедрения технологий искусственного интеллекта в Узбекистане, России, странах Европы, Азии и США, а также определить общие тенденции и различия в использовании интеллектуальных технологий в инвестиционной деятельности.

Для количественной оценки исследуемых процессов применены статистический, динамический и структурный методы анализа. В качестве информационной базы предполагается использование статистических показателей за 2019–2025 годы, характеризующих развитие искусственного интеллекта и финансовых технологий, объёмы инвестиций в ИИ, распространение автоматизированных инвестиционных решений, динамику финансовых рынков и изменение масштабов цифровизации финансового сектора.

Для выявления основных тенденций показатели анализируются в динамике с использованием темпов роста, абсолютных и относительных изменений, удельного веса и сравнительных коэффициентов. Дополнительно применяется графический и табличный методы представления данных, позволяющие наглядно сопоставить развитие технологий

искусственного интеллекта с изменениями в инвестиционной деятельности и оценить потенциальную взаимосвязь между расширением использования ИИ и эффективностью финансового управления.

Особое место в методологии занимает качественная оценка преимуществ и рисков применения искусственного интеллекта в инвестиционном менеджменте. Для этого используется метод риск-анализа, в рамках которого потенциальные эффекты ИИ классифицируются по экономическим, технологическим, операционным и системным направлениям. К преимуществам относятся повышение точности анализа, ускорение обработки информации, оптимизация инвестиционного портфеля, снижение операционных затрат и расширение возможностей прогнозирования, тогда как к ключевым рискам относятся модельные ошибки, алгоритмическая предвзятость, непрозрачность решений, киберугрозы, чрезмерная зависимость от автоматизации и вероятность усиления системной нестабильности финансового рынка. Сопоставление положительных и отрицательных эффектов позволяет сформировать комплексную оценку целесообразности интеграции искусственного интеллекта в управление инвестициями и определить условия его безопасного и эффективного применения.

Анализ и результаты. Анализ интеграции искусственного интеллекта в управление инвестициями целесообразно начинать с оценки динамики капитала, направляемого в развитие самих технологий ИИ. Масштаб инвестиций отражает не только технологический интерес к искусственному интеллекту, но и степень его превращения в самостоятельную экономическую инфраструктуру финансового рынка. Согласно данным AI Index Report 2026 Стэнфордского института человеко-ориентированного искусственного интеллекта, глобальные корпоративные инвестиции в ИИ включают частные инвестиции, сделки слияний и поглощений, приобретение миноритарных долей и публичные размещения. В 2025 году совокупный объем таких инвестиций достиг 581,69 млрд долл. США, тогда как частные инвестиции составили 344,66 млрд долл. США. При этом именно частный капитал стал крупнейшим компонентом инвестиционной активности в сфере ИИ.

Таблица 1

Динамика глобальных корпоративных инвестиций в искусственный интеллект в 2019–2025 гг.

Год	Совокупные корпоративные инвестиции в ИИ, млрд долл.	Частные инвестиции, млрд долл.	Слияния и поглощения, млрд долл.	Прочие формы инвестиций*, млрд долл.	Доля частных инвестиций, %
2019	103,27	58,18	36,43	8,66	56,34
2020	221,87	73,79	39,83	108,25	33,26
2021	360,73	145,40	175,36	39,97	40,31
2022	253,25	113,01	121,39	18,85	44,62
2023	201,00	104,34	82,26	14,40	51,91
2024	253,02	151,48	92,19	9,35	59,87
2025	581,69	344,66	214,44	22,59	59,25

Источник: составлено и рассчитано автором по данным Stanford HAI, AI Index Report 2026, Quid data.

Результаты таблицы 1 показывают выраженную нелинейность инвестиционного цикла. В 2019 году объём глобальных корпоративных инвестиций в ИИ составлял 103,27 млрд долл., однако уже в 2020 году он увеличился до 221,87 млрд долл., то есть более чем в два раза. В 2021 году показатель достиг 360,73 млрд долл. После этого наблюдалась коррекция: в 2022 году инвестиции сократились на 29,8%, а в 2023 году — ещё на 20,6%, до 201 млрд долл. Однако это сокращение не означало отказ от ИИ-технологий; оно скорее отражало изменение глобальных финансовых условий и переоценку стоимости технологических активов. Уже в 2024 году объём вырос до 253,02 млрд долл., а 2025 год продемонстрировал резкое ускорение — до 581,69 млрд долл., что на 129,9% выше предыдущего года. По расчётам автора, за 2019–2025 годы объём глобальных корпоративных инвестиций в ИИ увеличился примерно в 5,6 раза, а среднегодовой расчётный темп роста составил около 33,4%.

