

УДК 336.051

DOI 10.26118/2782-4586.2025.69.26.025

Головань Софья Андреевна

Иркутский государственный университет путей сообщения (ИрГУПС)

Искусственный интеллект в финансовом секторе: анализ современных трендов и практик внедрения в России

Аннотация. Статья посвящена комплексному анализу современных направлений применения технологий машинного обучения и искусственного интеллекта в финансовой сфере. На основе систематизации научных исследований выделены ключевые области внедрения алгоритмов МО: алгоритмический трейдинг, риск-менеджмент и прогнозирование финансовых временных рядов. Особое внимание уделено сравнительному анализу эффективности различных архитектур нейронных сетей, включая модели с механизмами внимания и глубокого обучения. В работе представлены результаты эмпирического исследования внедрения ИИ-технологий в российских финансовых организациях на основе данных Банка России и Ассоциации Финтех. Выявлено, что наиболее распространенными направлениями применения являются предиктивная аналитика (95% опрошенных), тогда как интеллектуальная роботизация процессов охватывает лишь 53% финансовых институтов.

Сформулированы перспективные направления развития технологий в финансах, включая разработку методов, устойчивых к экстремальным рыночным условиям и повышение интерпретируемости моделей для усиления доверия со стороны регуляторов.

Ключевые слова: Машинное обучение, искусственный интеллект, финансовые рынки, алгоритмический трейдинг, риск-менеджмент, нейронные сети, Банк России, Финтех.

Golovan Sofia Andreevna

Irkutsk State University of Railway Transport (IrGUPS)

Artificial intelligence in the financial sector: an analysis of contemporary trends and implementation practices in Russia

Abstract. This article provides a comprehensive analysis of current applications of machine learning and artificial intelligence technologies in the financial sector. Based on a systematic review of scientific research, key areas for implementing ML algorithms are identified: algorithmic trading, risk management, and financial time series forecasting. Particular attention is paid to a comparative analysis of the effectiveness of various neural network architectures, including models with attention mechanisms and deep learning. The paper presents the results of an empirical study of AI technology implementation in Russian financial institutions based on data from the Bank of Russia and the Fintech Association. It is found that the most common application areas are predictive analytics (95% of respondents), while intelligent process automation covers only 53% of financial institutions.

Promising areas for technological development in finance are identified, including the development of methods resilient to extreme market conditions and increased model interpretability to enhance regulatory confidence.

Keywords: machine learning, artificial intelligence, financial markets, algorithmic trading, risk management, neural networks, Bank of Russia, Fintech.

Современные финансовые рынки характеризуются исключительной сложностью, нелинейностью динамики и высокой степенью неопределенности. В этих условиях

традиционные эконометрические методы демонстрируют ограниченную эффективность, обусловленную необходимостью задания априорных предположений о свойствах данных и структурных взаимосвязях. Парадигма машинного обучения предлагает альтернативный подход, основанный на автоматическом выявлении скрытых паттернов и неочевидных зависимостей непосредственно из данных, без наложения жестких модельных ограничений.

Интеграция алгоритмов машинного обучения в финансовую область приобрела системный характер, охватывая такие ключевые направления, как алгоритмический трейдинг, риск-менеджмент, скоринг. Особую значимость приобретают методы глубокого обучения, способные моделировать сложные временные зависимости и пространственные взаимосвязи в финансовых данных.

Целью данного исследования является обзор современных научных работ, посвященных теме актуальных направлений машинного обучения в финансовой сфере, а также данных Банка России и Ассоциации Финтех относительно степени внедрения данной технологии в практику российских финансовых организаций.

