

Научно-исследовательский журнал «Экономический вестник / *Economic Bulletin*»
<https://eb-journal.ru>
2025, Том 4 № 5 2025, Vol. 4. Iss. 5 <https://eb-journal.ru/archives/category/publications>
Научная статья / Original article
УДК 336.76



¹ *Якоб П.А.,*

¹ *Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого*

*Энтропийный анализ информационного фона как инструмент
финансовой диагностики волатильности криптовалютного рынка*

Аннотация: в статье исследуется влияние новостных аномалий на волатильность криптовалютного рынка с использованием энтропийного анализа информационного фона и модели ARIMA. Методологический подход объединяет вычисление энтропийных индикаторов новостного потока и сопоставление их с прогнозными ошибками ARIMA, что позволяет количественно оценить взаимосвязь информационных шоков и аномальных ценовых движений. Показано, что рост энтропии новостного фона выступает предвестником нестабильности и может служить индикатором повышенного риска. Результаты апробации на данных о динамике биткоина подтверждают применимость предложенного инструментария для диагностики и прогнозирования рыночной нестабильности. Работа вносит вклад в развитие методов финансового анализа, предлагая интеграцию энтропийного подхода в системы риск-менеджмента. Перспективы дальнейших исследований включают расширение набора источников информационного фона и оптимизацию параметров моделей. Работа выполнена в рамках реализации проекта «Разработка методологии формирования инструментальной базы анализа и моделирования пространственного социально-экономического развития систем в условиях цифровизации с опорой на внутренние резервы» (FSEG-2023-0008).

Ключевые слова: криптовалюты, волатильность, информационный фон, новостные аномалии, энтропийный анализ, ARIMA, риск-менеджмент

Для цитирования: Якоб П.А. Энтропийный анализ информационного фона как инструмент финансовой диагностики волатильности криптовалютного рынка // Экономический вестник. 2025. Том 4. № 5. С. 4 – 12.

Поступила в редакцию: 15 июля 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 18 сентября 2025 г.; Принята к публикации: 15 ноября 2025 г.

¹ *Yacob P.A.,*

¹ *Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University*

*Entropy analysis of the information environment as a tool for financial
diagnostic assessment of cryptocurrency market volatility*

Abstract: the article examines the impact of news anomalies on cryptocurrency market volatility using entropy analysis of the information environment and the ARIMA model. The methodological approach combines the calculation of entropy indicators of the news flow and their comparison with ARIMA forecast errors, which allows for a quantitative assessment of the relationship between information shocks and abnormal price movements. It is shown that an increase in the entropy of the news background is a harbinger of instability and can serve as an indicator of increased risk. The results of testing on data on the dynamics of Bitcoin confirm the applicability of the proposed toolkit for diagnosing and forecasting market instability. The work contributes to the development of financial analysis methods by proposing the integration of the entropy approach into risk management systems. Prospects for further research include expanding the set of information background sources and optimising model parameters. The work was carried out within the framework of the project «Development of a methodology for the formation of an instrumental base for analysis and modeling of spatial socio-economic development of systems in the context of digitalization based on internal reserves» (FSEG- 2023-0008).

Keywords: cryptocurrencies, volatility, information background, news anomalies, entropy analysis, ARIMA, risk management

For citation: Yacob P.A. Entropy analysis of the information environment as a tool for financial diagnostic assessment of cryptocurrency market volatility. Economic Bulletin. 2025. 4 (5). P. 4 – 12.

The article was submitted: July 15, 2025; Approved after reviewing: September 19, 2025; Accepted for publication: November 15, 2025.

Введение

В современных условиях глобальной финансовой нестабильности проблема волатильности приобретает ключевое значение для участников рынка капитала. Для институциональных и частных инвесторов именно волатильность выступает определяющим фактором риска, напрямую влияя на эффективность инвестиционных стратегий, уровень ожидаемой доходности и надежность систем риск-менеджмента. В то время как на традиционных сегментах финансового рынка (фондовом, валютном, долговом) действуют механизмы институциональной стабилизации – государственное регулирование, деятельность центральных банков, нормативные ограничения на динамику торгов, – рынок криптовалют изначально развивался в условиях минимального контроля и дерегулированности, что предопределило его уникальные характеристики.

К числу особенностей криптовалютного сегмента относятся круглосуточный режим функционирования без выходных и перерывов, глобальный охват с отсутствием единого эмиссионного центра, ограниченная глубина ликвидности и доминирование розничных инвесторов. Эти характеристики формируют качественно иную рыночную среду, в которой вероятность возникновения аномальных ценовых движений значительно выше, чем на традиционных рынках. Более того, высокая чувствительность криптовалют к информационным потокам, включая новостные сообщения, публикации в социальных сетях и спекулятивные ожидания, усиливает непредсказуемость динамики цен и делает крипторынок особенно подверженным резким колебаниям.

