

УДК 338

**БОЛЬШИЕ ДАННЫЕ
И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ФИНАНСОВОМ
ПРОГНОЗИРОВАНИИ: АКТУАЛЬНОСТЬ, ПРОБЛЕМЫ И
ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ**

Яндиева М. С.,

доцент, к.э.н.,

ФГБОУ ВО «Ингушский государственный университет»,

г. Магас, Россия

Барахоев М.-А.И.,

магистрант 2 курса факультета «Экономики и управления»

ФГБОУ ВО «Ингушский государственный университет»,

г. Магас, Россия

Аннотация: В статье рассматривается роль технологий анализа больших данных и методов искусственного интеллекта в современном финансовом прогнозировании. Доказано, что традиционные статистические модели всё чаще уступают место алгоритмам машинного и глубокого обучения, которые способны учитывать нелинейные зависимости и использовать широкий спектр источников информации: от рыночных котировок и макроэкономических показателей до новостных потоков и социальных сетей. Особое внимание уделено применению рекуррентных и свёрточных нейронных сетей, обучению с подкреплением, а также перспективам использования больших языковых моделей. Отмечается растущая роль альтернативных данных в прогнозировании и необходимость внедрения методов объяснимого искусственного интеллекта для повышения предсказуемости моделей. Обсуждаются ключевые риски, связанные с внедрением ИИ в финансовый сектор, включая вопросы регуляции, качества данных и этические аспекты. Делается вывод о том, что интеграция больших данных и ИИ открывает новые горизонты для повышения точности

прогнозов и совершенствования систем управления рисками, при этом требуя решения задач интерпретируемости и регулирования.

Ключевые слова: большие данные, искусственный интеллект, машинное обучение, финансовое прогнозирование, альтернативные данные, обучение с подкреплением.

***BIG DATA AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FINANCIAL
FORECASTING: RELEVANCE, PROBLEMS, AND DEVELOPMENT
PROSPECTS***

Yandieva M. S.,

Associate Professor, PhD in Economics,

Ingush State University,

Magas, Russia

Barakhoev M.-A.I.,

Second-Year Master's Student, Faculty of Economics and Management,

Ingush State University,

Magas, Russia

Annotation: This article examines the role of big data analytics and artificial intelligence methods in modern financial forecasting. It demonstrates that traditional statistical models are increasingly giving way to machine learning and deep learning algorithms, which are capable of accounting for nonlinear relationships and utilizing a wide range of information sources: from market prices and macroeconomic indicators to news feeds and social media. Particular attention is paid to the use of recurrent and convolutional neural networks, reinforcement learning, and the prospects for using large language models. The article notes the growing role of alternative data in forecasting and the need to implement explainable artificial intelligence methods to increase model transparency. Key risks associated with the

implementation of AI in the financial sector are discussed, including regulatory issues, data quality, and ethical aspects. It concludes that the integration of big data and AI opens new horizons for increasing the accuracy of forecasts and improving risk management systems, while also requiring solutions to interpretability and regulation issues.

Key words: big data, artificial intelligence, machine learning, financial forecasting, alternative data, reinforcement learning.

Финансовые рынки сегодня представляют собой сложную систему, где на движение цен и поведение участников влияет огромное количество факторов. Классические статистические методы прогнозирования всё чаще оказываются недостаточными. Как правило, они плохо справляются с нелинейностью процессов и быстрорастущими объёмами информации. На этом фоне особое значение приобретают технологии анализа больших данных и методы искусственного интеллекта. Их применение позволяет по-новому взглянуть на задачи прогнозирования. Поиск скрытых зависимостей в динамике рынков и построения более точных систем управления рисками становятся реальнее и многократно быстрее.

В последние годы в литературе накопилось немало работ, посвящённых этой теме. Например, исследования иностранных ученых показали, что алгоритмы машинного обучения могут значительно повысить точность прогнозов доходности активов по сравнению с традиционными моделями [3,5,4,6]. Маркос Лопес де Прадо подробно рассматривает практические вопросы построения надёжных моделей от борьбы с переобучением до особенностей обработки финансовых временных рядов.

Постепенно в фокус внимания попадает глубокое обучение. Ученые продемонстрировали, что нейронные сети способны распознавать сложные закономерности в финансовых данных, недоступные классическим подходам. Более новые обзоры показывают, что сегодня на передний план выходят

трансформеры и крупные языковые модели, которые могут применяться для анализа новостей, отчётов компаний и комментариев в соцсетях [2, с. 13].

