

ВЗАИМОСВЯЗЬ ТРЕНДОВ НА КРИПТОВАЛЮТНОМ РЫНКЕ С ЭКОНОМИЧЕСКИМИ ИНДИКАТОРАМИ

Л. П. Бакуменко, Н. С. Васильева

Марийский государственный университет, Йошкар-Ола, Россия
E-mail: lpbakum@mail.ru, klek.ek@mail.ru

В данной работе исследуется зависимость курса Биткоина (BTC/USD) от различных макроэкономических и финансовых индикаторов реализованная с использованием регрессионной модели, рассчитанной на основе нейронных сетей на среднемесячных данных с января 2015 по август 2024 годы. В качестве независимых переменных рассмотрены фондовые индексы, цены акций крупных технологических компаний, товарные активы, валютные курсы и курсы основных криптовалют. Модель показала высокую степень объясняющей способности, что свидетельствует о сильной взаимосвязи между Биткоином и выбранными факторами. В результате выявлено, что Биткоин реагирует на изменения как в традиционных финансовых рынках, так и в криптовалютной экосистеме.

THE RELATIONSHIP OF TRENDS IN THE CRYPTOCURRENCY MARKET WITH ECONOMIC INDICATORS

L. P. Bakumenko, N. S. Vasilyeva

This paper examines the dependence of the Bitcoin (BTC/USD) exchange rate on various macroeconomic and financial indicators using the least squares method (OLS) on data from 2015 to 2024. Stock indices, stock prices of large technology companies, commodity assets, exchange rates and rates of major cryptocurrencies are considered as independent variables. The model showed a high degree of explanatory power, which indicates a strong relationship between Bitcoin and the selected factors. As a result, it was revealed that Bitcoin reacts to changes in both traditional financial markets and the cryptocurrency ecosystem.

Курс Биткоина, являющийся одним из ключевых индикаторов рынка криптовалют, демонстрирует высокую волатильность и зависит от множества факторов, что делает его предсказание и анализ актуальной задачей в современных экономических исследованиях [6]. С момента своего появления Биткоин прочно закрепился как альтернативный финансовый актив, привлекающий внимание не только розничных, но и институциональных инвесторов. Однако его динамика характеризуется сложной зависимостью как от традиционных финансовых индикаторов, таких как фондовые индексы и товарные рынки, так и от специфических криптовалютных факторов [7]. Поэтому, в качестве гипотезы данного исследования сформулировано следующее утверждение: Биткоин находится в зависимости от экономических индикаторов.

Проверка данной гипотезы осуществлялась при помощи построения модели множественной регрессии – зависимости цены Биткоина от различных экономических индикаторов: индикаторы финансовых рынков, криптовалюты и стейблкоины, фундаментальные экономические показатели.

В качестве экономических индикаторов, которые влияют на стоимость

цены Биткоина (BTC/USD) (результативного показателя), были рассмотрены показатели, выделенные на основе исследований [1], [2], [3], [4], [5]:

X_1 – DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE – индекс, включающий 30 крупнейших американских публичных компаний. Является индикатором общего состояния экономики США и отражает рыночные настроения относительно устойчивости корпоративного сектора.

X_2 – RUSSEL 2000 – индекс малой капитализации, включающий 2000 американских компаний. Является барометром активности и финансового здоровья малого и среднего бизнеса в США.

X_3 – NASDAQ – индекс, включающий более 3000 компаний инновационного и технологического сектора.

X_4 – APPLE – акции компании Apple – одной из крупнейших технологических корпораций в мире.

X_5 – MSFT – акции Microsoft отражают состояние одной из ведущих мировых компаний в сфере программного обеспечения, облачных технологий и корпоративных решений.

X_6 – GOLD FUTURES – фьючерсы на золото – контракты на покупку золота в будущем по фиксированной цене.

X_7 – CRUDE OIL – фьючерсы на нефть марки WTI (West Texas Intermediate) — один из ключевых индикаторов глобального спроса на энергоносители и состояния мировой экономики.

X_8 – US CORN – цена на кукурузу на товарных биржах.

X_9 – EUR/USD – курс евро к доллару США.

X_{10} – ETH/USD – курс второй по капитализации криптовалюты (Ethereum) к доллару США.

X_{11} – BNB/USD – курс Binance Coin – служебного токена крупнейшей в мире криптобиржи Binance.

X_{12} – XRP/USD – курс криптовалюты XRP к доллару США.

X_{13} – USDT/USD – курс стейблкоина Tether (USDT) к доллару США.

X_{14} – DOGE/USD – курс Dogecoin к доллару США.

X_{15} – BCH/USD – криптовалюта, форк биткойна, отделившийся от него.

X_{16} – LTC/USD – курс Litecoin – криптовалюты, ориентированной на быструю и дешевую передачу средств.

X_{17} – USD INDEX FUTUREX – фьючерсы на индекс доллара США.

