

УДК 519.86

*Мельничук Д. А., *Коцалап С. А.*
Донбасский государственный технический университет
**E-mail: grenhyk@mail.ru*

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ВОЛАТИЛЬНОСТИ КРИПТОВАЛЮТЫ

В статье предложено применение моделей математической статистики при прогнозировании волатильности криптовалюты.

Ключевые слова: *криптовалюта, волатильность, эфириум, биткоин, котировки, модели, компоненты.*

Проблема и её связь с научными и практическими задачами. Безусловная необходимость в безопасности информационных потоков породила науку криптографию, которая со временем стала опираться на точные математические методы. Математическая криптография на сегодняшний день представляет собой научную отрасль, в которой пересекаются математика и информатика. Задача данного направления науки — защитить данные от незаконного использования и обеспечить целостность их хранения и пересылки.

Создание децентрализованных финансовых транзакций выделилось в отдельную важную подзадачу криптографии под названием «криптовалюта».

Анализ последних исследований и публикаций. Криптовалюты и их современные тенденции рассматривали в своих трудах Г. Генслер, М. Кейси и Дж. Крейн [1, 3], М. С. Марамыгин, А. А. Маркова, Е. Н. Прокофьева [2], а статические модели выделены в работах таких учёных как А. Ф. Гришин, М. В. Козлов, А. С. Холево. Однако, вопросу использования моделей статистики при прогнозировании волатильности криптовалюты уделено недостаточное внимание.

Таким образом, **целью** статьи является обоснование применения моделей математической статистики при прогнозировании волатильности криптовалюты.

Изложение материала. Рассмотрим конкретный пример. Для электронной системы платежей, такой как криптовалюта,

характерно отсутствие взаимодействия с промежуточным звеном в качестве посредника. Третьи лица, например, банки, не участвуют в транзакции.

Все операции с криптовалютой осуществляются в цифровом формате. Описание каждой транзакции помещается в публичный реестр — блокчейн. За сохранность электронной валюты отвечает цифровой криптографический кошелек.

Продажа и покупка монет криптовалюты осуществляется между пользователями системы, либо монеты добываются в процессе майнинга, под которым подразумевается поиск решения математической задачи на пределе аппаратных возможностей компьютера.

Сегодня в мире фактически создано около 8000 видов криптовалют, при этом самая первая криптовалюта — биткойн, которая была создана в 2009 году, популярна и на сегодняшний день. Следующие за биткоином позиции занимают такие востребованные криптовалюты, как эфириум и литкойн.

Важной характеристикой финансового инструмента «криптовалюта», требующей исследования, является волатильность или степень колебания котировок.

Особенность криптовалюты — резкая смена динамики цены, достигающая нескольких десятков процентов (пример, рис. 1). Привычные финансовые инструменты считают подобные колебания огромными, но для криптовалютного рынка высокая волатильность является привычным явлением.



Рисунок 1 — Пример динамики изменения криптовалют биткойн и эфириум

Объективной причиной высокой волатильности является факт невмешательства в процесс формирования цены государства. К нестабильности криптовалюты приводит также отсутствие возможности реальной оценки стоимости ввиду отсутствия видимой привязки по отношению к осязаемым ценностям.

К объективным причинам роста волатильности можно отнести факт отсутствия регулирования процессов со стороны государства. Нестабильности криптовалют способствует также отсутствие привязки к материальным ценностям и, как следствие, отсутствие возможности реальной оценки.

Специфика исследуемого финансового инструмента вносит особенности в попытки прогноза волатильности, при этом на первый план выходит неустойчивая динамика и резкая смена характеризующих показателей, что порождает гетероскедастичность (неоднородность наблюдений, которая выражена в непостоянной

дисперсии случайной ошибки экономической модели).

В таких случаях стандартная линейная регрессионная модель дает грубый результат с большой погрешностью.

Чтобы устранить данную проблему, вводится случайная величина, от которой зависит дисперсия.

Рассмотрим варианты более сбалансированных моделей для исследуемого процесса [3].

ARCH-модель характеризует дисперсию условную, которая зависит от времени и отображается через квадрат значений предыдущих периодов (т. е. моделирует дисперсию временного ряда как регрессию q предыдущих квадратов ошибок):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad (1)$$

где σ_t^2 — дисперсия процесса; α_0, β_i — параметры модели; ε_t — ошибки модели.