Часть рассмотренных исследований посвящена интеграции машинного обучения в алгоритмическую торговлю. В контексте управления инвестиционными портфелями методы машинного обучения позволяют перейти от статических стратегий к адаптивным системам, способным учитывать изменение рыночных режимов в реальном времени. Развитие подходов на основе обучения с подкреплением открывает новые возможности для создания автономных торговых агентов, оптимизирующих долгосрочную доходность с учетом транзакционных издержек и риск-ограничений. В условиях повышенной волатильности и неопределенности глобальных финансовых рынков традиционные подходы к количественной торговле, опирающиеся на статистическое моделирование и эмпирические правила, демонстрируют ограниченную эффективность. Так в работе представлен интеллектуальный торговый агент, интегрирующий многомерные технические индикаторы с методами обучения для обеспечения адаптивного и устойчивого управления инвестиционным портфелем [1].

Следующее исследование предлагает метод для маркет-мейкеров, помогающий корректировать котировки с учётом информационных рисков. На первом этапе исследования сформирован комплексный набор данных, включающий 23-летний исторический ряд ежедневных котировок по индексу S&P 500 (2000-2022 гг.) для 16 репрезентативных активов из 5 секторов экономики. Первичные данные дополнены системой индикаторов, характеризующих трендовые паттерны, волатильность и импульс рынка, что позволяет отразить его комплексную динамику. Авторами разработана оптимизированная архитектура обучения с подкреплением на базе алгоритма, содержащая следующие компоненты предобработки финансовых данных, реализации алгоритма A2C и блока принятия торговых решений. Данная архитектура обеспечивает эффективное обучение торговой стратегии и формирование операционных решений. Экспериментальные результаты подтверждают превосходство предложенного решения по комплексу показателей, включая доходность портфеля, риск-скорректированную эффективность, контроль рисков [2].

В течение последнего десятилетия в финансовой индустрии наблюдается массовая имплементация алгоритмических моделей, предназначенных для автоматизированной обработки запросов котировок (RFQ) и управления торговыми потоками, генерируемыми электронными дилерскими платформами. В рамках одного исследования рассматриваются два критически значимых аспекта современного поведения на финансовых рынках:

1. Феномен селекции, детерминированный присутствием на рынке контрагентов, обладающих информационным преимуществом;

2. Механизм ценового вмешательства, при котором котировочная активность участников неявно транслирует информацию о направлении и динамике его торговой позиции.

Данные рисковые факторы являются хорошо идентифицированными в профессиональной среде, где практики систематически сталкиваются как с информированными торговыми потоками, так и с алгоритмами, способными экстрагировать прогнозные сигналы из паттернов котировочного поведения. Несмотря на это, в рамках современной литературы по количественным финансам указанным проблемам уделяется непропорционально малое внимание, а их анализ преимущественно ограничивается рамками стилизованных теоретических моделей с сомнительной позицией на реальных рынках. Авторы предлагают практико-ориентированный и имплементируемый методологический подход. Разработанный подход снабжает участников рынка инструментарием для корректировки с учетом факторов информационной асимметрии, обеспечивая тем самым более эффективный контроль над связанными с ней рисками. Прогнозирование финансовых временных рядов представляет собой методологически сложную задачу, имеющую фундаментальное значение для обеспечения экономической стабильности, формирования обоснованной макроэкономической политики и разработки устойчивых инвестиционных стратегий [2].

Современные подходы, основанные на глубоком обучении, демонстрируют ограниченную эффективность при решении указанного комплекса проблем в связи с склонностью к переобучению и необходимостью проведения ресурсоемкой процедуры тонкой настройки для каждого конкретного домена.

Вторая группа работ исследует прогнозирование финансовых данных с помощью глубоких нейросетей.

В рамках следующего исследования предлагается FinCast — первая фундаментальная модель, специально разработанная для задач прогнозирования финансовых временных рядов и обученная на экстенсивных финансовых данных. Ключевым преимуществом предложенного подхода является способность модели демонстрировать производительность, эффективно выявляя и экстраполируя разнородные временные паттерны без необходимости дополнительного обучения. Результаты комплексного эмпирического анализа, включающие как количественные сравнения, так и качественную оценку, свидетельствуют о статистически значимом превосходстве FinCast над современными методами, что подтверждает ее исключительные обобщающие способности и практическую применимость в условиях реальных финансовых рынков [3].