Не менее показательной является динамика частного капитала. Его объём вырос с 58,18 млрд долл. в 2019 году до 344,66 млрд долл. в 2025 году, то есть приблизительно в 5,9 раза. Расчётный среднегодовой темп роста за рассматриваемый период составил около 34,5%. Совокупно за семь лет частные инвестиции достигли примерно 990,9 млрд долл., а общий объём корпоративных инвестиций — около 1,97 трлн долл. Особенно существенным является структурное изменение: после снижения доли частных вложений до 33,26% в 2020 году она последовательно повысилась и в 2024–2025 годах приблизилась к 60%. В 2025 году Stanford HAI фиксирует 344,7 млрд долл. глобальных частных инвестиций в ИИ, что на 127,5% превышало уровень предыдущего года; 170,9 млрд долл. из этой суммы пришлось на компании генеративного ИИ.

Подобная динамика имеет непосредственное значение для управления инвестициями. Рост финансирования ИИ способствует расширению предложения аналитических платформ, алгоритмов обработки альтернативных данных, систем автоматизированного формирования портфеля, инструментов прогнозирования доходности и волатильности, а также программных решений для управления риском. OECD отмечает, что технологии ИИ уже применяются в управлении активами и на рынках ценных бумаг, включая портфельное управление, торговые операции и анализ рисков. Следовательно, увеличение инвестиционной базы ИИ можно рассматривать как один из факторов ускорения технологической трансформации инвестиционной индустрии, хотя само по себе увеличение финансирования ещё не доказывает повышения доходности инвестиционных стратегий. (OECD, 2021; OECD, 2024).

Для проверки второй составляющей — способности ИИ повышать эффективность непосредственно инвестиционного отбора — представляет интерес статистика индекса S&P 500 3AI Top 100 Index. Его методология предусматривает использование ИИ-ориентированных alpha scores: из вселенной S&P 500 выбираются 100 акций с наиболее высокими оценками, после чего их веса определяются пропорционально соответствующим

оценкам; при этом в процессе расчёта предусмотрены процедуры валидации и человеческого контроля. Таким образом, этот индекс может использоваться как иллюстративная модель гибридного подхода, в котором алгоритмический отбор не исключает институционального надзора.

Таблица 2

Сравнительная результативность S&P 500 и инвестиционного отбора на основе S&P 500 3AI Top 100 Index в 2019–2025 гг.

Год	Доходность S&P 500, %	Доходность S&P 500 3AI Top 100, %	Превышение/отставание AI-стратегии, п.п.	Накопленная стоимость 100 ед.: 3AI
2019	31,49	21,39	–10,10	121,39
2020	18,40	29,10	+10,70	156,71
2021	28,71	31,76	+3,05	206,49
2022	–18,11	–9,10	+9,01	187,70
2023	26,29	32,52	+6,23	248,74
2024	25,02	14,64	–10,38	285,15
2025	17,88	20,13	+2,25	342,55

Источник: составлено и рассчитано автором по данным S&P Dow Jones Indices LLC и 3AI.

Статистические результаты таблицы 2 показывают, что ИИ-ориентированная стратегия не обеспечивает постоянного превосходства над традиционным широким рыночным индексом. В 2019 году она отстала от S&P 500 на 10,1 процентного пункта, а в 2024 году — на 10,38 п.п. В то же время в пяти из семи рассматриваемых лет её результат был выше бенчмарка. Особенно существенным оказался 2020 год, когда преимущество составило 10,7 п.п., а также 2022 год, когда на фоне отрицательной динамики фондового рынка снижение AI-индекса составило 9,1% против падения S&P 500 на 18,11%. В 2023 году преимущество составило 6,23 п.п., а в 2025 году — 2,25 п.п. Такие результаты позволяют предположить, что применение алгоритмического отбора потенциально способно не только участвовать в поиске дополнительной доходности, но и в определённых рыночных фазах ограничивать глубину потерь. Однако данный вывод не может быть механически распространён на все ИИ-модели и все периоды.