Таким образом, актуальность анализа волатильности криптовалютного рынка обусловлена не только масштабами и скоростью ценовых колебаний, но и их системным воздействием на поведение инвесторов, устойчивость финансовых стратегий и общую стабильность глобальной финансовой системы. В этих условиях особое значение приобретает поиск новых инструментов диагностики и прогнозирования рыночной нестабильности, учитывающих специфику крипторынка и его высокую информационную чувствительность. Од-

ним из таких инструментов выступает энтропийный анализ информационного фона, позволяющий количественно оценивать уровень неопределенности и хаотичности рыночных процессов.

Материалы и методы исследований

В современной финансовой науке особое внимание уделяется поиску методов, позволяющих объяснять и прогнозировать поведение рынков в условиях нестабильности и высокой неопределенности [1, 2]. Высокая волатильность и информационная чувствительность криптовалютного рынка предопределяют необходимость применения методов, способных выявлять скрытую структуру хаотичных процессов и количественно измерять уровень неопределенности. Одним из таких направлений является энтропийный анализ, базирующийся на теории информации и адаптированный к задачам анализа финансовых временных рядов и информационных потоков [3]. Его применение приобретает особое значение именно на рынке криптовалют, специфика которого радикально отличает его от традиционных сегментов.

С точки зрения количественного анализа, частые аномальные движения в ценах криптоактивов проявляются в необычной статистике распределения доходностей. В классической финансовой теории часто предполагается распределение доходностей близко к нормальному (гауссову). Однако для криптовалют эмпирические исследования показывают значительные отклонения от нормальности – асимметрию и тяжёлые хвосты распределения. Другими словами, экстремальные отклонения (далёкие от среднего значения доходности) происходят намного чаще, чем предполагала бы нормальная модель. Один из исследований отметил, что распределение доходностей криптовалют имеет «fat tails» – тяжёлые хвосты, а сами доходности гораздо более «экстремальные», чем у нормального [4]. Это согласуется с наблюдением, что на крипторынке аномальные события (крайние скачки) – не редкость, а статистически заметное явление. Более того, сравнение с другими активами подтверждает уникальность криптоволатильности. Например, по результатам работы Н. Дехуша распределение цен биткоина соответствует тяжёлохвостому закону Парето, тогда как

цены золота и индекса S&P 500 демонстрируют существенно более тонкие хвосты (т.е. менее экстремальные колебания) [5]. Хотя распределения дневных доходностей всех этих активов характеризуются отклонением от нормального (и для акций, и для золота наблюдаются «толстые хвосты» в периоды турбулентности), степень тяжеловесности хвостов у биткоина заметно выше. Проще говоря, вероятность крайне больших изменений цены у биткоина больше, чем у сопоставимых по масштабам традиционных инструментов. Это означает более высокую частоту аномальных движений.

Причинами столь частых аномалий, как обсуждалось выше, являются комплексные особенности крипторынка. Ключевые особенности криптовалютного рынка: отсутствие строгого регулирования, круглосуточная мировая торговля, преобладание розничных инвесторов, фрагментированная ликвидность. Эти факторы вместе создают предпосылки для высокой волатильности и чувствительности цен к внешним воздействиям (новостям, большим ордерам и т.д.). Далее, повышенная волатильность и мгновенная реакция на любые раздражители выливаются в то, что на выходе мы наблюдаем частые аномальные ценовые движения – резкие всплески и обвалы курсов, нехарактерные по масштабам для традиционных рынков. Таким образом, логически прослеживается связь: специфика крипторынка → повышенная нестабильность → аномалии цен [5].

Одним из перспективных подходов к анализу неупорядоченных и нестабильных состояний рыночной среды является энтропийный анализ, основанный на теории информации.

Энтропия, введенная Клодом Шенноном в 1948 году, представляет собой количественную меру неопределенности или хаотичности системы. В финансовом контексте высокая энтропия указывает на преобладание случайных колебаний, а низкая – на наличие закономерностей в поведении рынка [6].

В теории информации энтропия представляет количественную меру неопределенности или хаотичности системы. Концепция энтропии была введена К. Шенноном и определяется как степень непредсказуемости состояния системы или случайной величины. Чем выше энтропия, тем более равномерно и непредсказуемо распределены возможные исходы, и наоборот – низкая энтропия свидетельствует о том, что система более упорядочена или доминируется одним состоянием. Иными словами, энтропия характеризует разнообразие информации и разброс вероятностей состояний. Энтропия Шеннона для дискретной случайной вели-

чины с вероятностным распределением определяется как представлено в формуле 1 [7].

