

DOI 10.58351/2949-2041.2026.35.6.023

УДК 336.018:004.942

**Терёшин Кирилл Александрович**, студент  
Российский технологический университет – МИРЭА  
Tereshin Kirill Alexandrovich

**Вяткин Артём Андреевич**, к.э.н.  
Российский технологический университет – МИРЭА  
Vyatkin Artyom Andreevich

## СПЕЦИФИКА ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КАК ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ SPECIFICS OF FINANCIAL TIME SERIES AS AN OBJECT OF MODELING AND FORECASTING

**Аннотация.** В статье рассматриваются ключевые свойства финансовых временных рядов, осложняющие их прогнозирование. Анализируются нестационарность, высокий уровень шума, наличие выбросов, кластеризация волатильности, многомерный характер данных. Обсуждается, как эти особенности влияют на выбор методов анализа, обработку данных и устойчивость прогнозов.

**Abstract.** The article examines the key properties of financial time series that complicate their forecasting. It analyzes non-stationarity, high noise levels, the presence of outliers, volatility clustering, the multidimensional nature of data. The paper discusses how these features influence the choice of analysis methods, data processing, and forecast stability.

**Ключевые слова:** Финансовые временные ряды, нестационарность, волатильность, шум, выбросы, прогнозирование, машинное обучение, предобработка данных.

**Keywords:** Financial time series, non-stationarity, volatility, noise, outliers, forecasting, machine learning, data preprocessing.

Финансовые временные ряды считаются одними из самых труднопрогнозируемых объектов в прикладном анализе данных и эконометрике. Это объясняется тем, что их эволюция определяется одновременным воздействием множества разнородных сил: макроэкономической конъюнктуры, настроений трейдеров, корпоративных отчётов, действий центральных банков, геополитической обстановки, уровня ликвидности и чисто случайных краткосрочных флуктуаций. Следовательно, подобный ряд нельзя интерпретировать как простую последовательность чисел – за ним скрывается сложная система обратных связей между рыночной средой и поведением её участников.

Одной из главных черт таких рядов выступает нестационарность. В стационарном ряду основные статистические характеристики – среднее, дисперсия, автокорреляционная структура – остаются относительно неизменными во времени. В финансовых данных это условие регулярно нарушается: цена актива может продолжительное время расти, затем резко падать или переходить в боковое движение. В отличие от стационарного процесса, где среднее, дисперсия и автокорреляции остаются примерно постоянными во времени, финансовые данные демонстрируют выраженную изменчивость этих характеристик. Результаты очевидны: модель, настроенная на одном историческом отрезке, нередко теряет точность на другом, поскольку обнаруженные ранее зависимости могут исчезнуть [1]. Как следствие, модель, построенная на одном временном участке, нередко показывает худшие результаты на другом, поскольку выявленные ранее закономерности вовсе не обязаны сохраняться в будущем [2]. Для снижения влияния нестационарности применяются различные преобразования, такие как переход от цен к доходностям, расчёт разностей, логарифмирование, сглаживание и нормализация. Однако полностью устранить фундаментальную изменчивость рынка эти приёмы не способны – они лишь делают данные более удобными для последующего моделирования и анализа.



Другой важной особенностью является высокий уровень шума. На малых временных горизонтах ценовые движения могут порождаться случайными сделками, краткосрочным дисбалансом спроса и предложения, техническими факторами ликвидности или эмоциональными реакциями трейдеров. Из-за этого полезный сигнал часто оказывается слабым по сравнению с шумовой составляющей. Для прогнозной модели такая ситуация создаёт риск переобучения: алгоритм способен подстроиться не под устойчивую закономерность, а под случайные колебания, присутствующие только в обучающей выборке.

Финансовые временные ряды также характеризуются наличием выбросов и резких изменений значений. Подобные скачки возникают после публикации отчётности, изменения ключевой ставки, политических решений, введения санкций, корпоративных событий или других значимых новостей. Важно подчеркнуть, что выбросы далеко не всегда являются ошибками данных. В большинстве случаев они отражают реальные рыночные движения, поэтому автоматическое удаление экстремальных значений без анализа их причин недопустимо. Неверная обработка выбросов способна исказить внутреннюю структуру ряда и привести к ухудшению качества прогнозов [3].

