

Список литературы

1. Андреев К. С. Компьютерное зрение и машинное обучение. СПб.: Питер, 2020.
2. Букреев Д. А., Гуров А. С. Метод распознавания нарушений правил дорожного движения в режиме реального времени с помощью технологий компьютерного зрения // Университетская наука. 2025. № 1(19). С. 168-173.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2018.
4. Касаткин А. С. Нейросетевые технологии обработки изображений. СПб.: Питер, 2022.
5. Половников Е. П. Технологии машинного обучения в автоматизированных системах. М.: Академия, 2021.
6. Ткачёв Е. В. Применение нейросетевых технологий в радиолокационных системах. М.: Радиотехника, 2022.
7. Bukreiev D. O. et al. Features of the use of software and hardware of the educational process in the conditions of blended learning // AET 2020-Symposium on Advances in Educational Technology // Technology (AET 2020). SCITEPRESS. 2022. №. 2. С. 236-244.
8. Bukreiev D. Neuro-network technologies as a mean for creating individualization conditions for students learning // SHS Web of Conferences. – EDP Sciences. 2020. Т. 75. С. 04013.

**СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ
РАЗВИТИЯ ТЕХНОЛОГИЙ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ФИНАНСОВЫХ ОПЕРАЦИЙ**

Соболева И. Р., Букреев Д. А.

*ФГБОУ ВО «Мелитопольский государственный университет», Мелитополь,
e-mail: dmitriy.bukreev@mel-su.ru*

Научный руководитель: Букреев Д. А.

Введение

Прогнозирование финансовых операций занимает одно из ключевых мест в современных финансово-экономических системах, поскольку от точности и надёжности прогнозов напрямую зависят эффективность управления рисками, устойчивость финансовых организаций и обоснованность принимаемых управленческих решений. Развитие цифровых технологий, рост объёмов доступных данных и усложнение финансовых инструментов существенно трансформировали подходы к анализу и прогнозированию финансовых процессов, выдвинув на первый план интеллектуальные методы обработки информации. Финансовые операции характеризуются высокой динамичностью, стохастической природой и значительной зависимостью от внешних факторов, включая макроэкономические показатели, поведение участников рынка и глобальные экономические события. Эти особенности существенно усложняют задачу прогнозирования и ограничивают применимость традиционных статистических методов, ориентированных преимущественно на линейные зависимости и стационарные временные ряды. В условиях высокой волатильности и структурных изменений финансовых рынков такие подходы часто оказываются недостаточно устойчивыми и чувствительными к изменению входных

данных. Современное развитие технологий прогнозирования финансовых операций связано с активным внедрением методов машинного обучения и нейросетевых архитектур, способных учитывать нелинейные зависимости, взаимодействие большого числа факторов и скрытые закономерности в данных. Использование интеллектуальных моделей позволяет повысить точность прогнозов и расширить спектр решаемых задач – от краткосрочного прогнозирования транзакционной активности до анализа долгосрочных тенденций финансовых потоков. Вместе с тем применение таких методов сопровождается рядом проблем, связанных с интерпретируемостью моделей, качеством исходных данных и вычислительной сложностью алгоритмов.

Цель исследования – анализ современного состояния развития технологий прогнозирования финансовых операций и выявление основных направлений их эволюции.

Материалы и методы исследования

Материалом исследования послужили научные публикации, аналитические отчёты и результаты прикладных исследований, посвящённых прогнозированию финансовых операций. В рамках исследования учитывались как классические подходы к прогнозированию финансовых временных рядов, так и современные технологии, основанные на методах машинного обучения и нейросетевых архитектурах.

Информационную базу исследования составили теоретические и прикладные источники, отражающие эволюцию методов прогнозирования финансовых операций, включая статистические модели, регрессионные подходы, ансамблевые методы и глубокие нейронные сети. Особое внимание уделялось работам, анализирующим практическую применимость интеллектуальных моделей в условиях реальных финансовых рынков, а также ограничения, возникающие при их использовании.

Методологическая основа исследования включает совокупность аналитических методов, ориентированных на систематизацию и обобщение существующих подходов. В качестве базового применялся теоретико-аналитический метод, позволивший рассмотреть развитие технологий прогнозирования финансовых операций в динамике и выявить ключевые этапы перехода от традиционных методов к интеллектуальным моделям. Такой подход обеспечил целостное представление о современном состоянии данной области.

Для выявления особенностей и ограничений различных технологий использовался сравнительный анализ, направленный на сопоставление классических статистических методов и современных алгоритмов машинного обучения по критериям точности прогнозов, устойчивости к шумам, интерпретируемости результатов и вычислительной сложности. Это

позволило выявить сильные и слабые стороны различных подходов и определить условия их наиболее эффективного применения.