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \cdot \log_2 P(x_i), \quad (1)$$

где X_i – возможные состояния системы.

Например, для случайного процесса с равновероятными исходами энтропия максимальна, а для полностью детерминированного сигнала энтропия минимальна. В контексте финансовых данных энтропия часто измеряется на основе распределения ценовых изменений или новостных сигналов, позволяя количественно оценить уровень неопределенности рынка. Помимо энтропии Шеннона, в финансовом анализе применяются также меры permutation entropy, sample entropy и mutual information. В частности, permutation entropy позволяет выявлять временные участки со сменой динамики, а mutual information – оценивать нелинейные зависимости между рыночными индикаторами [8].

Энтропийные методы применяются для анализа свойств информационного фона, особенно в условиях нестабильности криптовалютного рынка. Разнообразие метрик позволяет фиксировать аномальные отклонения, не всегда улавливаемые классическими показателями волатильности. Энтропия отражает степень беспорядка и используется для оценки «шума» новостных потоков и выявления нетипичных поведенческих паттернов [8]. Резкие изменения её уровня могут указывать на структурные сдвиги или рыночные аномалии. В финансовом анализе используются различные энтропийные показатели (Шеннона, permutation entropy, взаимная информация и др.), что позволяет выявлять скрытые паттерны и изменение режима рынка.

Особое направление применения связано с исследованием новостного фона, формирующего ожидания инвесторов. Под информационным фоном понимается совокупность новостей СМИ, сообщений в социальных сетях, поисковых трендов, отчётов и слухов, которые определяют информационную среду крипторынка. Она отличается высокой скоростью распространения сведений и децентрализацией источников, что усиливает чувствительность цен к медийным импульсам. Показатели внимания (например, частота поисковых запросов) отражают насыщенность информационного фона и коррелируют с динамикой цен.

Энтропия информационного фона выступает количественной мерой разнообразия и неопределенности информационных сообщений. Низкие её значения соответствуют однородным и предсказу-

емым сигналам, высокие – противоречивым и хаотичным потокам, повышающим неопределённость и провоцирующим колебания цен. В эмпирических исследованиях показано, что рост энтропии предшествует нестабильности на рынках ETF, акций и криптовалют [9].

Таким образом, энтропийный анализ представляет собой перспективный инструмент для количественной диагностики нестабильности как ценовых, так и информационных параметров финансового рынка. Его интеграция в аналитические и торговые модели может способствовать повышению чувствительности к предкризисным индикаторам и усилению адаптивности стратегий управления рисками.

Одной из ключевых гипотез, выдвигаемых в рамках данной статьи, является предположение о наличии устойчивой взаимосвязи между аномалиями в информационном фоне и аномальными ценовыми движениями на рынке криптовалют. В условиях высокой чувствительности крипторынка к внешним сообщениям, особенности которых подробно проанализированы в предыдущих параграфах, представляется целесообразным формализовать и количественно оценить степень этой взаимосвязи.

Основным объектом анализа в данном контексте выступают новостные аномалии – резкие отклонения в структуре информационного фона, выражающиеся в увеличении информационной энтропии либо изменении параметров тональности сообщений. Эти отклонения рассматриваются как потенциальные триггеры нестабильности, способные спровоцировать ценовые всплески и обвалы криптоактивов [10]. В то же время реакция рынка на информационные импульсы может быть как мгновенной, так и инерционной, что требует привлечения методов временного и лагового корреляционного анализа.

Методологическая основа исследования формируется на стыке информационной теории и финансовой диагностики. Центральное допущение состоит в том, что аномальные ценовые колебания криптовалют могут быть не только результатом фундаментальных факторов или технических особенностей рынка, но и следствием структурных сдвигов в новостном фоне. В условиях высокой чувствительности криптовалютного сегмента к информационным воздействиям именно энтропийные метрики позволяют формализовать и количественно зафиксировать эти изменения, выступая инструментом диагностики рыночной нестабильности.

Для количественной оценки новостного фона в каждый момент времени t агрегируются все со-

общения (новости СМИ, публикации в социальных сетях, регуляторные заявления, поисковые тренды), поступившие за фиксированный временной интервал Δ . На этой основе строится распределение токенов (слов или тематических категорий):

$$P_t(w) = \frac{n_w + \alpha}{N + \alpha V},$$

где n_w – число вхождений слова w в корпусе сообщений дня t ;

N – общее количество токенов;

V – размер словаря;

α – параметр сглаживания (Лапласовское сглаживание).

