

Парченко София Юрьевна
Санкт-Петербургский государственный экономический университет
Parchenko Sofia Yurievna
Saint-Petersburg State University of Economics

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ФОРМИРОВАНИИ ЦЕНОВЫХ СТРАТЕГИЙ И ИНВЕСТИЦИОННОМ ПЛАНИРОВАНИИ ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PRICING STRATEGY FORMATION AND INVESTMENT PLANNING

Аннотация. В статье рассматривается применение искусственного интеллекта (ИИ) в ценовой стратегии и инвестиционном планировании. Цель работы – определить, как модели ИИ помогают согласовывать прогноз спроса, маржу, капитальные затраты и портфельный риск. Показано, что наибольшее значение имеют качество данных, объяснимость рекомендаций и учет ограничений: конкуренции, транзакционных издержек, долговой нагрузки и волатильности. Сделан вывод о целесообразности внедрения ИИ как управляемого аналитического контура, а не как автономного инструмента принятия финансовых решений.

Abstract. The article examines the use of artificial intelligence (AI) in pricing strategy formation and investment planning. The aim is to determine how AI models connect demand forecasts, margins, capital expenditure and portfolio risk. The study shows that data quality, interpretability and governance constraints are decisive for practical adoption. AI is considered as a controlled analytical layer supporting financial decisions under uncertainty.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, ценообразование, инвестиционное планирование, машинное обучение, анализ данных.

Keywords: Artificial intelligence, pricing strategy, investment planning, machine learning, data analytics.

Введение

Распространение ИИ меняет подход к финансовым решениям, связанным с ценой, спросом, капитальными вложениями и инвестиционным риском. По данным глобального исследования 2025 г., 88% организаций уже применяли ИИ как минимум в одной бизнес-функции, что подтверждает переход технологии из экспериментальной зоны в регулярную управленческую практику [1]. Для ценовой стратегии это означает возможность быстрее учитывать эластичность спроса, поведение клиентов и действия конкурентов; для инвестиционного планирования – возможность моделировать денежные потоки, волатильность и долговую нагрузку в условиях неопределенности. Проблема состоит в том, что высокая прогнозная точность сама по себе не гарантирует финансового результата. Алгоритм может рекомендовать цену без учета регуляторных и репутационных ограничений, а инвестиционная модель может переоценить доходность при недостаточном контроле просадки, ликвидности или транзакционных издержек [2, 3]. В связи с этим ИИ требует включения в управляемую систему: данные – модель – ограничение – финансовый результат.

Цель статьи заключается в выявлении роли ИИ в формировании ценовых стратегий и инвестиционном планировании как взаимосвязанных элементов финансового управления. Для достижения цели рассматриваются источники данных, прикладные модели, управленческие эффекты и ограничения внедрения ИИ в коммерческом, закупочном и портфельном контурах.

Данные и модели в ценовом и инвестиционном контуре

ИИ в финансовом управлении следует рассматривать как аналитический слой, который связывает операционные данные с решениями о цене, бюджете и капитале. В ценовом контуре используются сведения о продажах, скидках, сезонности, остатках, клиентских сегментах и конкурентных предложениях [4, 5]. В инвестиционном контуре применяются данные о доходности, волатильности, кредитных спредах, закупочных ценах, сроках поставки и стоимости финансирования [3, 6]. Для прогнозирования продаж значимы ансамблевые



модели, регрессии и нейросетевые подходы, так как они позволяют выявлять нелинейную связь между ценой, промоактивностью и спросом. В инвестиционном планировании близкую роль играют модели машинного обучения для оценки риска, сценарного анализа и распределения активов [7, 8].

В Таблице 1 показаны основные направления применения ИИ в ценовых и инвестиционных решениях.

Таблица 1

Направления применения ИИ в ценовых и инвестиционных решениях [4, 6, 9-13]