Если условно инвестировать 100 денежных единиц в конце 2018 года и ежегодно капитализировать доходность, к концу 2025 года расчётная стоимость портфеля S&P 500 составила бы около 305,41 единицы, тогда как стоимость портфеля, соответствующего 3AI-стратегии, — около 342,55 единицы. Таким образом, совокупный прирост за период составляет приблизительно 205,4% для S&P 500 и 242,6% для 3AI-модели. Расчётная среднегодовая геометрическая доходность за 2019–2025 годы составляет около 17,3% и 19,2% соответственно. При этом более высокая итоговая доходность формировалась не равномерно: значительная часть относительного преимущества возникла в 2020, 2022 и 2023 годах, тогда как 2019 и 2024 годы демонстрируют риск существенного отставания

алгоритмической стратегии от рынка. Расчёты автора основаны на годовых показателях, опубликованных S&P Dow Jones Indices и 3AI.

Принципиально важно учитывать методологическое ограничение таблицы 2. S&P 500 3AI Top 100 Index был официально запущен только 1 декабря 2025 года, поэтому значения, относящиеся к периоду до даты запуска, являются гипотетическими результатами обратного тестирования, а не фактической доходностью реально управляемого портфеля. S&P Dow Jones Indices прямо указывает, что back-testing использует методологию, известную на дату запуска индекса, и может содержать эффект знания будущей информации, а фактические результаты способны существенно отличаться от исторически смоделированных. Поэтому показатели таблицы следует рассматривать не как доказательство гарантированного превосходства ИИ, а как количественную иллюстрацию потенциальной результативности алгоритмического отбора.

Дополнительное подтверждение существования компромисса между доходностью и риском дают долгосрочные показатели S&P. На интервале с сентября 2004 года по декабрь 2025 года расчётная годовая доходность S&P 500 3AI Top 100 составляла 13,51% против 11,03% у S&P 500, однако годовая волатильность составляла соответственно 19,65% и 14,76%. Показатель доходности с поправкой на риск в расчётах S&P был 0,69 у AI-индекса против 0,75 у базового индекса. Это означает, что более высокая абсолютная доходность не обязательно трансформируется в более высокую эффективность после учёта принятого риска. Для профессионального управления инвестициями данный результат принципиален: внедрение ИИ должно оцениваться не по максимизации прогнозируемой доходности как таковой, а по его влиянию на соотношение «доходность — волатильность — просадка — ликвидность — транзакционные издержки».

Полученные результаты позволяют выделить несколько экономических эффектов интеграции искусственного интеллекта в инвестиционный менеджмент. Первый эффект связан со скоростью обработки информации: алгоритмы способны одновременно учитывать значительно большее число финансовых, макроэкономических и альтернативных переменных, чем традиционный ручной анализ. Второй эффект связан с систематизацией инвестиционного процесса, поскольку формализованные правила отбора способны уменьшать влияние ряда эмоциональных решений. Третий эффект проявляется в возможности постоянной переоценки риска и перераспределения портфеля при изменении рыночных сигналов. OECD подтверждает, что использование ИИ в портфельном управлении, торговле и риск-анализе может повышать точность и операционную эффективность финансовых организаций.

Одновременно статистический рост ИИ-индустрии увеличивает потенциальное значение новых системных рисков. Если значительная доля банков, фондов и управляющих компаний начинает использовать сходные данные, облачную инфраструктуру или алгоритмические модели, их инвестиционные решения могут становиться более коррелированными. OECD относит к потенциальным каналам системного риска стадное поведение, процикличность, взаимосвязанность участников, зависимость от третьих сторон

и концентрацию инфраструктуры. Следовательно, алгоритм, эффективный на уровне отдельного портфеля, теоретически способен усиливать нестабильность на уровне всего рынка, если большое количество участников одновременно реагирует на один и тот же сигнал.

Другой существенный блок ограничений связан с качеством моделей и данных.