Для выявления аномалий текущее распределение сравнивается с «фоновым» состоянием новостного потока, усреднённым за предыдущие периоды:

$$Q(w) = \frac{m_w + \alpha}{M + \alpha V},$$

где m_w – частота токена w в корпусе фоновых сообщений;

M – общее количество токенов в корпусе.

Ключевой метрикой выступает дивергенция Кульбака–Лейблера (KL-divergence), которая измеряет степень неожиданности текущего новостного состояния:

$$D_{KL}(P_t \parallel Q) = \sum_{w \in V} P_t(w) \log \frac{P_t(w)}{Q(w)},$$

Если значение D_{KL} близко к нулю, структура новостей соответствует «нормальному» фону. Резкий рост метрики сигнализирует о статистически значимом информационном сдвиге.

Для удобства интерпретации вводится бинарный индикатор новостной аномалии $A(t)$:

$$A(t) = \begin{cases} 1, & D_{KL}(t) > \mu + \kappa * \sigma \\ 0, & \text{иначе} \end{cases},$$

где μ и σ – среднее и стандартное отклонение метрики D_{KL} за референсный период,

$\kappa \in [1.5; 2.5]$ – коэффициент чувствительности.

Индикатор $A(t)$ позволяет в каждый день разделять рынок на два режима. Если значение равно 1, это значит, что новостной поток был настолько необычным и хаотичным, что можно ожидать рост нестабильности цен. Такие дни трактуются как периоды повышенного риска и требуют более осторожных торговых решений. Если же $A(t) = 0$, значит информационный фон остаётся в пределах нормы, и рынок движется относительно спокойно.

Таким образом, новостной фон формализуется как динамическая вероятностная система, а индикатор $A(t)$ фиксирует моменты статистически значимых отклонений, трактуемых как потенциальные источники ценовой нестабильности.

Для реализации модели использовались два массива данных:

1. Информационные данные:
 - агрегированные новостные сообщения о криптовалютном рынке (агентства, СМИ, профильные сайты),
 - данные социальных сетей (Twitter, Reddit),
 - поисковые тренды (Google Trends),
 - сообщения регуляторов и публичных компаний.
2. Финансовые данные:
 - котировки биткоина (цены закрытия, логарифмические доходности),
 - объёмы торгов, индексы ликвидности.

Выбор Bitcoin обусловлен его репрезентатив-

ностью и объёмом данных, однако методика может быть расширена на другие криптоактивы (Ethereum, Litecoin), что позволит провести кросс-проверку устойчивости гипотезы

Такой набор источников обеспечивает комплексное покрытие как информационного, так и ценового измерения исследуемого рынка.

Финансовая часть анализа строится на сопоставлении энтропийных индикаторов новостного фона с динамикой цен биткоина. Для этого используется модель ARIMA(1,1,1), позволяющая прогнозировать краткосрочные доходности:

$$Y_t = \ln P_t - \ln P_{t-1},$$

где P_t – цена в момент времени t .

Для выбора базового инструмента прогнозирования была проведена сравнительная оценка нескольких популярных моделей. Результаты сведены в табл. 1.

Таблица 1

Сравнение методов прогнозирования временных рядов.

Table 1

Comparison of time series forecast methods.

Модель	Преимущества	Ограничения
ARIMA	Хорошо работает на коротких горизонтах, требует только исторических цен, стандарт финансового анализа.	Чувствительна к выбору параметров, плохо улавливает долгосрочные тренды.
LSTM (нейросеть)	Может учитывать сложные нелинейные зависимости, сильна на больших массивах данных.	Требует много данных и ресурсов, склонна к переобучению, трудна в интерпретации.
Prophet	Удобен для бизнес-рядов с сезонностью, мало настроек.	На хаотичных данных криптовалют часто даёт искажения, недооценивает резкие скачки.
GARCH	Хорошо описывает волатильность и её кластеры.	Прогнозирует дисперсию, но не сами цены.

Выбор в пользу ARIMA объясняется её надёжностью на ограниченных данных и удобством для выявления отклонений от «нормальной» динамики. Модель хорошо описывает краткосрочные зависимости, а любое расхождение прогноза с фактическими значениями легко трактуется как результат внешнего воздействия – новостного шока или информационной аномалии [11, 12]. При этом параметры ARIMA понятны и интерпретируемы, что делает её удобным инструментом для финансового анализа и риск-менеджмента.

Ошибка прогноза интерпретируется как показатель «ненормальной доходности»:

$$\varepsilon_{t+1} = P_{t+1} - \widehat{P}_{t+1}.$$

Если ε_{t+1} существенно отклоняется от нуля, это рассматривается как проявление внешнего воздействия, не учтённого моделью ARIMA, и, следовательно, как потенциальный результат новостного шока.

