

УДК 336.7 / 519.25

**ЭФФЕКТИВНОСТЬ РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДИНАМИКИ
КРИПТОВАЛЮТНОГО РЫНКА****Бакуменко А.П.,**Марийский государственный университет, Йошкар-Ола,
email: lpbakum@mail.ru, klek.ek@mail.ru**Васильева Н.В.,**Марийский государственный университет, Йошкар-Ола,
email: lpbakum@mail.ru, klek.ek@mail.ru

***Аннотация.** Развитие криптовалютного рынка является активным в последние годы, требуя анализа его интеграции в мировую финансовую систему. Наличие больших данных в данной сфере позволяет применить сложные модели, в частности, нейронные сети, для цели изучения сложившейся динамики на рынке. В статье рассматривается взаимосвязь различных финансовых индикаторов с основными криптовалютами – Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Ripple (XRP) и стейблкоином USDT. В качестве финансовых индикаторов выделены фондовые индексы, сырьевые активы, валютные пары и иные криптовалюты, оказывающие влияние на криптовалютный рынок. Авторами собраны среднемесячные данные по данным показателям за 2015–2023 гг. Методом исследования выступает регрессионная модель, основанная на нейронных сетях. Эффективность моделей исследуется при помощи расчета ошибок.*

Ключевые слова: криптовалюта, нейронные сети, регрессия, прогнозирование, Биткоин.

**THE EFFECTIVENESS OF NEURAL NETWORK REGRESSION MODELS
FOR PREDICTING THE DYNAMICS OF THE CRYPTOCURRENCY MARKET****Bakumenko A.P.,**Mari State University, Yoshkar-Ola,
email: lpbakum@mail.ru, klek.ek@mail.ru**Vasilyeva N.V.,**Mari State University, Yoshkar-Ola,
email: lpbakum@mail.ru, klek.ek@mail.ru

***Abstract.** The development of the cryptocurrency market has been active in recent years, requiring an analysis of its integration into the global financial system. The availability of big data in this area allows us to apply complex models, in particular, neural networks, for the purpose of studying the current dynamics in the market. The article examines the relationship of various financial indicators with the main cryptocurrencies – Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Ripple (XRP) and the USDT stablecoin. Stock indexes, commodity assets, currency pairs and other cryptocurrencies that influence the cryptocurrency market are highlighted as financial indicators. The authors have collected average monthly data on these indicators for 2015.*

Keywords: cryptocurrency, neural networks, regression, forecasting, Bitcoin.

Рынок криптовалют, вследствие волатильности, высокой ликвидности и глобального масштаба, привлекает внимание исследователей и инвесторов как перспективная область для анализа и прогнозирования. Однако вопрос определения факторов, влияющих на динамику цен является нерешенным, что связано с наличием множества факторов, оказывающих влияние на динамику цен, к числу которых относятся нестабильные спрос и предложение со стороны инвесторов, макроэкономические условия, а также иные факторы [1].

В рамках данного исследования исследуются регрессионные модели, основанные на нейронных сетях. К числу их преимуществ относят способность обучаться на больших объемах данных, выявлять сложные нелинейные зависимости и адаптироваться к изменяющимся значениям показателей [2]. Тем не менее, их применение на криптовалютном рынке сопряжено с рядом проблем. Во-первых, цены криптовалют характеризуется наличием большого числа выбросов, вследствие чего, они являются трудно прогнозируемыми и обучение моделей затрудняется. Во-вторых, требуется более тщательный подбор архитектуры нейронных сетей, гиперпараметров и методологии подготовки данных для достижения высоких результатов [3].

Цель исследования

Целью настоящей работы является исследование эффективности регрессионных моделей нейронных сетей в задаче прогнозирования цен 5 наиболее популярных криптовалют. Особое внимание уделяется выбору архитектур, оптимизации гиперпараметров и анализу факторов, влияющих на точность прогнозов [4]. Работа направлена на разработку методики, которая могла бы повысить надежность прогнозов на криптовалютном рынке.

Постановка проблемы заключается в том, чтобы определить, насколько эффективны нейронные сети для решения задач прогнозирования на криптовалютном рынке, а также выявить условия, при которых эти модели могут демонстрировать максимальную точность [5]. Акцент сделан на анализе подходов к обучению моделей, оценке их производительности и сравнению с традиционными методами регрессии.