Сформированная методологическая база создаёт основу для дальнейшего анализа финансовых операций как объекта прогнозирования и рассмотрения современных технологий, применяемых для анализа и предсказания финансовых процессов, что будет отражено в последующих разделах статьи.

Результаты исследования и их обсуждение

Финансовые операции представляют собой сложный и динамичный объект прогнозирования, формируемый в условиях высокой неопределённости, многофакторного влияния и постоянных структурных изменений. В отличие от технических или производственных процессов, финансовые операции зависят не только от внутренних параметров системы, но и от широкого спектра внешних факторов, включая макроэкономическую ситуацию, регуляторные изменения, поведение участников рынка и глобальные экономические события. Это обуславливает особые требования к методам анализа и прогнозирования финансовых данных. Ключевой особенностью финансовых операций является их представление в виде временных рядов, отражающих последовательность значений финансовых показателей во времени. Такие ряды характеризуются высокой волатильностью, наличием шумов, сезонных и циклических компонентов, а также возможными резкими скачками, связанными с кризисными явлениями или изменением рыночных ожиданий. В результате финансовые временные ряды часто не удовлетворяют предпосылкам стационарности, что существенно ограничивает применение классических методов прогнозирования.

Особенности финансовых операций и временных рядов

Финансовые временные ряды обладают рядом специфических свойств, которые необходимо учитывать при построении прогнозных моделей. Одним из таких свойств является нелинейность зависимостей между показателями. Влияние факторов на финансовые операции может меняться во времени, усиливаться или ослабевать в зависимости от рыночной конъюнктуры, что делает линейные модели недостаточно гибкими для адекватного описания реальных процессов.

Другой важной особенностью является высокая степень зашумлённости данных [2]. Финансовые операции отражают совокупное воздействие большого числа случайных и трудно формализуемых факторов, включая поведенческие аспекты участников рынка. Это приводит к тому, что полезный сигнал зачастую скрыт

за значительным уровнем случайных колебаний, что усложняет его выявление и интерпретацию.

Кроме того, финансовые временные ряды подвержены структурным сдвигам, связанным с изменением экономических условий, регуляторных требований или используемых финансовых инструментов. Такие сдвиги нарушают устойчивость статистических характеристик данных и требуют от прогнозных моделей способности адаптироваться к новым условиям без существенной потери точности.

Традиционные методы прогнозирования финансовых операций, основанные на статистическом анализе и эконометрических моделях, долгое время являлись основным инструментом анализа финансовых временных рядов. К таким методам относятся регрессионные модели, модели скользящего среднего, авторегрессионные подходы и их различные модификации. Их основным преимуществом является относительная простота интерпретации и низкие вычислительные затраты. Однако применение традиционных методов связано с рядом существенных ограничений. Во-первых, многие из них предполагают линейность зависимостей и стационарность временных рядов, что редко выполняется для реальных финансовых данных. Во-вторых, такие модели слабо учитывают сложные нелинейные взаимодействия между факторами и плохо адаптируются к резким изменениям рыночной среды.

Ещё одним ограничением является ограниченная способность традиционных моделей обрабатывать большие объёмы разнородных данных [1]. Современные финансовые системы генерируют значительные массивы информации, включающие транзакционные данные, поведенческие показатели и внешние экономические индикаторы. Использование таких данных в рамках классических подходов требует значительного упрощения модели, что может приводить к потере важной информации и снижению качества прогнозов.

Таким образом, анализ финансовых операций как объекта прогнозирования показывает, что их сложность и динамичность существенно ограничивают применимость традиционных методов. Это создаёт предпосылки для активного внедрения современных технологий прогнозирования, способных учитывать нелинейность, адаптивность и многофакторность финансовых процессов, что будет рассмотрено в следующем разделе статьи.

Современный этап развития технологий прогнозирования финансовых операций характеризуется смещением акцента от строго формализованных статистических моделей к интеллектуальным методам анализа данных. Это обусловлено как ростом вычислительных возможностей, так и увеличением объёмов и разнообразия финансовой информации, доступной для анализа [4]. В таких условиях прогноиро-

вание перестаёт быть задачей аппроксимации временных рядов и всё чаще рассматривается как задача выявления скрытых закономерностей в сложных многофакторных системах. Ключевой особенностью современных технологий является их способность работать с нелинейными зависимостями, учитывать влияние большого числа признаков и адаптироваться к изменяющимся условиям финансовой среды. Это позволяет повысить точность прогнозов и расширить область их применения, однако одновременно порождает новые методологические и практические проблемы.