Таким образом, рост энтропийных метрик трактуется как проявление информационного шока, который влечёт за собой изменение рыночного режима и, как следствие, ценовую аномалию. Ошибка ARIMA при этом фиксирует количественный эффект этого воздействия.

Так как новостной поток содержит тысячи слов и тем, использовать их все в модели невозможно и неэффективно. Чтобы выделить действительно важные сигналы, применяется метод отбора признаков, основанный на принципах «генетического алгоритма». Идея заключается в том, чтобы постепенно, через последовательные комбинации и «отбор лучших», выделить наиболее значимые токены (например, «ETF», «SEC», «обвал», «инфляция»), которые чаще всего связаны с изменением цен. Такой подход помогает убрать «шум», избежать переобучения и сосредоточить анализ на ключевых информационных факторах, реально влияющих на рынок. В результате формируется

компактный набор признаков, который используется в финальной классификационной модели. Метод отбора признаков на основе генетического алгоритма используется в качестве дополнения к традиционным статистическим методам валидации, что позволяет минимизировать переобучение и сосредоточить анализ на ключевых факторах

В рамках эмпирического анализа часто используется корреляционный подход для установления статистической взаимосвязи между показателями информационного фона и изменениями рыночных цен. Однако в контексте исследования аномальных событий на криптовалютном рынке такой подход имеет ряд существенных ограничений, связанных как с природой данных, так и с целями анализа.

Коэффициенты линейной (Пирсона) или ранговой (Спирмена) корреляции позволяют оценить степень связи между двумя переменными – например, энтропией новостного фона и изменением цены актива. Однако они не учитывают клю-

чевых особенностей динамики крипторынка:

- Нелинейность и нестационарность временных рядов;
- Запаздывающие (лаговые) реакции цен на информационные импульсы;
- Неопределённость направления влияния (новости влияют на цену или наоборот).

В этой связи представляется более перспективным применение энтропийно-информационного подхода, в частности, метода передачи энтропии (Transfer Entropy), позволяющего выявить направленные связи между временными рядами. Этот метод не только фиксирует факт информационной зависимости, но и определяет, в каком направлении происходит передача сигнала – от новостей к ценам или наоборот. Кроме того, он устойчив к нелинейным эффектам и применим в условиях нестационарной рыночной среды.

Алгоритм объединения новостных индикаторов и модели прогнозирования представлен на рис. 1.

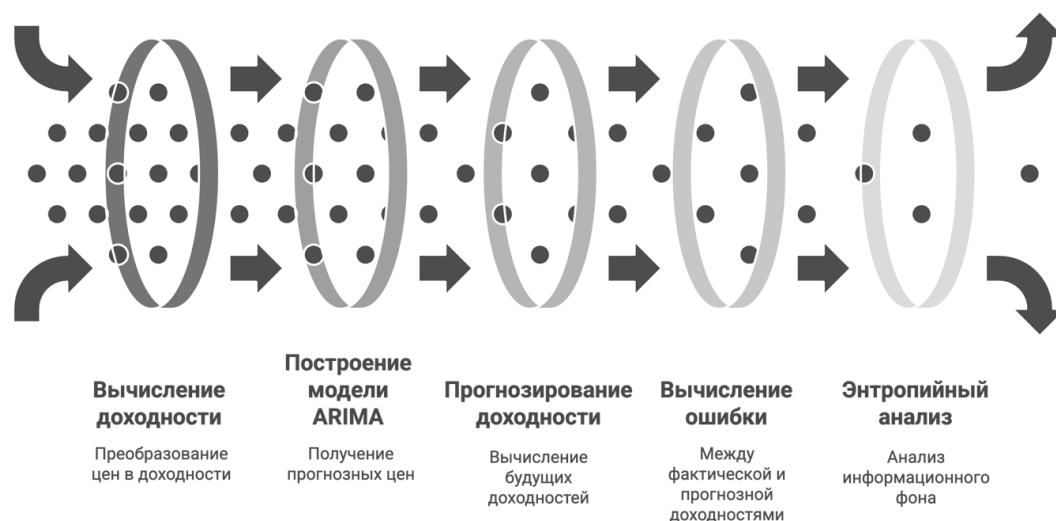


Рис. 1. Этапы алгоритма формирования торгового решения на основе энтропийного анализа новостного фона и модели ARIMA.

Fig. 1. Stages of the algorithm for forming a trading decision based on entropy analysis of the news background and the ARIMA model.