Контур решения	Данные и модели	Финансовое назначение	Ограничения контроля
Ценообразование	Спрос, цены конкурентов, сезонность; прогноз эластичности и сценарная оптимизация	Поддержание маржи и снижение запаздывания ценовой реакции	Риск ценовой дискриминации, дрейф спроса, требование объяснимости
Прогнозирование продаж	История заказов, CRM, промо, каналы; регрессии, ансамбли, нейросетевые модели	Уточнение планов выручки, запасов и маркетингового бюджета	Зависимость от полноты событийных данных и качества разметки
Портфель и активы	Доходность, волатильность, макросигналы; МО-прогнозы риска и reinforcement learning	Снижение просадки, адаптация к рыночным режимам	Переобучение, транзакционные издержки, регуляторная проверяемость
Закупки и SAPEX	Заявки, контракты, сроки поставки; классификация рисков и BI-аналитика	Повышение прозрачности закупочных цен и инвестиционного бюджета	Разнородность данных и зависимость от цифровой зрелости поставщиков
Финансирование проектов	Долговой график, ставки, остаточная стоимость; сценарии лизинга и денежной нагрузки	Сглаживание платежей и сохранение инвестиционной гибкости	Процентный риск и чувствительность к договорным параметрам
Энергетические активы	Датчики, выработка, погода, простои; прогноз генерации и предиктивное обслуживание	Снижение операционных затрат и рост надежности актива	Интеграция технических и финансовых метрик

Таблица показывает, что ценовые и инвестиционные решения имеют общую аналитическую основу: в обоих случаях требуется оценивать будущий денежный поток при неполной информации. Различие связано с горизонтом: цена влияет на ближайшую выручку и маржу, а инвестиционное решение определяет структуру затрат, риска и капитала на более длительный период. Связь между этими контурами усиливает управленческую дисциплину. Прогноз спроса влияет на закупки и загрузку активов, закупочная цена задает нижнюю границу маржи, а структура финансирования определяет допустимый уровень инвестиционного риска [6, 10].

ИИ в формировании ценовых стратегий

Алгоритмическое ценообразование переводит цену из категории фиксированной надбавки в расчетную величину, зависящую от спроса, клиентского сегмента, конкурентного



давления и целевой маржи. Модели ИИ применяются для оценки ценовой эластичности, вероятности отказа клиента, чувствительности к скидке и последствий изменения цены для выручки. Для компаний с большим потоком сделок ценовая рекомендация должна учитывать не только максимизацию выручки, но и устойчивость клиентской базы. Исследования по прогнозированию продаж показывают, что повышение точности спросового прогноза помогает согласовать коммерческий план, запасы и маркетинговый бюджет [12]. Обучающие платформы для биржевой торговли также демонстрируют экономический потенциал ИИ в развитии прикладных навыков работы с рыночными сигналами, что важно для интерпретации ценовых и инвестиционных данных.

На рисунке 1 отражена схема интеграции ИИ в ценовую стратегию и инвестиционное планирование.



Рис. 1. Интегрированный контур применения ИИ в ценовой стратегии и инвестиционном планировании [4, 6, 9, 13].

Рисунок 1 показывает, что модель ИИ должна находиться между источниками данных и управленческими решениями. Если прогноз спроса не связан с закупочными ценами, ограничениями маржи и инвестиционным бюджетом, ценовая рекомендация остается локальной и может не улучшить итоговый денежный поток. Контрольный слой имеет самостоятельное значение. Экспериментальные исследования алгоритмического ценообразования указывают на риск нежелательной координации цен автономными алгоритмами в повторяющихся рыночных взаимодействиях [2]. Значит, рекомендации ИИ должны сопровождаться правилами комплаенса, мониторингом отклонений и проверкой факторов, которые повлияли на предложенную цену.

ИИ в инвестиционном планировании и распределении капитала

В инвестиционном планировании ИИ применяется для оценки доходности, волатильности, сроков окупаемости и устойчивости денежных потоков. В портфельном управлении модели машинного обучения расширяют классическую оптимизацию за счет учета нелинейных зависимостей и меняющихся рыночных режимов [3, 7]. Исследования по риск-ориентированному распределению активов показывают, что ИИ может повышать качество портфельных решений при условии контроля переобучения и транзакционных издержек [8]. Особое значение имеет источник по динамическому распределению активов в продуктах Unit-Linked. В нем инвестиционная логика описана как единая архитектура,

объединяющая прогноз доходности и волатильности, обучение с подкреплением (reinforcement learning), риск-бюджетирование и контроль транзакций с учетом границ ребалансировки (boundary-aware transaction control) [13]. Такой подход важен не только для роста доходности, но и для контроля просадки, снижения излишнего оборота портфеля и сохранения регуляторной применимости модели. ИИ также применим вне финансового портфеля. В строительных предприятиях цифровизация закупок повышает инвестиционную эффективность через прозрачность закупочных данных и контроль затрат [6]. В возобновляемой энергетике технические и экономические подходы к повышению операционной эффективности активов связывают прогноз выработки, обслуживание и финансовый результат [9]. Для проектов с долговой нагрузкой сценарное моделирование лизинга помогает распределять платежи во времени и сохранять гибкость при ограниченном капитале. Результативность ИИ в инвестиционном контуре зависит от объяснимости и процедурного контроля. Инвестиционный комитет должен видеть, какие факторы изменили структуру портфеля или выбор проекта: волатильность, денежный поток, ставка, срок поставки, технический риск или стоимость обслуживания [13, 14]. Без такой проверки модель повышает скорость расчетов, но не снижает управленческую неопределенность.