Отдельного внимания заслуживает явление кластеризации волатильности. Для финансовых рынков характерны периоды, когда высокая изменчивость сохраняется на протяжении нескольких последовательных интервалов, тогда как спокойные фазы также группируются во времени. Это означает, что ошибка прогнозной модели может существенно различаться в зависимости от текущего рыночного режима. Модель, демонстрирующая приемлемое среднее качество на всём тестовом периоде, нередко оказывается нестабильной именно в периоды высокой волатильности.

К числу важных свойств относятся и тяжёлые хвосты распределения доходностей. Классические статистические модели часто исходят из предположения о близости ошибок или доходностей к нормальному распределению, однако на финансовых рынках экстремальные значения встречаются заметно чаще, чем это предполагает нормальный закон. Данное обстоятельство имеет прямое значение для прогнозирования и анализа рисков: модель может хорошо работать в обычные периоды, но начинать ошибаться во время резких рыночных движений.

Наконец, финансовые данные носят многомерный характер. Цена отдельного актива зависит не только от собственной предыстории, но и от объёмов торгов, рыночных индексов, валютных курсов, процентных ставок, отраслевых факторов и новостного фона. Методы машинного обучения позволяют учитывать большое количество признаков, однако увеличение числа переменных само по себе не гарантирует повышения качества прогноза. Если признаки слабо связаны с целевой переменной или дублируют друг друга, модель может стать менее устойчивой. Именно поэтому ключевым этапом становится формирование и отбор действительно информативных признаков [4].

К типичным признакам, используемым при анализе финансовых временных рядов, относятся лаговые значения цен и доходностей, скользящие средние за разные интервалы, показатели волатильности, объём торгов и его изменения, различные технические индикаторы, рыночные индексы, отраслевые показатели и макроэкономические переменные. В таблице 1 обобщены рассмотренные свойства и их влияние на процесс прогнозирования.

Таблица 1

Свойства финансовых временных рядов для построения прогнозных моделей

Свойство	Сущность	Последствия для прогнозирования
Нестационарность	Сдвиги среднего, дисперсии и корреляционной структуры во времени	Модель, обученная на одном периоде, теряет точность на другом
Зашумленность	Преобладание случайных краткосрочных колебаний	Риск принять шум за сигнал и переобучиться



Выбросы	Резкие ценовые скачки из-за новостей или кризисов	Искажение параметров модели, рост ошибки
Кластеризация волатильности	Группировка периодов высокой и низкой изменчивости	Необходимость проверять модель в разных режимах рынка
Тяжёлые хвосты	Повышенная вероятность экстремальных отклонений	Классическое допущение о нормальности ведёт к недооценке рисков
Многомерность	Зависимость от многих рыночных и внешних факторов	Требуется тщательный отбор признаков и борьба с переобучением

Таким образом, финансовые временные ряды требуют особого подхода к анализу и прогнозированию. Их природа существенно ограничивает применимость простых моделей и объясняет, почему построение качественного прогноза превращается в сложную алгоритмическую задачу. При разработке прогнозной системы необходимо учитывать не только выбор конкретного метода, но и предварительную обработку данных, корректную работу с выбросами, преобразование целевой переменной, формирование признаков и проверку устойчивости полученных результатов на различных временных интервалах.

#### Список литературы:

1. Tashman L. J. Out-of-Sample Tests of Forecasting Accuracy: An Analysis and Review // International Journal of Forecasting. – 2020. – Vol. 16, No. 4. – P. 437–450.
2. Kuhn M., Johnson K. Applied Predictive Modeling. – New York: Springer, 2023. – XIII, 600 p.
3. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учебное пособие. – М.: Финансы и статистика, 2023. – 416 с.
4. Магнус Я. Р., Катышев П. К., Пересецкий А. А. Эконометрика. Начальный курс: учебник. – 6-е изд., перераб. и доп. – М.: Дело, 2004. – 576 с.
5. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрики: учебник для вузов. – М.: ЮНИТИ, 1998. – 1022 с.
6. Носко В. П. Эконометрика. Книга 1. Части 1 и 2: учебник. – М.: Издательский дом «Дело» РАНХиГС, 2011. – 672 с