Реализация описанной методологии позволяет выявлять скрытые новостные аномалии, предшествующие росту волатильности, диагностировать периоды рыночной нестабильности на основе информационных сигналов и интегрировать энтропийные индикаторы в систему риск-менеджмента для повышения качества прогнозирования и адаптивности торговых стратегий. Энтропийные индикаторы могут применяться не только для фильтрации аномальных дней, но и для диагностики пере-

ходных режимов и предкризисных состояний рынка [13].

Таким образом, методология исследования сочетает в себе построение энтропийных индикаторов новостного фона и их сопоставление с результатами базовой модели ARIMA, что позволяет формализовать и количественно оценить влияние информационных аномалий на ценовую динамику криптовалют. Выбранный подход обеспечивает более глубокое понимание механизмов трансляции новостных сигналов в рыночные колебания и

формирует основу для перехода к эмпирическому анализу, в рамках которого будет проведена проверка гипотезы на данных о динамике биткоина и ключевых информационных событиях.

Результаты и обсуждения

Для оценки работоспособности разработанной архитектуры была проведена апробация модели на исторических данных криптовалютного рынка (Bitcoin) в условиях, максимально приближенных к реальным. Иными словами, алгоритм был протес-

тирован в режиме, имитирующем ежедневное прогнозирование динамики рынка без ретроспективных подсказок, аналогично тому, как он применялся бы в реальной торговле. Результаты работы объединенной модели оценивались как задача бинарной классификации – правильно ли алгоритм предсказал направление суточного изменения цены Bitcoin (рост или падение) для каждого дня тестового периода (результаты прогнозирования ARIMA представлены на рис. 2).

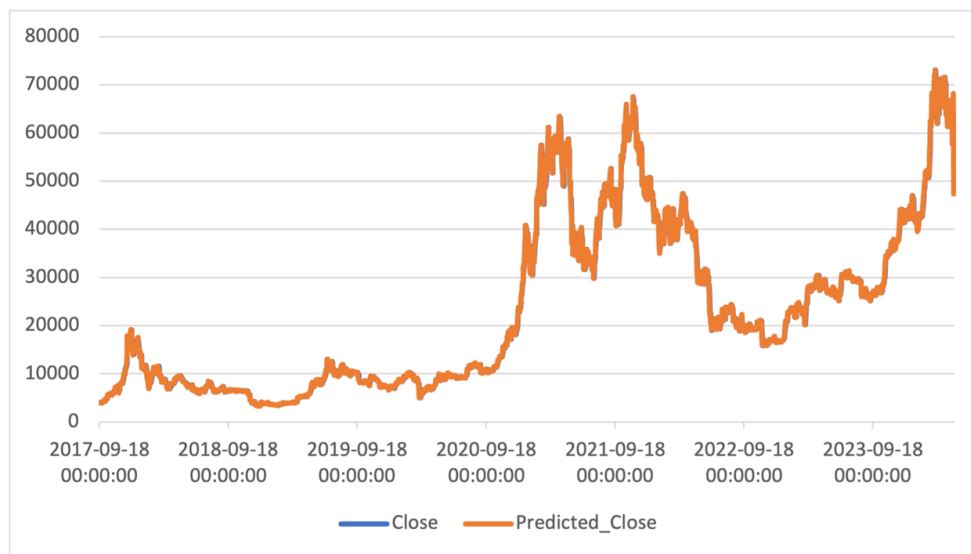


Рис. 2. Результаты прогнозирования цены ARIMA моделью.

Fig. 2. Results of price forecasting using the ARIMA model.

Далее финальный прогноз, полученный в результате работы обеих частей описанного алгоритма, сравнивался с фактическим направлением изменения цены. На основе этого сравнения собиралась статистика правильных и ошибочных предсказаний, формировалась матрица ошибок (confusion matrix), и рассчитывались метрики качества классификации.

Апробация показала, что предложенный комбинированный подход способен предсказывать направление изменения цены Bitcoin с точностью около 69%, то есть в 69 случаях из 100 модель корректно определяла дневной тренд. Для проверки была взята выборка в 100 дней, из которых 50 дней характеризовались ростом и 50 – снижением цены. Модель прогнозировала рост в 51 случае, где 35 прогнозов оказались верными и 16 – ошибочными; для падения верными оказались 34 из 49 прогнозов, при этом 15 были ошибочными.

Детальный анализ качества классификации показал сопоставимые метрики для обоих классов: для роста Precision составил 0.69, Recall – 0.70, F1-score – 0.69; для падения Precision достиг 0.69, Recall – 0.68, F1-score – 0.69. Таким образом, алго-

ритм демонстрирует сбалансированность и не проявляет смещения в пользу одного направления, обеспечивая умеренную надёжность как при прогнозировании восходящих, так и нисходящих трендов.