Объекты и методы исследования

Набор данных включает в себя показатели: DOW JONES – индекс Dow Jones (пункты); RUSSEL 2000 – индекс Russel 2000 (пункты); NASDAQ – индекс NASDAQ (пункты); APPLE – стоимость акций компании Apple (долл. США); MSFT – стоимость акций компании Apple (долл. США); GOLD FUTURES – фьючерсы на золото (долларов за унцию); CRUDE OIL – цены на нефть (долларов за баррель); US CORN – цена на кукурузу (долларов за бушель); EUR/USD – котировка (долл. США); BTC/USD – котировка (долл. США); ETH/USD – котировка (долл. США); BNB/USD – котировка (долл. США); XRP/USD – котировка (долл. США); USDT/USD – котировка (долл. США); DOGE/USD – котировка (долл. США); BCH/USD – котировка (долл. США); LTC/USD – котировка (долл. США); USD INDEX FUTURES – котировка (пункты).

В качестве зависимых объектов исследования выбраны криптовалюты с наибольшей капитализацией на мировом финансовом рынке: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Ripple (XRP), Tether (USDT). Данные активы характеризуются высокой торговой активностью, что делает их подходящими для приме-

нения нейронных сетей. Перечисленные показатели рассматриваются в разрезе 116 наблюдений в период с января 2015 года по август 2024 года.

Методом исследования данной статьи является регрессионная модель нейронных сетей, который представляет собой подход, сочетающий в себе элементы машинного обучения и статистики для прогнозирования значений зависимой переменной на основе множества входных параметров.

Регрессионные нейронные сети могут иметь различную архитектуру, включая количество слоев и количество нейронов в каждом слое. Обычно используются многослойные перцептроны (MLP), которые состоят из входного слоя, одного или нескольких скрытых слоев и выходного слоя. Выходной слой для задачи регрессии обычно не имеет активационной функции или использует линейную функцию, что позволяет предсказывать непрерывные значения [6].

Для предотвращения переобучения применяются методы регуляризации, такие как Dropout или L2-регуляризация. После обучения модель оценивается с использованием тестового набора данных. Для оценки точности регрессионной модели часто используются метрики, такие как среднеквадратичная ошибка (MSE) или коэффициент детерминации (R²), которые позволяют количественно оценить, насколько хорошо модель предсказывает значения на новых данных [7].

Для целей исследования взаимосвязи между криптовалютным рынком в данной статье используется регрессионная модель, построенная с использованием библиотеки Keras, которая предназначена для решения задач регрессии [8].

Модель нейронной сети имеет последовательную архитектуру и состоит из трех полносвязных слоев (Dense).

Первый слой содержит 64 нейрона с функцией активации ReLU (Rectified Linear Unit). Особенностью данной функции является анализ только положительных значений. Данный слой принимает входные данные, соответствующие исходному набору данных. Использование данной функции активации позволяет решить проблему с «угасанием градиента», которая является основной при обучении глубоких нейронных сетей. В результате использование функции ReLU ускоряет обучение модели [9].

Второй слой модели содержит 32 нейрона и также использует функцию активации ReLU. На данном слое выходные данные первого нейрона обрабатываются, что позволяет модели извлекать более абстрактные выводы о данных.

Выходной слой содержит один нейрон с функцией активации ReLU и прогнозирует одно значение в будущем периоде.

Модель компилируется с оптимизатором Adam [10] и функцией потерь среднеквадратичной ошибки (MSE), на основе которой рассчитывается точность построенных моделей.

В результате регрессионная модель нейронных сетей для набора данных представлена на рисунке 1.

Модель Sequential_7 представляет собой последовательную архитектуру из трёх полносвязных слоёв (Dense). Первый слой принимает входные данные и преобразует их в 64 нейрона, используя 1152 обучаемых параметра. Второй слой сокращает размерность до 32 нейронов с 2080 параметрами. Выходной слой формирует итоговый прогноз в виде одного значения, используя 33 параметра. Общее число обучаемых параметров составляет 3265. Данная архитектура использовалась для решения поставленной задачи регрессии, позволяющей выявить взаимосвязи между криптовалютным и финансовым рынками.