МЕНЕДЖМЕНТ

GARCH-модель уточняет ARCH-модель, полагая, что предыдущие оценки дисперсии влияют на ее текущую изменчивость. Она моделирует дисперсию временного ряда как регрессию q значений предыдущих квадратов ошибок и p предыдущих значений дисперсии:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p c_i \sigma_{t-i}^2, \quad (2)$$

Модель ARMA — смешанная модель авторегрессии скользящего среднего. В этой модели линейный процесс представлен как регрессия текущего значения x_t на прошлые p значений $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$, ошибок определения прошлых q значений $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ и добавочного импульса ε_t :

$$x_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3)$$

где x_t — уровень (значение) прогнозируемого показателя в момент времени t ;

α_i, β_i — весовой параметр процесса авторегрессии (AR) и весовой параметр процесса скользящего среднего (MA) соответственно;

ε_t — ошибка модели (белый шум) ($\varepsilon_t = \varepsilon_{t-1} - \varepsilon_{t-2}$);

p — количество слагаемых модели авторегрессии;

q — количество слагаемых модели скользящего среднего;

c — некоторый постоянный уровень процесса (для стационарного процесса среднее значение).

Исследуем исходный ряд — котировки биткойна за устойчивый интервал продолжительностью 8 месяцев (рис. 2).

Визуальный анализ графика показывает динамическое снижение курса и отображает нестационарность приведенных данных. Предварительный анализ указывает на нестационарность как по математическому ожиданию, так и по дисперсии. Для дальнейшего моделирования преобразуем исходные данные с помощью фильтра первой разности.

Автокорреляционная функция (АКФ) и частная автокорреляционная функция первой разности (ЧАКФ) показывают наличие циклической компоненты периодичностью 9–10 суток (рис. 3).

Вывод о наличии периодических компонент в ряде цены биткойна подтверждается также спектральным анализом. Периодограмма первой разности показана на рисунке 4. На периодограмме просматривается периодичность 8–9 суток.

