

ЭФФЕКТИВНОСТЬ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УПРАВЛЕНИИ ИНВЕСТИЦИОННЫМИ ПОРТФЕЛЯМИ

Наргиза Жалелова

Магистрант Банковско-финансовая академия Республики Узбекистан

ORCID iD: 0009-0007-2338-5811

<https://doi.org/10.5281/zenodo.21973420>

Аннотация. В статье рассматривается эффективность использования технологий искусственного интеллекта в управлении инвестиционными портфелями. Анализируются возможности применения машинного обучения, больших данных и алгоритмических моделей для оптимизации структуры инвестиционного портфеля, прогнозирования доходности финансовых активов и снижения инвестиционных рисков. Особое внимание уделяется преимуществам искусственного интеллекта по сравнению с традиционными методами управления инвестициями, включая повышение скорости обработки информации, автоматизацию аналитических процессов и улучшение качества инвестиционных решений. Наряду с этим исследуются основные риски и ограничения, связанные с качеством исходных данных, недостаточной прозрачностью алгоритмов, модельными ошибками и высокой волатильностью финансовых рынков. По результатам исследования обосновывается необходимость сочетания инструментов искусственного интеллекта с профессиональной экспертной оценкой при формировании и управлении инвестиционными портфелями.

Ключевые слова: искусственный интеллект, инвестиционный портфель, управление инвестициями, машинное обучение, финансовый рынок, оптимизация портфеля, инвестиционный риск, цифровые технологии.

Цифровая трансформация финансового сектора существенно меняет традиционные подходы к управлению инвестиционными портфелями. Если классическая портфельная теория в значительной степени основывается на исторической доходности, волатильности, корреляциях между активами и предположениях о рациональности инвесторов, то современные технологии искусственного интеллекта позволяют одновременно анализировать значительно более широкий массив структурированных и неструктурированных данных. Машинное обучение, нейронные сети, обработка естественного языка, анализ больших данных и генеративный искусственный интеллект постепенно становятся инструментами прогнозирования доходности, оценки риска, формирования портфельных весов и автоматической ребалансировки активов. BIS отмечает, что современные модели машинного и глубокого обучения уже используются в финансовой системе для ценообразования активов и анализа рисков, а развитие ИИ расширяет возможности обработки информации, выявления закономерностей и прогнозирования.

Вместе с тем само использование искусственного интеллекта еще не означает автоматического повышения доходности инвестиционного портфеля. Эффективность технологии должна оцениваться не только по точности прогнозов, но и по итоговой доходности с учетом риска, транзакционных издержек, оборота портфеля, устойчивости модели в различных рыночных режимах и качества используемых данных. Поэтому основной научный вопрос заключается не в том, способен ли искусственный интеллект обрабатывать финансовую информацию быстрее человека, а в том, может ли

применение ИИ обеспечить устойчивое улучшение соотношения «доходность — риск» по сравнению с традиционными методами управления инвестициями.

Одним из ключевых преимуществ ИИ является способность работать с высокоразмерными массивами данных. Традиционные эконометрические модели зачастую требуют предварительного отбора относительно небольшого количества объясняющих факторов. Машинное обучение, напротив, позволяет одновременно учитывать десятки и сотни показателей: финансовые коэффициенты компаний, динамику цен, торговые объемы, процентные ставки, макроэкономические переменные, показатели ликвидности, новостные сообщения и другие информационные сигналы.

Исследование Shihao Gu, Bryan Kelly и Dacheng Xiu, опубликованное в *The Review of Financial Studies*, продемонстрировало экономическую значимость такого подхода. Авторы сравнили различные методы машинного обучения при прогнозировании премий за риск и установили, что особенно высокую эффективность показывают нейронные сети и методы на основе деревьев решений благодаря способности выявлять нелинейные взаимодействия между факторами. В их исследовании стратегия тайминга индекса S&P 500 на основе прогнозов нейронной сети обеспечила годовой коэффициент Шарпа 0,77, тогда как для стратегии buy-and-hold этот показатель составлял 0,51. Для стоимостно-взвешенной long-short стратегии на основе прогнозируемой доходности отдельных акций был получен коэффициент Шарпа до 1,35.