В рамках следующего исследования проводится сравнительный анализ обученных нейронных сетей с различными архитектурами механизмов внимания для решения задачи ценообразования финансовых активов. Эмпирическая база исследования включает исторические данные по 420 наиболее капитализированным американским акциям. Выводы исследования содержат практические импликации для разработки моделей ценообразования, управления рыночными рисками в экстремальных условиях, дальнейших эконометрических исследований с использованием механизмов искусственного интеллекта [4].

В рассмотренном далее исследовании проводится сравнительный анализ эффективности архитектур глубокого обучения для задач вероятностного прогнозирования распределений доходностей финансовых активов. Особенностью предложенного подхода является использование специализированных функций на основе отрицательного логарифмического уравнения, что позволяет осуществлять прямую оптимизацию параметров распределений в рамках процесса обучения нейронных сетей. Валидация моделей проводится на репрезентативной выборке, включающей данные шести фондовых индексов (S&P 500, BOVESPA, DAX, WIG, Nikkei 225 и KOSPI). Авторы приходят к выводам, что модели глубокого обучения демонстрируют сопоставимую с классическими моделями точность в задачах оценки Value-at-Risk. Архитектура в сочетании с асимметричным распределением Стьюдента показывает статистически значимое превосходство по большинству оценочных метрик. Указанная комбинация адекватно отражает ключевые статистические свойства финансовых данных (к примеру, асимметрию

информации). Теоретическая значимость работы заключается в демонстрации методологического потенциала глубоких нейронных сетей как альтернативы традиционным эконометрическим подходам в области финансового риск-менеджмента и оптимизации инвестиционных портфелей. Полученные результаты открывают перспективы для разработки более точных систем оценки финансовых рисков в условиях нестационарных рыночных условий [5].

В таблице 1 представлены области и сферы применения искусственного интеллекта в банковской сфере. Банк России продолжает серию публикаций по вопросам инноваций на финансовом рынке. Данные взяты из доклада, посвященного искусственному интеллекту (ИИ) [6].

Таблица 1 – Примеры применения искусственного интеллекта в финансовых организациях

Область применения	Сфера применения	Тип ИИ
Фронт-офис	Чат-боты	ИИ-алгоритмы на основе обработки естественного языка
	Умные инструменты маркетинга	ИИ-алгоритмы с элементами глубокого обучения для формирования персональных предложений
Проверка операций	Скоринг	Приложения на основе ИИ-алгоритмов для проведения кредитного scoringа, доступные в том числе клиентам
	Обработка документов	ИИ-алгоритмы, подключенные к сведениям о платежных данных и системе управления рисками для мгновенного принятия решений
Операционный учет	Мониторинг транзакций	ИИ-алгоритмы, способные в режиме реального времени отслеживать подозрительные операции и оповещать пользователей
Общее	Оптимизация ПО	Сквозная сервисная функция для бизнес-процессов

Исходя из данных таблицы можно сделать вывод, что Банк России допускает использование искусственного интеллекта по всем направлениям банковской деятельности. Обратим внимание на рисунок 1.



Рисунок 1 – Использование «альтернативных данных» для скоринга в финансовой сфере, %

Исходя из данных опроса можно предположить, что больше половины представителей сектора финансовых организаций России уже использовали дополнительные данные, обработанные с помощью искусственного интеллекта для принятия решения о взаимодействии с отдельными лицами и организациями [6]. На рисунке 2 представлена статистика использования искусственного интеллекта в направлении анализа данных [7].



Рисунок 2 – Использование искусственного интеллекта в анализе данных, %

Таким образом, 95 % опрошенных используют его для формирования предиктивной аналитики, а 79% для поддержки принятия решений.