В данном исследовании представлена модель множественной линейной зависимости курса биткоина (BTC/USD) от ряда макроэкономических и финансовых индикаторов реализованная с использованием регрессионной модели, рассчитанной на основе нейронных сетей в ППП «STATISTICA». Модель строилась на основе ежемесячных наблюдений за период с января 2015 года по июль 2024 года.

Итоги моделей обучения методов нейронных сетей

Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность.	Тест. производительность.	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Ф-я актив. скрытых нейр.	Ф-я актив. выходных нейр.	Средняя ошибка аппроксимации, %
MLP 17-15-1	0,996	0,983	0,992	BFGS 63	Сум. квадрат.	Гиперболическая	Логистическая	25,02
MLP 17-7-1	0,984	0,993	0,98	BFGS 63	Сум. квадрат.	Экспонента	Логистическая	28,04
MLP 17-6-1	0,993	0,983	0,987	BFGS 38	Сум. квадрат.	Гиперболическая	Гиперболическая	51,94
MLP 17-9-1	0,992	0,987	0,983	BFGS 39	Сум. квадрат.	Логистическая	Логистическая	24,38
MLP 17-10-1	0,998	0,988	0,986	BFGS 62	Сум. квадрат.	Экспонента	Тождественная	40,67

Рассчитанные средние ошибки аппроксимации показали, что наилучшей моделью является MLP 17-9-1, так как значение показателя для нее составило 24,39%. Многослойный перцептрон с 17 входными нейронами, 9 нейронами в единственном скрытом слое и 1 выходным нейроном показал высокую точность на обучающей выборке, составляющую 0,992. Контрольная производительность, равная 0,987, свидетельствует об отсутствии переобучения модели, результат на тестовой выборке чуть ниже, чем на контрольной и обучающей, однако, остается высоким, подтверждая устойчивость модели к новым данным. Лучшая модель использовала метод оптимизации BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno), использовавшая 39 итераций для достижения оптимума, который быстро сходится на сложных функциях, к числу которых можно отнести динамику на криптовалютном рынке. Функция ошибки «сумма квадратов» минимизирует разницу между реальными и предсказанными значениями, поэтому данная функция подходит для задач регрессии. Логистическая функция активации скрытых нейронов (сигмоида) помогает сети справляться с нелинейностями, нормируя выходы нейронов между 0 и 1. Логистическая функция активации выходных нейронов используется для выхода, что является актуальным в задачах классификации или регрессии, где требуется прогноз в ограниченном диапазоне.

Рассмотрим влияние факторов на цену Биткоина (табл. 2).

Поточечный анализ чувствительности. Модель: MLP 17-5-1

Точки на сетке	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉
Минимум	0,3	7,5	1,3	-186,8	57,9	9,4	-133,8	23,9	-28864,5
2	0,3	7,6	1,4	-179,4	63,0	9,9	-130,1	23,9	-26469,5
3	0,3	7,8	1,4	-171,5	68,7	10,4	-126,5	23,8	-24177,6
4	0,3	7,9	1,5	-163,4	75,1	11,0	-123,1	23,8	-22001,7
5	0,4	8,1	1,6	-155,1	82,2	11,5	-119,8	23,8	-19950,7
6	0,4	8,3	1,7	-146,9	89,8	12,1	-116,5	23,8	-18030,0
7	0,4	8,5	1,8	-139,1	97,9	12,7	-113,4	23,8	-16242,1
8	0,4	8,7	1,9	-131,7	106,3	13,3	-110,4	23,9	-14587,1
9	0,4	8,9	2,0	-124,8	114,8	13,9	-107,6	23,9	-13062,9
Максимум	0,4	9,1	2,1	-118,5	123,0	14,6	-104,8	24,1	-11665,9

Точки на сетке	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	X ₁₇
Минимум	-1,5	-1,8	8146,6	-351175,3	-8172,0	-0,5	11,6	-293,3
2	-1,5	-2,0	8466,5	-326287,9	-8136,9	-0,4	12,7	-277,5
3	-1,5	-2,3	8793,7	-298203,0	-8100,9	-0,3	13,8	-262,1
4	-1,4	-2,6	9127,0	-268455,8	-8064,3	-0,2	15,0	-247,1
5	-1,4	-2,9	9464,9	-238395,2	-8026,9	-0,1	16,3	-232,4
6	-1,3	-3,3	9805,9	-209117,2	-7988,9	0,0	17,6	-218,3
7	-1,3	-3,8	10148,4	-181442,0	-7950,4	0,1	18,9	-204,6
8	-1,3	-4,2	10490,6	-155923,7	-7911,4	0,3	20,3	-191,3
9	-1,2	-4,6	10830,8	-132882,1	-7872,0	0,4	21,7	-178,5
Максимум	-1,2	-5,1	11167,2	-112446,2	-7832,2	0,5	23,2	-166,2

В результате анализа взаимосвязей BTC/USD с различными финансовыми показателями можно выделить несколько ключевых факторов, влияющих на поведение Биткоина. Во-первых, рассмотрим его связь с традиционными фондовыми индексами и акциями:

Положительная взаимосвязь с индексом Dow Jones говорит о том, что рост американского корпоративного сектора позитивно влияет на прогнозируемую цену Биткоина. В условиях стабильного роста крупных компаний интерес к криптовалютам не угасает, а, наоборот, поддерживается, что может свидетельствовать о более зрелом восприятии Биткоина как инвестиционного инструмента.