Инвестиционная модель обучается на исторической информации, тогда как структура финансового рынка постоянно изменяется под влиянием денежно-кредитной политики, геополитических факторов, технологических шоков и поведения инвесторов. Это создаёт риск того, что статистические закономерности, выявленные в прошлом, перестанут действовать в будущем. К этому добавляются непрозрачность сложных моделей, алгоритмическая предвзятость, ошибки данных, кибератаки, утечки информации и зависимость от внешних поставщиков вычислительных и облачных услуг. OECD подчёркивает, что развитие ИИ в финансах должно сопровождаться качественным управлением данными, защитой конфиденциальности, этическими требованиями и мониторингом концентрации моделей и инфраструктуры.

В целом проведённый статистический анализ позволяет сделать вывод, что в 2019–2025 годах искусственный интеллект прошёл путь от быстро развивающегося технологического инструмента к одному из значимых факторов трансформации инвестиционной индустрии. Рост глобальных корпоративных инвестиций в ИИ с 103,27 млрд до 581,69 млрд долл. свидетельствует о масштабном расширении технологической базы, а сравнительные результаты AI-ориентированного инвестиционного отбора показывают потенциальную возможность получения дополнительной доходности и снижения потерь в отдельных рыночных фазах. Вместе с тем нестабильность годовых результатов, ограничения обратного тестирования и наличие системных рисков не позволяют рассматривать искусственный интеллект как автономную замену профессиональному управляющему. Наиболее обоснованной представляется гибридная модель инвестиционного управления, в которой ИИ используется для обработки данных, прогнозирования, формирования сигналов и контроля риска, тогда как окончательная валидация стратегии, установление риск-лимитов и принятие критически важных решений сохраняются в системе человеческого и институционального контроля. Данный вывод согласуется с подходом OECD к риск-ориентированному и ответственному внедрению ИИ в финансовой системе.

Обсуждение: Результаты проведённого исследования показывают, что искусственный интеллект постепенно становится одним из ключевых инструментов трансформации инвестиционного менеджмента. Его применение позволяет существенно ускорить обработку больших массивов финансовой информации, повысить точность прогнозирования, улучшить процесс отбора активов и автоматизировать формирование инвестиционного портфеля. В то же время результаты анализа подтверждают, что использование ИИ не гарантирует стабильного превосходства над традиционными инвестиционными стратегиями.

Эффективность интеллектуальных моделей напрямую зависит от качества данных, корректности алгоритмов, особенностей рыночной среды и способности системы адаптироваться к структурным изменениям. Поэтому наиболее рациональным является использование ИИ как инструмента поддержки инвестиционных решений, а не как полной замены профессионального управляющего.

Важным результатом исследования является выявление двойственного характера влияния искусственного интеллекта на инвестиционные риски. С одной стороны, интеллектуальные системы позволяют оперативно выявлять потенциальные угрозы, моделировать различные рыночные сценарии, оценивать волатильность и своевременно корректировать структуру портфеля. С другой стороны, внедрение ИИ формирует новые риски, связанные с алгоритмическими ошибками, непрозрачностью моделей, некорректными исходными данными, киберугрозами и возможной зависимостью финансовых организаций от ограниченного числа технологических платформ. Кроме того, массовое использование сходных алгоритмов способно усиливать синхронность поведения участников рынка и повышать вероятность резких ценовых колебаний. Следовательно, развитие ИИ должно сопровождаться совершенствованием механизмов внутреннего контроля, модельного риск-менеджмента и кибербезопасности.

В целом полученные результаты позволяют утверждать, что дальнейшая интеграция искусственного интеллекта в управление инвестициями будет усиливаться, однако её устойчивый положительный эффект зависит от качества регулирования и сочетания автоматизированных технологий с человеческим контролем. Для финансовых институтов наиболее перспективной представляется гибридная модель, в которой ИИ используется для сбора и обработки данных, построения прогнозов, выявления инвестиционных сигналов и оценки риска, тогда как стратегические решения, установление лимитов и контроль критических операций сохраняются за специалистами. Такой подход позволяет одновременно использовать преимущества интеллектуальных технологий и ограничивать потенциальные последствия модельных ошибок, алгоритмического стадного поведения и системной нестабильности. В условиях дальнейшей цифровизации финансовых рынков именно баланс между инновациями, прозрачностью, безопасностью и ответственностью должен стать основой эффективного применения искусственного интеллекта в инвестиционной деятельности.