Сопоставив данные, представленные Ассоциацией ФинТех с направлениями использования по данным Банка России, можно количественно оценить охват искусственным интеллектом фронт-офиса, проверки операций, операционного учета и программного обеспечения [7]. Обратим внимание на рисунок 3. Направление речевых технологий может быть использовано для направления фронт-офиса, то есть для настройки чат-ботов и продвижения маркетинговых стратегий. Исходя из представленных данных, 74% представителей финансового сектора используют распознавание речи, а 68% задействуют искусственный интеллект для поиска и извлечения информации [7].



Рисунок 3 – Использование искусственного интеллекта в речевых технологиях, %

В наименьшей степени искусственным интеллектом в финансовом секторе охвачен блок операционного учета и оптимизации программного обеспечения (рис.4). Так лишь 58% опрошенных перекладывают функции систем принятия решений на искусственный интеллект, а 53% дают соответствующие функции программным ботам [7].



Рисунок 4 – Использование искусственного интеллекта в интеллектуальной роботизации, %

Таким образом, сопоставляя направления внедрения искусственного интеллекта по данным Банка России и статистическими данными Ассоциации Финтех, можно сделать вывод, что в современной российской практике внедрение искусственного интеллекта и машинного обучения в финансовом секторе в наиболее полном виде осуществляется в области проверки операций, скоринга, в том числе с привлечением альтернативных источников. Внедрение чат-ботов и использование данных инструментов для продвижения продуктов также занимает устойчивую позицию, хотя направления сильно отличаются друг от друга (74% используют распознавание речи против 42% использования синтеза речи). В наименьшей степени используют инструменты по направлениям интеллектуальной роботизации, которая может быть применима для операционного учета и оптимизации программного обучения. Это может быть связано с наиболее сложными и иерархическими функциями по данным блокам, а также с особенностями требований безопасности. Возвращаясь к рассмотренным ранее исследованиям в области машинного обучения в финансовой секторе, можно сделать вывод, что существует необходимость

совершенствовать модели для финансовых данных, особенно их способность работать без дополнительного обучения.

Также уделить внимание методам, которые учитывают нестабильность рынка, например, во время кризисов, а также созданию более понятных моделей, чтобы повысить доверие к ним в финансовой сфере [8]. Данные изменения позволят подтянуть выпадающие блоки, требующие более глубоких инструментов искусственного интеллекта.

Список источников

1. Liu X., Chen J. QTMRL: An Agent for Quantitative Trading Decision-Making Based on Multi-Indicator Guided Reinforcement Learning //arXiv preprint arXiv:2508.20467. – 2025.
2. Barzykin A. et al. Optimal Quoting under Adverse Selection and Price Reading //arXiv preprint arXiv:2508.20225. – 2025.
3. Zhu Z. et al. FinCast: A Foundation Model for Financial Time-Series Forecasting //arXiv preprint arXiv:2508.19609. – 2025.
4. Lai S. Is attention truly all we need? An empirical study of asset pricing in pretrained RNN sparse and global attention models //arXiv preprint arXiv:2508.19006. – 2025.
5. Michańkow J. Forecasting Probability Distributions of Financial Returns with Deep Neural Networks //arXiv preprint arXiv:2508.18921. – 2025.
6. Применение искусственного интеллекта на финансовом рынке //Доклад Банка России для общественных консультаций. Москва. – 2025.
7. Применение технологий искусственного интеллекта на финансовом рынке //Исследование Ассоциации ФинТех. Москва. – 2023.
8. Головань, С. А. Теоретические подходы к определению рисков стартап проектов / С. А. Головань, В. В. Беднарж // Актуальные вопросы современной экономики. – 2022. – № 11. – С. 351-357. – EDN JBXSSE.

Сведения об авторах

Головань Софья Андреевна – к.э.н., доцент, зав. кафедрой «Финансовый и стратегический менеджмент», Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, Россия

Information about the authors

Golovan Sofia Andreevna - Candidate of Economic Sciences, Head of Department of Financial and Strategic Management, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, Russia