Положительная зависимость с NASDAQ и RUSSELL 2000 говорит о том, что Биткоин сильнее коррелирует с технологическим сектором и акциями малой капитализации. Иными словами, его цена чувствительна к динамике высокорисковых активов, отражая потенциал роста и привлекательность для спекулятивных инвесторов.

Отдельное внимание стоит уделить компаниям, таким как Apple и Microsoft. Влияние акций Apple на BTC/USD является отрицательным, что может указывать на конкуренцию этих активов за капитал. Инвесторы в период роста стабильных и высоколиквидных активов, таких как Apple, могут предпочитать такие инструменты вместо более рискованных криптовалют. Напротив, по-

ложительная зависимость от акций Microsoft предполагает ассоциацию Биткоина с рисковыми активами и высокотехнологичными проектами, что подчеркивает его связь с инновационными секторами.

Во-вторых, рассмотрена связь Биткоина с товарными рынками. Положительное влияние фьючерсов на золото подтверждает тезис о восприятии Биткоина как «цифрового золота». Инвесторы обращаются к Биткоину в периоды роста спроса на активы-убежища, что делает его альтернативой для защиты капитала. Влияние фьючерсов на нефть оказалось отрицательным, что указывает на инверсную зависимость: когда цена на нефть растет, интерес к Биткоину как к рисковому активу снижается, что логично с учетом роста затрат и усиления инфляционных ожиданий.

В-третьих, выявлены внутренние зависимости Биткоина с другими криптовалютами. Положительное влияние ETH/USD и XRP/USD свидетельствует о поддержке всей криптовалютной экосистемы. Рост этих ключевых альткоинов поддерживает общую капитализацию рынка и привлекает больше инвесторов, что способствует росту Биткоина. В то же время, отрицательная зависимость от DOGE/USD и LTC/USD может указывать на конкуренцию этих активов за внимание и средства участников рынка, особенно в периоды высокой волатильности.

Таким образом, полученные результаты подтверждают тесную взаимосвязь Биткоина не только с криптовалютами, такими как Ethereum и XRP, но и с традиционными финансовыми активами, включая фондовые индексы (NASDAQ, Dow Jones) и сырьевые товары (золото, нефть). Положительное влияние высокотехнологического сектора и отрицательная связь с акциями таких гигантов, как Apple, подчеркивают двойственную природу Биткоина как актива, ориентированного на рост, и одновременно инструмента хеджирования в периоды нестабильности.

Результаты показывают, что Биткоин активно интегрируется в глобальные финансовые рынки, и его цена определяется множеством факторов, что делает его важным элементом инвестиционного портфеля, способным отражать как внутренние процессы криптовалютной экосистемы, так и изменения в глобальной экономике. Полученные выводы могут быть полезны для инвесторов и аналитиков, стремящихся учитывать макроэкономические условия при оценке рисков и доходности криптовалютных активов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Aghion P. et al.* Exchange rate volatility and productivity growth: The role of financial development // *Journal of monetary economics*. 2009. Т. 56. №. 4. С. 494-513.
2. *Baranovskyi O. I. et al.* Econometric models of monetary policy effectiveness in Ukraine // *Financial and credit activity problems of theory and practice*. 2019. Т. 3. №. 30. P. 226-235.
3. *Hryhoruk P., Khrushch N., Grygoruk S.* An Approach to Design a Composite Index of Economic Development and Identifying the Bounds of its Level // *9th International Conference on Advanced Computer Information Technologies*. 2019. P. 48-51.
4. *May J. B.* International financial volatility and commodity exports: evidence from the thai agricultural sector // *American Journal of Agricultural Economics*. 2010. № 92 (3). P. 763-775.

5. Барановский О. и др. Cryptocurrency market trends and fundamental economic indicators: correlation and regression analysis // Financial and credit activity problems of theory and practice. 2021. Т. 3. №. 38. С. 249-261.

6. Соколова Т. Н., Чернышова Г. Ю., Петрунин И. А. Анализ взаимосвязей между изменениями цен на рынке криптовалют // Промышленность: экономика, управление, технологии. 2018. №. 3 (72). С. 38-44.

7. Чаплыгин В. Г., Дельцова Т. А. Корреляционно-регрессионный анализ взаимосвязи признаков криптовалюты биткоин // Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Гуманитарные и общественные науки. 2018. №. 2. С. 70-79.