Model: "sequential_7"

| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|------------------|--------------|---------|
| dense_14 (Dense) | (None, 64) | 1,152 |
| dense_15 (Dense) | (None, 32) | 2,080 |
| dense_16 (Dense) | (None, 1) | 33 |

Total params: 3,265 (12.75 KB)
 Trainable params: 3,265 (12.75 KB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Рис. 1. Регрессионная модель нейронных сетей

Таблица 1

Анализ чувствительности Биткоина (BTC/USD) от финансовых индикаторов (первые 6 слоев)

| Факторы | Минимум | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | Максимум |
|-------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------|
| DOW JONES | 0,6 | 0,6 | 0,7 | 0,7 | 0,7 | 0,7 | 0,6 |
| RUSSEL 2000 | 1,4 | 1,5 | 1,7 | 1,8 | 2,0 | 2,2 | 3,0 |
| NASDAQ | 66,1 | 64,4 | 66,6 | 66,8 | 66,9 | 70,0 | 70,0 |
| APPLE | -363,2 | -289,5 | -217,9 | -158,5 | -113,9 | -82,6 | -32,9 |
| MSFT | 48,9 | 59,0 | 74,3 | 97,6 | 131,0 | 174,2 | 242,2 |
| GOLD FUTURES | 1,0 | 1,0 | 0,9 | 0,8 | 0,8 | 0,7 | 0,5 |
| CRUDE OIL | -166,5 | -183,1 | -197,2 | -207,9 | -214,3 | -215,7 | -171,5 |
| US CORN | 43,1 | 44,6 | 45,3 | 45,0 | 43,8 | 41,8 | 29,4 |
| EUR/USD | -3412,0 | -2152,2 | -966,6 | 144,5 | 1181,2 | 2144,4 | 5295,1 |
| ETH/USD | -0,5 | -0,2 | 0,1 | 0,3 | 0,5 | 0,6 | 0,9 |
| BNB/USD | -26,3 | -27,7 | -27,8 | -26,4 | -23,4 | -18,6 | 12,6 |
| XRP/USD | 6698,0 | 7374,3 | 8082,4 | 8825,8 | 9607,2 | 10427,2 | 14001,2 |
| USDT/USD | -228308 | -201570 | -174806 | -148726 | -123894 | -100719 | -28252,1 |
| DOGE/USD | 1035,8 | 1078,7 | 1120,2 | 1160,3 | 1199,1 | 1236,5 | 1373,3 |
| BCH/USD | -5,8 | -5,8 | -5,7 | -5,6 | -5,5 | -5,3 | -4,3 |
| LTC/USD | -3,7 | -1,3 | 1,6 | 4,8 | 8,4 | 12,5 | 32,6 |
| USD INDEX FUTURES | -378,3 | -385,8 | -392,0 | -396,6 | -399,7 | -401,2 | -390,6 |

Результаты и их обсуждение

Анализ начался с исследования зависимости цены Биткоина (BTC/USD) от индикаторов мировых финансовых рынков и криптовалютного рынка, перечисленных в разделе «объекты и методы исследования». Результаты моделирование отражены в таблице чувствительности Биткоина от финансовых индикаторов (табл. 1).

Биткоин демонстрирует высокую чувствительность к фондовым индексам – в частности, NASDAQ, которые является индикатором развития высокотехноло-

гичных компаний, в особенности, выделяется компания Microsoft, которая также имеет сильную положительную связь с ценой Биткоина. Иными словами, развитие высокотехнологичных компаний положительно сказывается на динамике криптовалютного рынка, который находится в тесной взаимосвязи с ней. При этом, влияние индексов Dow Jones и Russell 2000 является менее выраженным, то есть, традиционные компании оказывают меньшее влияние на цену Биткоина.

В контексте сырьевых активов, нефть оказывает сильное отрицательное влияние на Биткоин, цены на кукурузу оказывают сильное положительное влияние, а золото находится в нейтральной зависимости от Биткоина и практически не оказывает на него влияния.

Среди криптовалют наиболее тесная зависимость наблюдается между стейблкоином USDT и BTC, что указывает на использование инвесторами стейблкоина в качестве альтернативы в периоды повышенной ликвидности Биткоина. Прямая связь более тесная с XRP и DOGE. Остальные криптовалюты менее чувствительны к динамике Биткоина.

Модерируемая отрицательная взаимосвязь Биткоина с валютной парой EUR/USD указывает на конкуренцию между криптовалютами и традиционными валютами. Аналогично, при укреплении национальной валюты (USD FUTURES INDEX) – интерес к Биткоину, а, следовательно, и к иным цифровым активам, снижается.