Заключение

В ценовом контуре ИИ повышает точность оценки спроса, эластичности и реакции клиента; в инвестиционном контуре он поддерживает сценарный анализ, распределение капитала, управление просадкой и контроль затрат. Ключевой вывод состоит в том, что ИИ приносит наибольшую пользу при включении в управляемую систему финансовых ограничений. Такая система должна объединять данные, модели, комплаенс, объяснимость и оценку результата. Это особенно важно для динамического распределения активов, где источник по Unit-Linked продуктам показывает необходимость совместного учета доходности, волатильности, транзакционных границ и регуляторной применимости. Практическое значение результатов состоит в возможности использовать ИИ для согласования коммерческих и капитальных решений: для устойчивого внедрения требуются качественные данные, регулярное обновление моделей, контроль алгоритмических рекомендаций и участие финансовых специалистов в оценке последствий для маржи, риска и денежного потока

Список литературы:

1. Singla A., Sukharevsky A., Hall B., Yee L., Chui M. The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation // McKinsey & Company. 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (accessed: 12.06.2026).
2. Calvano E., Calzolari G., Denicolo V., Pastorello S. Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion // American Economic Review. 2020. Vol. 110 (10). P. 3267-3297. DOI: 10.1257/aer.20190623.
3. Pinelis M., Ruppert D. Machine learning portfolio allocation // The Journal of Finance and Data Science. 2022. Vol. 8. P. 35-54. DOI: 10.1016/j.jfds.2021.12.001.
4. Bordusenko D. Modeling pricing strategies using artificial intelligence algorithms // Journal of Economics, Finance and Management Studies. 2026. Vol. 9 (2). P. 748-753. DOI: 10.47191/jefms/v9-i2-19.
5. Chenavaz R.Y., Dimitrov S. Artificial intelligence and dynamic pricing: a systematic literature review // Journal of Applied Economics. 2025. Vol. 28 (1). P. 2466140. DOI: 10.1080/15140326.2025.2466140.
6. Naidenova M. Digital transformation of procurement activities as a factor in increasing the investment efficiency of a construction enterprise // International Journal of Research in Commerce and Management Studies. 2026. Vol. 8 (1). P. 255-265. DOI: 10.38193/IJRCMS.2026.8122.



7. Lopez de Prado M., Simonian J., Fabozzi F.A., Fabozzi F.J. Enhancing Markowitz's portfolio selection paradigm with machine learning // *Annals of Operations Research*. 2025. Vol. 346. P. 319-340. DOI: 10.1007/s10479-024-06257-1.
8. Agal S., Raulji K., Odedra N.D. A machine learning approach to risk based asset allocation in portfolio optimization // *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. P. 42263. DOI: 10.1038/s41598-025-26337-x.
9. Issingaleyev A. International Trends in Improving the Operational Efficiency of Renewable Energy Assets: Technical and Economic Approaches // *European Journal of Technical and Natural Sciences*. 2026. № 3. P. 71-78. DOI: 10.29013/EJTNS-26-3-71-78.
10. Malikov A. Cost optimization and the use of leasing as a strategy for managing business debt obligations // *Proceedings of the XIV international scientific conference*. Vienna, Austria. 28-29.11.2024. 2024. P. 14-17.
11. Aluev A. Learning platforms for stock market trading: economic potential and growth opportunities // *Trends in the development of science and education*. 2024. No. 114 (4). P. 169-172.
12. Bukhtueva I. AI-Enabled Sales Forecasting: Techniques and Best Practices for Improved Accuracy // *Cold Science*. 2024. № 7. С. 4-13.
13. Zharmagambetov Y.N. Dynamic asset allocation in unit-linked products: a machine learning approach to navigating market volatility // *Professional Bulletin: Economics and Management*. 2026. №1. P. 55-63.
14. Lim Q.Y.E., Cao Q., Quek C. Dynamic portfolio rebalancing through reinforcement learning // *Neural Computing and Applications*. 2022. Vol. 34. P. 7125-7139. DOI: 10.1007/s00521-021-06853-3