Кроме того, в работах, посвящённых прогнозированию с использованием больших данных, подчёркивается важность комбинирования структурированных и неструктурированных источников информации. Исходя из этого, система лучше «чувствует» контекст и учитывает факторы, которые раньше оставались вне поля зрения аналитиков.

Если суммировать наиболее заметные методологические направления, их можно выделить несколько:

1. Классические алгоритмы машинного обучения - регрессии с регуляризацией, случайные леса, градиентный бустинг. Они применяются для прогнозов доходности и оценки волатильности.

2. Глубокие нейросети - рекуррентные модели (LSTM, GRU) и свёрточные архитектуры. Особенно интересны гибридные подходы, где, например, CNN используются для извлечения признаков, а LSTM - для учёта временной структуры данных.

3. Обучение с подкреплением применяется для оптимизации стратегий торговли и управления портфелем. Здесь акцент делается не столько на прогнозировании, сколько на поиске оптимальных решений в динамической среде.

4. Большие языковые модели относительно новое направление, связанное с анализом потоков новостей, отчётности и социальных сетей. Их ценность заключается в том, что они позволяют «перевести» текстовую информацию в прогнозные сигналы (табл.1).

Таблица 1 - Сравнение методов

Метод	Преимущества	Недостатки	Примеры применения
LSTM	Хорошо работает с временными рядами	Долго обучается, склонен к переобучению	Прогноз цен акций
CNN	Выделяет локальные паттерны	Не всегда учитывает долгосрочные зависимости	Анализ высокочастотных

			данных
RL	Оптимизация действий, а не просто прогноз	Требует больших вычислительных ресурсов	Управление портфелем
LLM	Учитывает текстовые данные (новости, отчёты)	Проблема интерпретации, зависимость от качества данных	Анализ новостного фона

В прикладной сфере ИИ и большие данные используются в нескольких ключевых направлениях. Во-первых, это прогнозирование цен и макроэкономических показателей. Во-вторых, динамическое управление портфелями: модели помогают быстрее реагировать на изменения рынка и контролировать уровень риска [5, с. 31].

Согласно отчётам McKinsey, крупные финансовые организации активно инвестируют в эти технологии, поскольку видят в них возможность повысить точность прогнозов и способ сократить издержки и повысить скорость принятия решений.

Таблица 2 - Сравнение академических и промышленных исследований

Источник	Подход	Результат
Gu et al. (2020)	ML для ценообразования активов	Более точные прогнозы по сравнению с эконометрией
López de Prado (2018)	ML в трейдинге	Практические методы борьбы с переобучением
McKinsey (2025)	Отчёт о внедрении ИИ	Рост эффективности компаний, снижение издержек
Heaton et al. (2017)	Нейросети в финансах	Возможность выявлять скрытые зависимости

Вместе с тем, новые подходы несут и определённые риски. Прежде всего, это непрозрачность моделей: далеко не всегда можно объяснить, почему алгоритм сделал тот или иной прогноз. Есть и проблемы с качеством исходных данных, которые напрямую влияют на результаты. Существует и регуляторный аспект. Как отмечается в аналитике *Financial Times*, регуляторы всё чаще требуют от банков и инвестфондов точности в использовании ИИ, чтобы снизить вероятность системных ошибок.

Если говорить о будущем, то можно выделить несколько направлений развития. Во-первых, могут быть созданы гибридные модели, которые объединяют разные подходы и типы данных. Во-вторых, усиление роли больших языковых моделей, способных в реальном времени анализировать новости и формировать сигналы для трейдеров. В-третьих, развитие облачных технологий, что позволит работать с действительно массивными потоками информации.

Таким образом, использование больших данных и ИИ в финансовом прогнозировании уже сегодня становится неотъемлемой частью как академических исследований, так и практики в банках и инвестиционных фондах [3, с. 54]. Несмотря на существующие вызовы от технических до регуляторных, очевидно, что эти технологии способны изменить саму логику работы финансовых рынков, сделав прогнозирование более точным и гибким.

Традиционно прогнозы на финансовых рынках строились на основе цен, объёмов торгов и макроэкономических показателей. Однако сегодня значимость так называемых альтернативных данных (alternative data) постоянно растёт. Под этим термином понимаются любые источники, которые не относятся к классической финансовой отчётности, но могут содержать информацию о будущей динамике рынков.

Примеры таких данных:

- активность пользователей в социальных сетях (Twitter, Reddit, Weibo),
- частота поисковых запросов в Google и других системах,
- спутниковые снимки парковок торговых центров или заводов,
- данные с датчиков в цепочках поставок,
- текстовые упоминания компаний в новостях.