Далее рассмотрена взаимосвязь второй по популярности криптовалюты – Ethereum с финансовыми индикаторами рынка (табл. 2).

Среди фондовых индексов, NASDAQ оказывает положительное влияние, подчеркивая взаимосвязь ETH с высокотехнологичным сектором. В то же время DOW JONES и RUSSEL 2000 оказывают отрицательное влияние, указывая на слабую связь с традиционными индексами. Сырьевые активы, такие как нефть, демонстрируют сильное положительное влияние. При этом, наблюдается постепенное снижение влияния золота по мере увеличения слова.

Также отметим сильную положительную зависимость от валютной пары EUR/USD, которую можно объяснить использованием криптовалюты в международных торговых операциях и трансграничных расчетах.

Среди криптовалютных активов ETH наиболее зависим от USDT, который оказывает отрицательное влияние на анализируемую криптовалюту вследствие имеющейся конкуренции между криптовалютами в платежных системах.

На следующем этапе проведён анализ чувствительности Binance Coin, одной из ведущих криптовалют, созданных криптобиржей, к различным финансовым индикаторам (табл. 3).

Данная криптовалюта проявляет слабую чувствительность к динамике показателей фондовых индексов и исследуемых акций – Apple и Microsoft. Стоит отметить обратную зависимость от цен на акции компании Microsoft. Сырьевые активы также находятся в слабой взаимосвязи с BNB. Низкая чувствительность к ценам на нефть и другие сырьевые активы подтверждает, что Binance Coin менее подвержен влиянию традиционных экономических факторов, связанных с колебаниями стоимости сырья, что подчеркивает растущую автономию данного криптоактива.

Среди криптовалют, DOGE и USDT оказывают сильное положительное влияние на BNB, также отметим XRP. Остальные криптомонеты не оказывают столь значимого влияния на исследуемый актив.

Таблица 2

Анализ чувствительности Ethereum (ETH/USD) от финансовых индикаторов (первые 6 слоев)

| Факторы | Минимум | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | Максимум |
|-------------------|-----------|----------|----------|-----------|-----------|----------|----------|
| DOW JONES | -0,078 | -0,091 | -0,101 | -0,108 | -0,113 | -0,115 | -0,091 |
| RUSSEL 2000 | -0,368 | -0,354 | -0,339 | -0,323 | -0,306 | -0,289 | -0,215 |
| NASDAQ | 0,193 | 0,246 | 0,290 | 0,322 | 0,340 | 0,344 | 0,274 |
| APPLE | -0,532 | -1,851 | -3,075 | -4,123 | -4,930 | -5,461 | -5,024 |
| MSFT | -3,109 | -0,544 | 2,288 | 4,892 | 6,966 | 8,392 | 8,667 |
| GOLD FUTURES | 1,609 | 1,241 | 0,808 | 0,384 | 0,045 | -0,162 | 0,182 |
| CRUDE OIL | 29,300 | 25,186 | 20,166 | 15,139 | 11,076 | 8,723 | 14,978 |
| US CORN | 0,614 | 1,264 | 1,634 | 1,686 | 1,429 | 0,913 | -2,065 |
| EUR/USD | 7147,834 | 7829,426 | 8260,041 | 8334,763 | 7977,124 | 7163,846 | 1155,466 |
| BNB/USD | 2,150 | 2,174 | 2,191 | 2,202 | 2,208 | 2,207 | 2,150 |
| XRP/USD | -179,626 | -610,390 | -988,137 | -1237,143 | -1323,190 | -1261,47 | -523,913 |
| USDT/USD | -5396,403 | -5971,96 | -6216,71 | -6047,95 | -5398,51 | -4224,85 | 5531,32 |
| DOGE/USD | -1081,003 | -172,743 | 623,177 | 1277,301 | 1773,187 | 2107,312 | 2124,432 |
| BCH/USD | -0,540 | -0,581 | -0,620 | -0,656 | -0,688 | -0,716 | -0,779 |
| LTC/USD | 4,809 | 8,320 | 9,828 | 8,309 | 4,052 | -1,463 | -12,673 |
| USD INDEX FUTURES | 82,160 | 88,178 | 93,725 | 98,430 | 101,911 | 103,814 | 92,356 |
| BTC/USD | 0,013 | 0,019 | 0,022 | 0,023 | 0,022 | 0,020 | 0,001 |