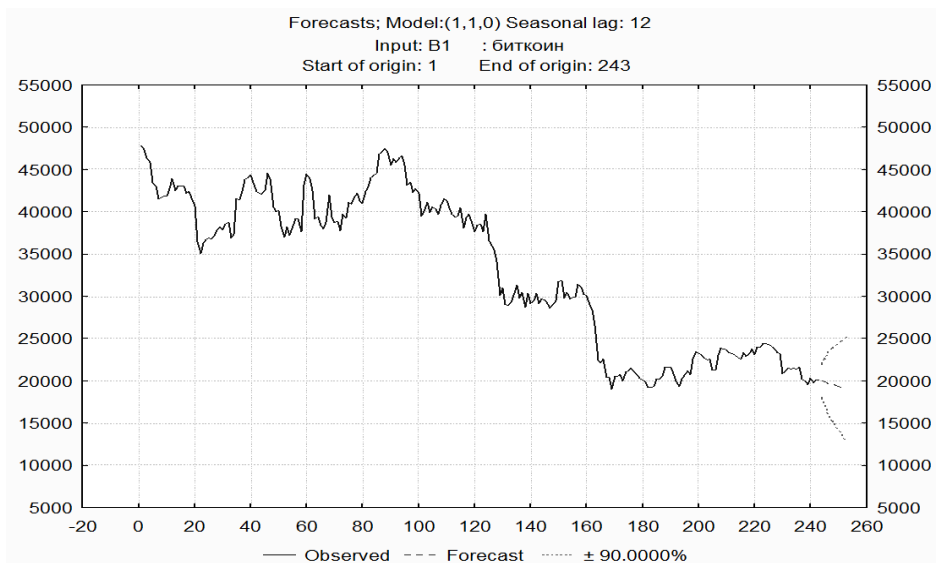


Рисунок 2 — Пример котировки биткойна за 8 месяцев

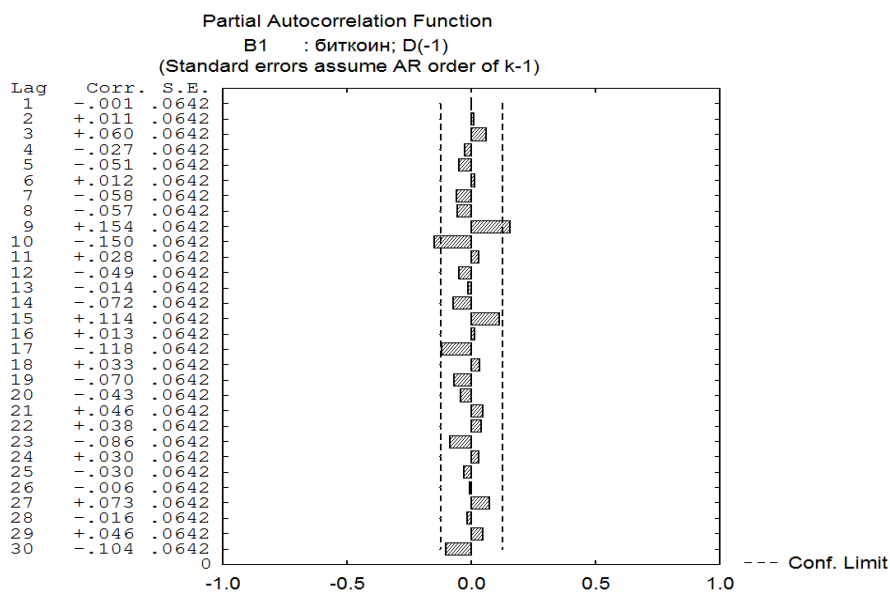


Рисунок 3 — Пример автокорреляционной функции

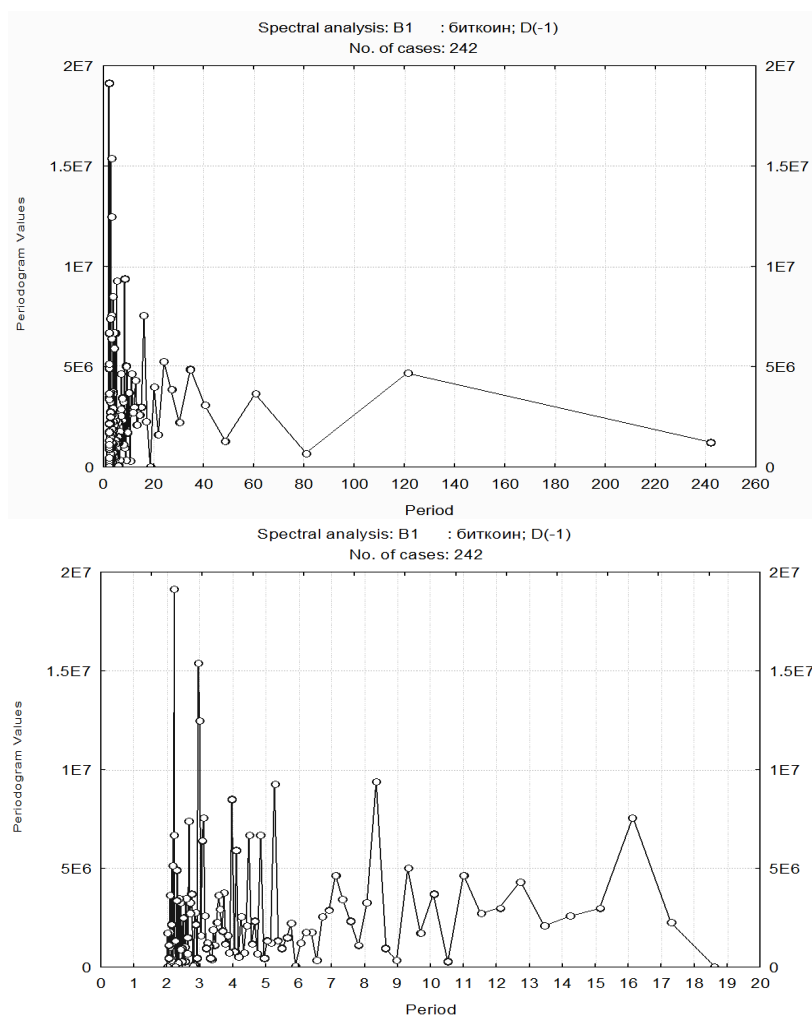


Рисунок 4 — Пример периодограммы

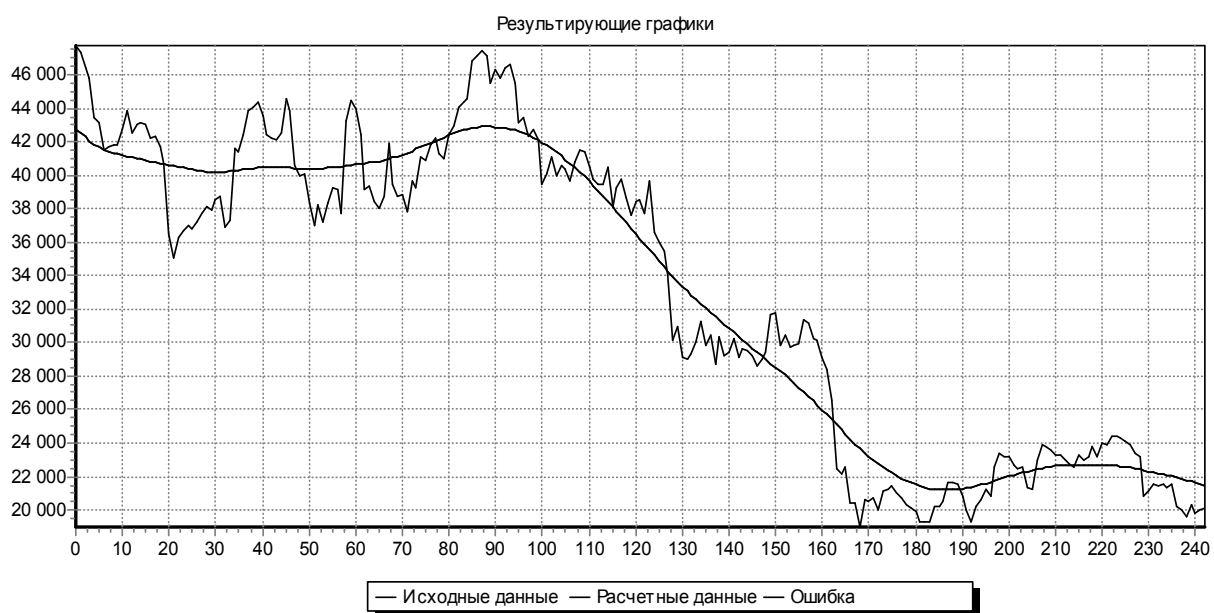
МЕНЕДЖМЕНТ

Используя метод сезонной декомпозиции, можно выделить трендовую и циклическую компоненты (рис. 5).

На следующем этапе относительно волатильности криптовалюты были рассмотрены предложенные выше модели, при этом после оценки адекватности и достоверности выделилась преимущественная модель ARIMA.

Согласно данной модели проведено прогнозирование ARIMA первого порядка (марковский процесс). Параметры модели представлены на рисунке 6.

Ошибки данной модели наименьшие, коэффициенты модели при этом значимые. Прогноз волатильности представлен на рисунке 7. Сравним полученный прогноз с фактическими значениями (табл. 1).



а) трендовая компонента



б) циклическая компонента