Методы машинного обучения заняли прочное место в задачах прогнозирования финансовых операций благодаря своей гибкости и способности обрабатывать большие массивы данных. В отличие от традиционных моделей, они не требуют явного задания формы зависимости между входными и выходными параметрами, что позволяет учитывать сложные и нелинейные взаимосвязи в финансовых данных. Широкое распространение получили деревья решений, методы опорных векторов и ансамблевые подходы, такие как случайные леса и градиентный бустинг. Ансамблевые методы позволяют повысить устойчивость прогнозов за счёт комбинирования нескольких моделей и снижения влияния отдельных ошибок. Это особенно важно в условиях высокой зашумлённости финансовых данных и нестабильности рыночных процессов. В то же время применение методов машинного обучения в финансовом прогнозировании требует тщательной подготовки данных и выбора признаков. Качество прогнозов в значительной степени зависит от репрезентативности обучающей выборки и корректности учёта временной структуры данных. Нарушение этих условий может приводить к переобучению моделей и снижению их прогностической ценности при использовании на новых данных [3].

Нейросетевые модели являются одним из наиболее активно развивающихся направлений в области прогнозирования финансовых операций. Их ключевым преимуществом является способность автоматически выявлять сложные зависимости в данных без явного задания правил и закономерностей. Особенно перспективными оказались рекуррентные нейронные сети и их модификации, ориентированные на работу с последовательностями и временными рядами. Применение нейросетевых архитектур позволяет учитывать долгосрочные зависимости и взаимодействие множества факторов, что особенно важно для анализа финансовых операций, подверженных влиянию накопленных эффектов и инерционных процессов. Глубокие нейронные сети находят применение как в задачах краткосрочного прогнозирования транзакционной активности, так и при анализе долгосрочных тенденций финансовых потоков.

Однако использование нейросетевых моделей связано с рядом ограничений. Высокая вычислительная сложность, потребность в значительных объёмах данных и ограниченная интерпретируемость результатов затрудняют их практическое внедрение в ряде финансовых систем. Кроме того, нейросетевые модели чувствительны к изменениям структуры данных, что требует регулярного обновления и повторного обучения моделей. Несмотря на значительные достижения в области интеллектуальных технологий прогнозирования, их практическое применение в финансовых операциях сопровождается рядом проблем. Одной из ключевых является проблема интерпретируемости моделей [5]. В финансовой сфере важна не только точность прогноза, но и возможность объяснить полученные результаты, что затруднено при использовании сложных нейросетевых архитектур.

Другим существенным ограничением является риск переобучения моделей, особенно при работе с ограниченными или нестабильными данными. Финансовые рынки подвержены структурным изменениям, что снижает устойчивость моделей, обученных на исторических данных. В таких условиях требуется регулярная адаптация прогнозных алгоритмов и контроль их актуальности. Дополнительную сложность представляет высокая вычислительная нагрузка интеллектуальных моделей и требования к инфраструктуре. Это ограничивает их использование в системах, где необходима высокая скорость принятия решений или имеются ограничения по вычислительным ресурсам.

Таким образом, современные технологии прогнозирования финансовых операций обладают значительным потенциалом, однако их эффективное применение требует взвешенного подхода, учитывающего специфику финансовых данных, требования к интерпретируемости и устойчивости моделей. Понимание этих ограничений является важной предпосылкой для формирования обоснованных выводов о текущем состоянии и перспективах развития прогнозных технологий.

Заключение

Проведённый анализ показал, что прогнозирование финансовых операций на современном этапе развития финансово-экономических систем представляет собой сложную и многоаспектную задачу, требующую применения гибких и адаптивных аналитических инструментов. Финансовые операции как объект прогнозирования характеризуются высокой волатильностью, нелинейностью зависимостей, зашумлённостью данных и существенной зависимостью от внешних факторов, что ограничивает эффективность традиционных статистических и эконометрических подходов. Рассмотрение эволюции методов прогнозирования позволило установить,

что классические модели, несмотря на их интерпретируемость и относительную простоту, в значительной степени уступают современным технологиям в условиях роста объемов данных и усложнения финансовых процессов. Ограничения, связанные с предпосылками стационарности и линейности, делают традиционные методы недостаточно устойчивыми при анализе реальных финансовых временных рядов. Современные технологии прогнозирования финансовых операций, основанные на методах машинного обучения и нейросетевых архитектурах, демонстрируют высокий потенциал за счёт способности учитывать нелинейные зависимости и взаимодействие большого числа факторов. Ансамблевые методы и глубокие нейронные сети позволяют повысить точность прогнозов и расширить спектр решаемых задач, однако их применение сопровождается новыми проблемами, включая интерпретируемость результатов, риск переобучения и высокие требования к качеству данных и вычислительным ресурсам.