Данные результаты показывают, что преимущество искусственного интеллекта проявляется прежде всего там, где взаимосвязи между финансовыми показателями нелинейны и слишком сложны для стандартной линейной модели. ИИ способен обнаруживать слабые сигналы, которые по отдельности практически не влияют на доходность, но становятся значимыми при взаимодействии с другими характеристиками.

Вторым направлением повышения эффективности является использование неструктурированных данных. Современный алгоритм может анализировать текст корпоративной отчетности, заявления руководителей компаний, новостные публикации и рыночные комментарии с помощью методов Natural Language Processing. Это позволяет включить в инвестиционную модель информацию, которую традиционный количественный анализ учитывает с трудом.

Показательным практическим примером является американский Amplify AI Powered Equity ETF (AIEQ). Его стратегия связана с AI Powered Equity Index, использующим платформу IBM Watson. Согласно официальной информации фонда, модель применяет машинное обучение, анализ тональности текста и обработку естественного языка, изучая исторические данные, экономическую информацию, новости, финансовую отчетность и другие показатели американских компаний.

Однако реальные результаты AIEQ показывают, почему эффективность искусственного интеллекта необходимо оценивать на разных временных горизонтах.

Таблица 1

Сравнение доходности AI Powered Equity ETF (AIEQ) и индекса S&P 500

Показатель	AIEQ, %	S&P 500 Total Return, %	Разница, п.п.
Доходность за период 01.10.2024– 30.09.2025	19,68	17,60	+2,08
Среднегодовая доходность за 5 лет	8,71	16,47	–7,76
Среднегодовая доходность с момента запуска AIEQ	9,60	14,73	–5,13

Источник: составлено на основе Annual Shareholder Report Amplify AI Powered Equity ETF по состоянию на 30 сентября 2025 г.

Представленные данные позволяют сделать важный вывод. За один отчетный год AI-ориентированный фонд показал результат 19,68 %, превывсив S&P 500 на 2,08 процентного пункта. Однако на пятилетнем горизонте ситуация оказалась противоположной: среднегодовая доходность AIEQ составила только 8,71 %, тогда как S&P 500 обеспечил 16,47 %. С момента запуска фонда среднегодовая доходность также была ниже бенчмарка — 9,60 % против 14,73 %. Таким образом, единичный период превосходства алгоритма не является доказательством долгосрочного преимущества искусственного интеллекта. Напротив, этот пример демонстрирует необходимость различать прогностическую эффективность модели и инвестиционную эффективность портфеля.

Кроме того, в годовом отчете AIEQ за период, завершившийся 30 сентября 2025 года, оборот портфеля составлял 804 %, а расходы фонда — 0,75 % от условной инвестиции. Высокая величина оборота свидетельствует об очень интенсивном изменении состава портфеля и делает вопрос торговых издержек особенно значимым. Сам показатель turnover не равен транзакционным расходам, однако чем чаще модель пересматривает позиции, тем выше потенциальная роль спредов, рыночного воздействия и других расходов на реализацию стратегии.

Одна из главных проблем машинного обучения в инвестициях состоит в переобучении модели — overfitting. Алгоритм может чрезвычайно точно объяснять исторические данные, но демонстрировать значительно более слабые результаты после перехода к новым наблюдениям. Gu, Kelly и Xiu отдельно подчеркивают, что высокая гибкость машинного обучения одновременно дает преимущество в выявлении сложных взаимосвязей и повышает вероятность переобучения, поэтому особое значение имеет оценка out-of-sample результатов.