Рисунок 5 — Примеры трендовых и циклических компонент декомпозиции

МЕНЕДЖМЕНТ

Input: B1 : биткоин (DinaSTATISTICA Spreadsheet)
 Transformations: D(1)
 Model:(1,1,0) MS Residual=1406E3

Paramet.	Param.	Asympt. Std. Err.	Asympt. t(240)	p	Lower 95% Conf	Upper 95% Conf
Constant	-114.098	76.29781	-1.49543	0.136115	-264.397	36.20058
p(1)	-0.001	0.06379	-0.01468	0.988303	-0.127	0.12472

Рисунок 6 — Пример параметров модели по прогнозированию первого порядка ARIMA

Forecasts; Model:(1,1,0) Seasonal lag: 12
 Input: B1 : биткоин
 Start of origin: 1 End of origin: 243

CaseNo.	Forecast	Lower 90.0000%	Upper 90.0000%	Std. Err.
244	20011.82	18054.21	21969.43	1185.547
245	19897.72	17130.54	22664.90	1675.832
246	19783.62	16395.06	23172.18	2052.147
247	19669.52	15757.05	23581.99	2369.431
248	19555.42	15181.36	23929.49	2648.980
249	19441.33	14649.92	24232.73	2901.722
250	19327.23	14152.04	24502.42	3134.148
251	19213.13	13680.71	24745.55	3350.489
252	19099.03	13231.09	24966.97	3553.684
253	18984.93	12799.64	25170.22	3745.873