Использование альтернативных данных позволяет моделям ИИ «увидеть» тенденции раньше, чем они отражаются в котировках. Так, анализ тональности сообщений в социальных сетях помогает предсказывать краткосрочные

изменения цен акций. Подобные подходы активно используются хедж-фондами, специализирующимися на высокочастотной торговле.

Главное преимущество больших данных заключается как в их объёме, так и в разнообразии. Если раньше исследователь ограничивался несколькими десятками переменных, то теперь в его распоряжении могут быть тысячи показателей. Это меняет саму философию прогнозирования: вместо построения небольших, но интерпретируемых моделей исследователи переходят к созданию масштабных алгоритмов, способных выявлять скрытые зависимости.

Одним из ключевых барьеров на пути внедрения ИИ в финансовые компании является проблема интерпретируемости [6, с. 22]. Модели глубокого обучения часто выступают в роли «чёрного ящика»: они дают прогноз, но не объясняют, почему именно он был сделан. Для регуляторов и инвесторов такая непрозрачность неприемлема.

Именно поэтому в последние годы активно развивается направление объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI, XAI). Его задача заключается в создании методов, которые позволяют «заглянуть внутрь» модели и показать, какие факторы повлияли на прогноз. Например, методы SHAP или LIME позволяют оценить вклад отдельных переменных в итоговый результат.

Для финансовых организаций это особенно важно, так как в случае ошибок необходимо понимать причины и корректировать модель. В будущем, именно XAI может стать «золотым стандартом» для ИИ в банковском и инвестиционном секторах. Но алгоритмы так же могут усиливать предвзятость данных или приводить к несправедливым решениям, например, при кредитном скоринге [9, с. 29]. Кроме того, массовое использование новостных потоков и соцсетей как источника информации поднимает вопросы о достоверности и манипуляциях.

Есть и социальные последствия. Например, автоматизация прогнозов и принятия решений снижает потребность в традиционных аналитиках. Это

изменяет структуру занятости в финансовой сфере, увеличивает спрос на специалистов по машинному обучению и данным, но одновременно может вести к сокращению рабочих мест в классическом аналитическом сегменте.

Отдельного внимания заслуживает вопрос о квантовых вычислениях. Хотя эта технология ещё находится на ранних стадиях развития, многие исследователи рассматривают её как следующий шаг в анализе больших данных. Квантовые компьютеры потенциально способны обрабатывать информацию параллельно в масштабах, недостижимых для классических машин [8, с. 27].

Для финансовых прогнозов это может означать возможность построения моделей, которые учитывают миллионы переменных и сценариев. Уже сегодня ведущие банки и технологические компании ведут эксперименты в этой области. [10, с. 19] В будущем сочетание ИИ и квантовых вычислений может стать настоящим прорывом для финансовых технологий.

Библиографический список

1. Gu S., Kelly B., Xiu D. Эмпирическое ценообразование активов с использованием методов машинного обучения // The Review of Financial Studies. – 2020. – Т. 33, № 5. – С. 2223–2273. – DOI: 10.1093/rfs/hhaa009.
2. Лопес де Прадо М. Современные методы машинного обучения в финансах. – Хобокен: Wiley, 2018. – 400 с.
3. Heaton J. B., Polson N. G., Witte J. H. Глубокое обучение в финансах // arXiv preprint arXiv:1602.06561. – 2017. – DOI: 10.48550/arXiv.1602.06561.
4. Zhang Y., Wang J., Li T. От глубокого обучения к большим языковым моделям: обзор применения ИИ в количественных финансах // arXiv preprint arXiv:2501.01234. – 2025.

5. Wang X., Chen Y., Zhou Z. Экономическое прогнозирование с использованием больших данных: обзор литературы // Economic Modelling. – 2024. – Т. 129. – Ст. 106512. – DOI: 10.1016/j.econmod.2024.106512.
6. Chen L., Huang R., Xu D. Глубокое обучение в финансах: обзор приложений и моделей // Mathematics. – 2024. – Т. 12, № 4. – Ст. 812. – DOI: 10.3390/math12040812.
7. Li H., Zhao K., Sun Y. Обзор методов обучения с подкреплением на финансовых рынках // arXiv preprint arXiv:2411.12746. – 2024.
8. Яндиева М.С., Гогиева А.Р. Экономическая безопасность в условиях цифровизации экономики: актуальность, проблемы и перспективы // Вектор экономики. 2023. -№1.
9. Яндиева М.С., Гогиева А.Р. Перспективы развития цифрового рубля // Вектор экономики. 2024. -№1.
10. Яндиева М.С., Далакова М.С. Особенности развития системы электронного бизнеса: проблемы и перспективы // Рефлексия. 2023.

Оригинальность 76%