Важно подчеркнуть, что достигнутая точность (69%) подтверждает жизнеспособность подхода, комбинирующего ARIMA и новостную энтропийную оценку. Однако, результаты тестирования выявили ряд моментов в работе алгоритма при применении на реальных данных. Прежде всего, 31% неверных прогнозов – такой уровень ошибок означает, что почти каждая третья дневная рекомендация модели оказывается неверной. Анализ ошибочных прогнозов показал наличие устойчивых сценариев, при которых модель демонстрировала недостаточную точность.

Во-первых, значительная часть ошибок возникала при противоречии сигналов ARIMA и новостного анализа: статистическая модель экстраполировала тренд, тогда как новостной фон фиксировал шок противоположного направления. Это приводило к компромиссным прогнозам и ошибкам типа FP или FN.

Во-вторых, ограничения связаны с природой ARIMA: модель адекватна при умеренной волатильности, но плохо отражает тяжёлые хвосты и редкие экстремальные скачки, характерные для криптовалют.

В-третьих, проблемой стала недостаточная адаптивность: при обучении на фиксированном интервале между структурным сдвигом и переобучением возникал лаг, усиливающий расхождение прогноза с фактической динамикой.

Наконец, ошибки усугублялись ограниченностью признаков: использовались только ценовые ряды и агрегированный новостной фон, тогда как часть движений определялась внешними техническими и информационными факторами.

Выводы

Проведённый анализ выявил основные недостатки текущей реализации:

1. чувствительность к противоречивым сигналам (конфликт ARIMA и новостного анализа),

2. слабая реакция на экстремальные события,
3. фиксированные параметры и ограниченный набор признаков, снижающие адаптивность модели.

В качестве направлений развития предложено:

– адаптивная корректировка весов значимых текстовых и ценовых признаков для снижения влияния шумов;

– расширение корпуса новостей за счёт дополнительных каналов и языков;

– применение более продвинутых методов NLP для обработки коротких текстов;

– использование перекрёстной проверки и ансамблей для повышения робастности.

Апробация показала практическую эффективность архитектуры в детектировании аномалий на крипторынке, а предложенные улучшения позволят повысить точность и полноту прогнозов без изменения её базовой структуры.

Список источников

1. Родионов Д.Г., Сорокин В.И., Митязов В.А., Конников Е.А. Анализ влияния информационного потока, генерируемого инвестором, на доходность инвестиционного портфеля // Экономические науки. 2023. № 223. С. 294 – 303.

2. Родионов Д.Г., Арбатская Д.Е., Унгвари Л., Конников Е.А. Сравнительный анализ подходов к моделированию изменений на финансовых рынках технологического сектора экономики // Мягкие измерения и вычисления. 2024. Т. 74. № 1-1. С. 71 – 82.

3. Dudek G., Fiszeder P., Kobus P., Orzeszko W. Forecasting cryptocurrencies volatility using statistical and machine learning methods: A comparative study // Applied Soft Computing. 2024. Т. 151. С. 111132. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.111132.

4. Han B., Liu A., Chen J., Knottenbelt W. Can machine learning models better volatility forecasting? A combined method // The European Journal of Finance. 2025. № 9. С. 1–20. DOI: 10.1080/1351847X.2025.2553053.

5. Dehouche N. Revisiting the volatility of Bitcoin with approximate entropy // Financial Economics. 2021. № 29 (12). С. 101 – 118. DOI: 10.1080/17520843.2021.2013588.

6. Родионов Д.Г., Ильясов Р.Х., Хуан Т., Конников Е.А. Моделирование свойств распределения цен на рынке золота // Методология и инструментарий управления. 2024. № 2. С. 146 – 154.

7. AlMadany N.N., Hujran O., Al Naymat G., Maghyereh A. Forecasting cryptocurrency returns using classical statistical and deep learning techniques // International Journal of Information Management Data Insights. 2024. Т. 4. С. 34 – 56. DOI: 10.1016/j.jjime.2024.100251.

8. Tripathy N., Hota S., Mishra D., Satapathy P., Nayak S.K. Empirical forecasting analysis of Bitcoin prices: a comparison of machine learning, deep learning, and ensemble learning models // International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems. 2024. Т. 15. № 1. С. 59 – 70.