Рисунок 7 — Пример прогноза волатильности модели

Таблица 1

Сравнение прогнозных значений с фактическими

дата	факт	прогноз	отклонение	относительное отклонение	
08.09.2023	19378,28	19213,13	165,14574	0,008595463	27273,12
07.09.2023	19344,57	19327,23	17,33718	0,000897034	300,5778
06.09.2023	18938,30	19441,33	503,03178	0,02587435	253041
05.09.2023	19770,90	19555,42	215,4823	0,011019058	46432,62
04.09.2023	19900,14	19669,52	230,61549	0,01172451	53183,5
03.09.2023	19737,48	19783,62	46,13993	0,002332228	2128,892
02.09.2023	19935,20	19897,72	37,48216	0,001883741	1404,912
01.09.2023	20025,29	20011,82	13,46851	0,000373028	181,4008
Средняя относительная ошибка аппроксимации				0,787492652	234,1995

Выводы и направление дальнейших исследований. Ошибка прогноза модели составляет 0,78 процента, что в единицах цены биткойна составляет 234,2 доллара. Это указывает на достаточную точность модели при оговоренных условиях.

В условиях тотальной цифровизации криптовалют, как финансовый инстру-

мент, требует заслуженного внимания. Исследование необычных для стандартного финансового аппарата процессов позволит точнее прогнозировать поведение волатильности криптовалют, а значит, популяризировать крипторынок и открыть новые перспективы экономического развития.

Список источников

1. Коцалап С. А., Мельничук Д. А., Шатров А. В. Современные тенденции и конъюнктура криптовалютного рынка // Заметки ученого. Ростов н/Д : Южный университет «Институт управления бизнеса и права» (ИУБиП), 2023. № 2. С. 211–216.
2. Мельничук Д. А., Горбатова Л. А. Особенности моделирования волатильности криптовалют // Донецкие чтения 2022: образование, наука, инновации, культура и вызовы современности : материалы VII международной научной конференции, посвящённой 85-летию Донецкого национального университета (27–28 октября 2022 года) / под общ. ред. С. В. Беспаловой. Донецк : Донецкий национальный университет, 2022. Т. 5. Ч. 1. С. 267–269.
3. Кулакова С. И., Подлипенская Л. Е., Мельничук Д. А. Организация и математическое планирование эксперимента : учебное пособие. Алчевск : ГОУ ВО ЛНР «ДонГТИ», 2021. 121 с.
4. Шатров А. В., Коцалап С. А. Криптовалюты: «за» и «против» легализации в ЛНР // Направления повышения эффективности управленческой деятельности органов государственной власти и местного самоуправления : сборник материалов IV международной научно-практической конференции (г. Алчевск, 17 декабря 2021 г.). М. : Перо ; Луганск : Изд-во ГОУ ВО ЛНР «ЛГУ им. В. Даля», 2022. С. 175–178.

© Мельничук Д. А., Коцалап С. А.

*Рекомендована к печати к.э.н., доц. каф. ЭиУ ДонГТУ Жилиной М. В.,
начальником отдела молодежи и спорта АГБ ЛНР Гриценко А. Л.*

Статья поступила в редакцию 16.11.2023.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Мельничук Дина Александровна, канд. экон. наук, доцент каф. математики
Донбасский государственный технический университет,
г. Алчевск, Луганская Народная Республика, Россия

Коцалап Светлана Александровна, канд. экон. наук, доцент каф. менеджмента
Донбасский государственный технический университет,
г. Алчевск, Луганская Народная Республика, Россия,
e-mail: grenhyk@mail.ru

Mel'nychuk D. A., *Kotsalap S. A. (Donbass State Technical University, Alchevsk, Lugansk People's Republic, Russia, *e-mail: grenhyk@mail.ru)

THE USE OF MODELS OF MATHEMATICAL STATISTICS IN PREDICTING THE VOLATILITY OF CRYPTOCURRENCY

The article recommends the use of mathematical statistics models in predicting the volatility of cryptocurrency.

Key words: *cryptocurrency, volatility, ethereum, bitcoin, quotations, models, components.*