Другой существенный фактор — транзакционные издержки. Алгоритм может обнаружить множество краткосрочных торговых возможностей, однако их эксплуатация предполагает частую ребалансировку. После учета комиссий, bid-ask spread и влияния крупных заявок на рыночную цену теоретическая доходность может значительно сократиться.

Особенно интересны в этой связи результаты опубликованного в 2026 году исследования в The Review of Financial Studies, посвященного так называемой «реализуемой эффективной границе». Авторы показывают, что ML-стратегии, оптимизированные без учета торговых затрат, могут демонстрировать очень высокий валовой коэффициент Шарпа, но после учета издержек становиться практически

нереализуемыми. В исследовании Markowitz-ML показывал валовой Sharpe ratio около 2,06, однако после учета транзакционных затрат результаты ряда активно торгующих стратегий становились отрицательными. В то же время разработанный авторами подход Portfolio-ML, в котором торговые издержки непосредственно включались в целевую функцию алгоритма, обеспечил чистый коэффициент Шарпа до 1,33 в out-of-sample тестировании для модельного крупного инвестора с капиталом 10 млрд долларов.

Это имеет принципиальное значение для управления портфелями. Целью искусственного интеллекта должно быть не максимальное прогнозирование валовой доходности каждого актива, а максимизация экономического результата после учета риска и стоимости реализации инвестиционных решений.

Эффективность искусственного интеллекта невозможно анализировать отдельно от новых видов риска. Во-первых, алгоритм полностью зависит от качества данных. Неполные, ошибочные или нерепрезентативные данные способны систематически искажать инвестиционные решения. Чем сложнее модель, тем труднее установить источник ошибки. Во-вторых, возникает проблема интерпретируемости. Некоторые нейронные сети могут показывать высокую прогнозную способность, однако объяснить экономическую причину конкретного решения бывает сложно. Для институционального инвестора недостаточно получить сигнал «купить» или «продать»: необходимо понимать, каким образом решение соотносится с инвестиционной политикой, лимитами риска и ответственностью управляющего.

BIS относит к важным вызовам современной финансовой системы непрозрачность сложных моделей машинного обучения, зависимость от больших объемов данных, угрозы конфиденциальности, киберриски и алгоритмические смещения. В организации также обращают внимание на вероятность «модельного стадного поведения», когда финансовые учреждения используют сходные алгоритмы и информационные источники.

Такой риск особенно серьезен для финансового рынка в целом. Если множество управляющих получают одинаковый сигнал о необходимости сокращения позиции, автоматизированные системы могут практически одновременно начать продажи. В январе 2026 года BIS подчеркивал, что ИИ способен ускорять торговлю и корректировку портфелей, а в стрессовой ситуации это может усиливать краткосрочные ценовые движения и волатильность. Использование сходных моделей, данных и правил принятия решений также способно повысить корреляцию поведения финансовых институтов и ускорить распространение шоков.

Следовательно, индивидуально рациональное решение ИИ-модели не обязательно является оптимальным с точки зрения системы. Чем выше доля алгоритмического управления на рынке, тем важнее становится оценка не только портфельного, но и системного риска.

Наиболее перспективной моделью инвестиционного управления представляется не полное вытеснение портфельного менеджера искусственным интеллектом, а создание гибридной системы «человек + ИИ». Алгоритм обладает преимуществами в скорости вычислений, обработке больших данных и обнаружении статистических закономерностей, тогда как человек способен учитывать институциональный контекст,

изменение рыночного режима, макроэкономические и геополитические факторы, а также оценивать адекватность решения с точки зрения инвестиционной стратегии.

В такой системе искусственный интеллект может выполнять функции генерации сигналов, прогнозирования доходности и волатильности, выявления аномалий, расчета оптимальных весов и стресс-тестирования. Окончательное решение, особенно при существенном изменении структуры портфеля или возникновении нестандартной рыночной ситуации, должно сопровождаться системой человеческого контроля и управления модельным риском. Необходимость прозрачности, ответственности, контроля качества данных, human oversight и устойчивости AI-систем также выделяется в исследованиях BIS как важное условие безопасной интеграции технологии в финансовую систему.