9. Sözen Ç. Volatility dynamics of cryptocurrencies: a comparative analysis using GARCH-family models // Future Business Journal. 2025. Т. 11. № 166. С. 1 – 12. DOI: 10.1186/s43093-025-00568-w

10. Obanya P.O., Seitshiro M., Olivier C.P., Verster T. A permutation entropy analysis of Bitcoin volatility // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2024. Т. 638. № 15. С. 44 – 70. DOI: 10.1016/j.physa.2024.129518.

11. Assaf A., Bilgin M.H., Demir E. Using transfer entropy to measure information flows between cryptocurrencies // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2022. Т. 586. № 15. С. 107 – 114. DOI: 10.1016/j.physa.2021.126454

12. Zhou Y., Xie C., Wang G.-J., Gong J., Zhu Y. Forecasting cryptocurrency volatility: a novel framework based on the evolving multiscale graph neural network // *Financial Innovation*. 2025. T. 11. C. 53 – 87. DOI: 10.1186/s40854-025-00768-x

13. Baur D.G., Dimpfl T., Kuck K. Liquidity in the cryptocurrency market and commonalities across exchanges // *Journal of Financial Stability*. 2022. T. 59. C. 11-26. DOI: 10.1016/j.jfs.2022.100967

References

1. Rodionov D.G., Sorokin V.I., Mityazov V.A., Konnikov E.A. Analysis of the Impact of the Information Flow Generated by an Investor on the Return on an Investment Portfolio. *Economic Sciences*. 2023. No. 223. P. 294 – 303.

2. Rodionov D.G., Arbatskaya D.E., Ungvari L., Konnikov E.A. Comparative Analysis of Approaches to Modeling Changes in the Financial Markets of the Technological Sector of the Economy. *Soft Measurements and Computations*. 2024. Vol. 74. No. 1-1. P. 71 – 82.

3. Dudek G., Fiszeder P., Kobus P., Orzeszko W. Forecasting Cryptocurrencies Volatility Using Statistical and Machine Learning Methods: A Comparative Study. *Applied Soft Computing*. 2024. T. 151. P. 111132. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.111132.

4. Han B., Liu A., Chen J., Knottenbelt W. Can machine learning models better volatility forecasting? A combined method. *The European Journal of Finance*. 2025. No. 9. P. 1 – 20. DOI: 10.1080/1351847X.2025.2553053.

5. Dehouche N. Revisiting the volatility of Bitcoin with approximate entropy. *Financial Economics*. 2021. No. 29 (12). P. 101 – 118. DOI: 10.1080/17520843.2021.2013588.

6. Rodionov D.G., Ilyasov R.Kh., Huang T., Konnikov E.A. Modeling the properties of price distribution in the gold market. *Methodology and management tools*. 2024. No. 2. P. 146 – 154.

7. AlMadany N.N., Hujran O., Al Naymat G., Maghyreh A. Forecasting cryptocurrency returns using classical statistical and deep learning techniques. *International Journal of Information Management Data Insights*. 2024. Vol. 4. P. 34 – 56. DOI: 10.1016/j.jjimei.2024.100251.

8. Tripathy N., Hota S., Mishra D., Satapathy P., Nayak S.K. Empirical forecasting analysis of Bitcoin prices: a comparison of machine learning, deep learning, and ensemble learning models. *International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems*. 2024. T. 15. No. 1. P. 59 – 70.

9. Sözen Ç. Volatility dynamics of cryptocurrencies: a comparative analysis using GARCH-family models. *Future Business Journal*. 2025. T. 11. No. 166. P. 1 – 12. DOI: 10.1186/s43093-025-00568-w

10. Obanya P.O., Seitshiro M., Olivier C.P., Verster T. A permutation entropy analysis of Bitcoin volatility. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2024. T. 638. No. 15. P. 44 – 70. DOI: 10.1016/j.physa.2024.129518.

11. Assaf A., Bilgin M.H., Demir E. Using transfer entropy to measure information flows between cryptocurrencies. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2022. T. 586. No. 15. P. 107 – 114. DOI: 10.1016/j.physa.2021.126454

12. Zhou Y., Xie C., Wang G.-J., Gong J., Zhu Y. Forecasting cryptocurrency volatility: a novel framework based on the evolving multiscale graph neural network. *Financial Innovation*. 2025. T. 11. P. 53 – 87. DOI: 10.1186/s40854-025-00768-x

13. Baur D.G., Dimpfl T., Kuck K. Liquidity in the cryptocurrency market and commonalities across exchanges. *Journal of Financial Stability*. 2022. T. 59. pp. 11-26. DOI: 10.1016/j.jfs.2022.100967

Информация об авторе

Якоб П.А., соискатель, ассистент Высшей инженерно-экономической школы, Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, ул. Новороссийская, д. 50, pashinina_pa@spbstu.ru

© Якоб П.А., 2025