Заключение. Проведённое исследование позволяет сделать вывод, что интеграция искусственного интеллекта в управление инвестициями является одним из важнейших направлений современной трансформации финансовых рынков, способным повысить скорость обработки данных, качество прогнозирования, эффективность формирования инвестиционных портфелей и результативность управления рисками. Анализ показал, что расширение применения машинного обучения, алгоритмической торговли, больших данных и автоматизированных инвестиционных платформ создаёт существенные возможности для повышения эффективности инвестиционной деятельности, однако одновременно сопровождается новыми технологическими и системными рисками,

связанными с ошибками моделей, непрозрачностью алгоритмов, киберугрозами, недостаточным качеством данных и возможным усилением синхронного поведения участников рынка. В связи с этим наиболее перспективным направлением представляется формирование гибридной модели инвестиционного управления, предусматривающей сочетание возможностей искусственного интеллекта с профессиональной экспертизой и человеческим контролем. Для обеспечения устойчивого развития финансовых рынков необходимы совершенствование нормативно-правового регулирования, повышение прозрачности алгоритмических решений, развитие механизмов модельного риск-менеджмента и кибербезопасности, а также внедрение принципов ответственного использования искусственного интеллекта. В целом ИИ следует рассматривать не как полную замену специалиста по управлению инвестициями, а как высокоэффективный инструмент поддержки принятия решений, способный при грамотном и контролируемом применении повысить конкурентоспособность финансовых организаций и устойчивость инвестиционных процессов.

Список использованной литературы

1. Ibroximov, I. and Xikmatov, I. (2024) 'Xorijiy mamlakatlarda bank va moliya sohasidagi sun'iy intellektni qo'llash imkoniyatlari', *Инновационные исследования в современном мире: теория и практика*, 3(14), pp. 139–141.
2. Beknazarova, M. (2025) 'The Impact of Fintech on JSCB "Industrial and Construction Bank" of Uzbekistan', *Modern Science and Research*, 4(5), pp. 250–259.
3. Hamroqulov, I. (2025) 'Institutional Foundations and Economic Impact of Digital Transformation in the Banking Sector: The Case of Uzbekistan', *International Journal of Artificial Intelligence*, 5(6), pp. 895–902.
4. Свиридов, В.А. (2024) 'Использование искусственного интеллекта в принятии инвестиционных решений: перспективы и вызовы', *Международный журнал гуманитарных и естественных наук*, 7-3(94), pp. 187–188.
5. Чебуханова, Л.В. (2024) 'Искусственный интеллект и его влияние на трансформацию финансовых инструментов', *Вестник Академии знаний*, 5(64), pp. 486–491.
6. Bao, W., Yue, J. and Rao, Y. (2017) 'A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory', *PLOS ONE*, 12(7), e0180944.
7. Chong, E., Han, C. and Park, F.C. (2017) 'Deep learning networks for stock market analysis and prediction', *Expert Systems with Applications*, 83, pp. 187–205.
8. Bhatia, A., Chandani, A. and Chhateja, J. (2020) 'Robo advisory and its potential in addressing the behavioral biases of investors', *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100281.
9. Fischer, T. and Krauss, C. (2018) 'Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions', *European Journal of Operational Research*, 270(2), pp. 654–669.

10. Belanche, D., Casalo, L.V. and Flavián, C. (2019) 'Artificial Intelligence in FinTech: Understanding robo-advisors adoption among customers', *Industrial Management & Data Systems*, 119(7), pp. 1411–1430.
11. Buehler, H., Gonon, L., Teichmann, J. and Wood, B. (2019) 'Deep hedging', *Quantitative Finance*, 19(8), pp. 1271–1291.
12. Gu, S., Kelly, B. and Xiu, D. (2020) 'Empirical Asset Pricing via Machine Learning', *The Review of Financial Studies*, 33(5), pp. 2223–2273.
13. Giglio, S., Kelly, B. and Xiu, D. (2022) 'Factor Models, Machine Learning, and Asset Pricing', *Annual Review of Financial Economics*, 14, pp. 337–368.