Заключение. Проведенный анализ позволяет утверждать, что искусственный интеллект обладает значительным потенциалом повышения качества управления инвестиционными портфелями. Его основные преимущества заключаются в способности обрабатывать большие объемы информации, выявлять нелинейные зависимости, использовать альтернативные и текстовые данные, автоматизировать мониторинг рисков и адаптировать структуру портфеля к изменениям финансового рынка. Академические исследования подтверждают, что при определенных условиях модели машинного обучения способны существенно улучшать показатели доходности с учетом риска.

Adabiyotlar, References, Литературы:

1. Abdurashidova, M.S. and Balbaa, M.E. (2023) ‘Artificial intelligence in the banking sector in Uzbekistan: Exploring the impacts and opportunities’, Proceedings of the International Conference on Future Networks and Distributed Systems (ICFNDS '23), pp. 51–57. doi:10.1145/3644713.3644721.
2. Chen, W., Zhang, H., Mehlaawat, M.K. and Jia, L. (2021) ‘Mean-variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction’, Applied Soft Computing, 100, 106943. doi:10.1016/j.asoc.2020.106943.
3. Grudniewicz, J. and Ślepaczuk, R. (2023) ‘Application of machine learning in algorithmic investment strategies on global stock markets’, Research in International Business and Finance, 66, 102052. doi:10.1016/j.ribaf.2023.102052.
4. Gu, S., Kelly, B. and Xiu, D. (2020) ‘Empirical asset pricing via machine learning’, The Review of Financial Studies, 33(5), pp. 2223–2273.
5. Isaeva, M.U. (2025) ‘Assessing artificial intelligence readiness of financial institutions in Uzbekistan’, Journal of Central Asia Economy, 9(3), pp. 295–318. doi:10.18334/asia.9.3.123730.
6. Islomov, M.M. (2025) ‘Artificial intelligence in finance: Impact on corporate financial management — global trends and Uzbekistan’s perspective’, International Journal of Artificial Intelligence, 1(5), pp. 659–663. doi:10.71337/inlibrary.uz.ijai.114869.
7. Li, J., Zhang, Y., Yang, X. and Chen, L. (2023) ‘Online portfolio management via deep reinforcement learning with high-frequency data’, Information Processing & Management, 60, 103247. doi:10.1016/j.ipm.2022.103247.

8. López de Prado, M. (2018) *Advances in Financial Machine Learning*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
9. Sutiene, K., Schwendner, P., Sipos, C., Lorenzo, L., Mirchev, M., Lameski, P., Kabasinskas, A., Tidjani, C., Ozturkkal, B. and Cernevičienė, J. (2024) ‘Enhancing portfolio management using artificial intelligence: Literature review’, *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1371502. doi:10.3389/frai.2024.1371502.
10. Wang, W., Li, W., Zhang, N. and Liu, K. (2020) ‘Portfolio formation with preselection using deep learning from long-term financial data’, *Expert Systems with Applications*, 143, 113042. doi:10.1016/j.eswa.2019.113042.
11. Добрина, М.В. и Чернов, В.П. (2024) ‘Оптимизация и прогнозирование портфеля ценных бумаг на основе методов машинного обучения’, *Проблемы экономики и юридической практики*, 20(4), сс. 258–267. doi:10.33693/2541-8025-2024-20-4-258-267.
12. Шканов, Б.А. (2025) ‘Комплексный подход к оптимизации инвестиционного портфеля на основе современных методов математического моделирования’, *п-Еconomy*, 18(2), сс. 179–201. doi:10.18721/JE.18211.
13. Тарасюк, Н.Ю. (2025) ‘Машинное обучение в системах поддержки принятия инвестиционных решений: сравнительный анализ традиционных экономических моделей и ML-подходов’, *Вестник Евразийской науки*, 17(S2), 40FAVN225.