Таким образом, современное состояние развития технологий прогнозирования финансовых операций характеризуется переходом от универсальных моделей к специализированным интеллектуальным решениям, ориентированным на конкретные задачи и условия применения. Эффективное использование таких технологий требует взвешенного подхода, сочетающего точность прогнозирования, устойчивость моделей и возможность их практической интерпретации. Полученные выводы подтверждают, что дальнейшее развитие прогнозных технологий будет связано с интеграцией интеллектуальных методов, совершенствованием подходов к работе с данными и развитием гибридных моделей, учитывающих как статистические, так и интеллектуальные компоненты анализа.

Список литературы

1. Букреев Д. А., Чайка А. А. Перспективы использования технологии искусственных нейронных сетей в образовательных учреждениях // Современные проблемы геометрического моделирования и информационные технологии: материалы II Межрегиональной научно-практической конференции преподавателей и студентов, посвященной 60-летию образования Мелитопольской школы прикладной геометрии, Мелитополь, 28 мая 2024 года. Мелитополь: Мелитопольский государственный университет, 2024. С. 105-110. EDN: QRDJDP.
2. Найдыш А. В., Букреев Д. А. Интеллектуальные технологии как средство повышения качества подготовки ИТ-специалистов эксплуатации ветровых электростанций // Экосистемы. 2024. № 40. С. 14-25. DOI: 10.29039/2413-1733-2024-40-14-25.
3. Bahadir E. Using Neural Network and Logistic Regression Analysis to Predict Prospective Mathematics Teachers' Academic Success upon Entering Graduate Education // Educational Sciences: Theory and Practice. 2016. Vol. 16. No. 3. P. 943-964.
4. Bukreiev D. Neuro-network technologies as a mean for creating individualization conditions for students learning // SHS Web of Conferences. EDP Sciences. 2020. Vol. 75. P. 04013.
5. Cox A. M. Exploring the impact of Artificial Intelligence and robots on higher education through literature-based design fictions // International Journal of Educational Technology in Higher Education. 2021. Vol.18. No. 1. S. 3.

ЭВОЛЮЦИЯ АДАПТИВНОГО ДИЗАЙНА

Стрельченко О. В., Олейник Н. П.

ФГБОУ ВО «Мелитопольский государственный университет», Мелитополь,
e-mail: v.strelchenko04@mail.ru,
nata.oleynik.2014@mail.ru

Постановка проблемы. Всестороннее изучение процесса развития адаптивного дизайна, начиная с его зарождения и до современного состояния направлено на систематизацию знаний и выявление тенденций, которые смогут помочь разработчикам и дизайнерам эффективнее применять адаптивные решения с учётом современных требований и технологических возможностей.

Материалы и методы исследования

За последние годы адаптивный дизайн претерпел значительные изменения, что отражается в многочисленных научных и практических исследованиях. Современные работы всё чаще сосредотачиваются не только на технических аспектах адаптивности, но и на пользовательском опыте, кроссплатформенной совместимости и эффективности взаимодействия. Кристофер Коишагава акцентирует внимание на том, что «в наши дни адаптивный веб-дизайн воспринимается как нечто само собой разумеющееся. Когда мы заходим на сайт, мы ожидаем, что он будет корректно отображаться на всех наших устройствах, независимо от размера экрана. Но потребовалось много времени, чтобы прийти к этому, и разработчики перепробовали множество способов адаптировать сайты под разные размеры экранов, прежде чем остановились на адаптивном веб-дизайне» [1].

Авторы в своей статье утверждают, что «Создание высокопроизводительных веб-сайтов, особенно адаптивных, требует комплексного подхода к оптимизации. Медленная загрузка страницы негативно влияет на пользовательский опыт и SEO-показатели. Для достижения оптимальной производительности необходимо учитывать, как клиентскую, так и серверную стороны» [9].

Так в своей статье Лемешко Клавдия подчеркивает, что «адаптивная верстка представляет собой обширный набор инструментов, которые позволяют осуществить настройку конфигурации сайта с учетом потребностей различных устройств. Это универсальный и наиболее эффективный метод веб-дизайна» [2]. А Йони Корпи в своей работе писал, что «адаптивный веб-дизайн – это новая парадигма в разработке веб-сайтов. Он связан с тем, что веб-сайты больше не отображаются только на мониторах определенного размера, но и на экранах бесчисленного множества различных размеров, начиная от крошечных мобильных телефонов и заканчи-