Таблица 3

Анализ чувствительности Binance Coin (BNB/USD) от финансовых индикаторов (первые 6 слоев)

| | Минимум | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | Максимум |
|--------------|----------|----------|----------|----------|---------|---------|----------|
| DOW JONES | 0,007 | 0,007 | 0,007 | 0,006 | 0,006 | 0,006 | 0,004 |
| RUSSEL 2000 | 0,193 | 0,249 | 0,291 | 0,307 | 0,292 | 0,243 | -0,171 |
| NASDAQ | 0,032 | 0,033 | 0,032 | 0,030 | 0,027 | 0,024 | 0,012 |
| APPLE | 3,118 | 3,296 | 2,956 | 2,153 | 1,041 | -0,182 | -2,947 |
| MSFT | -1,408 | -1,226 | -1,077 | -0,954 | -0,851 | -0,764 | -0,521 |
| GOLD FUTURES | 0,136 | 0,112 | 0,091 | 0,073 | 0,059 | 0,048 | 0,035 |
| CRUDE OIL | 1,006 | -0,035 | -1,346 | -2,867 | -4,458 | -5,887 | -4,991 |
| US CORN | 0,126 | -0,138 | -0,300 | -0,386 | -0,422 | -0,428 | -0,350 |
| EUR/USD | -583,430 | -479,098 | -358,821 | -221,905 | -64,559 | 120,739 | 1543,209 |
| XRP/USD | 25,099 | 25,625 | 25,902 | 25,905 | 25,606 | 24,972 | 18,366 |
| USDT/USD | 156,932 | 132,371 | 97,717 | 51,421 | -8,210 | -82,985 | -570,367 |
| DOGE/USD | 961,698 | 716,551 | 498,179 | 325,265 | 198,755 | 111,672 | -8,152 |

продолжение табл. 3

| окончание табл. 3 | | | | | | | |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| BCH/USD | -0,134 | -0,170 | -0,201 | -0,228 | -0,248 | -0,263 | -0,258 |
| LTC/USD | -1,387 | -1,200 | -1,052 | -0,932 | -0,836 | -0,757 | -0,556 |
| USD INDEX FUTURES | 4,554 | 5,529 | 6,717 | 8,170 | 9,957 | 12,168 | 28,216 |
| BTC/USD | -0,036 | -0,022 | -0,014 | -0,009 | -0,006 | -0,005 | -0,002 |
| ETH/USD | 0,105 | 0,104 | 0,098 | 0,088 | 0,075 | 0,061 | 0,002 |

Таблица 4

Анализ чувствительности Ripple (XRP/USD) от финансовых индикаторов (первые 6 слоев)

| | Минимум | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | Максимум |
|-------------------|-----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| DOW JONES | 0,021 | 0,016 | 0,013 | 0,011 | 0,010 | 0,009 | 0,014 |
| RUSSEL 2000 | 0,141 | 0,139 | 0,136 | 0,132 | 0,128 | 0,123 | 0,084 |
| NASDAQ | -0,040 | -0,030 | -0,024 | -0,021 | -0,021 | -0,022 | -0,058 |
| APPLE | 4,362 | 3,745 | 3,235 | 2,818 | 2,478 | 2,202 | 1,537 |
| MSFT | 0,591 | 0,603 | 0,600 | 0,588 | 0,570 | 0,548 | 0,450 |
| GOLD FUTURES | -0,562 | -0,457 | -0,387 | -0,339 | -0,306 | -0,282 | -0,255 |
| CRUDE OIL | -0,692 | -0,672 | -0,655 | -0,641 | -0,628 | -0,618 | -0,590 |
| US CORN | 0,189 | 0,174 | 0,161 | 0,151 | 0,142 | 0,136 | 0,124 |
| EUR/USD | 4101,042 | 3519,164 | 3018,800 | 2594,869 | 2237,533 | 1933,240 | 849,871 |
| USDT/USD | -6545,426 | -6429,23 | -6292,65 | -6137,06 | -5963,94 | -5774,94 | -4902,79 |
| DOGE/USD | 133,232 | 92,914 | 60,309 | 33,839 | 12,277 | -5,329 | -48,833 |
| BCH/USD | -0,066 | -0,004 | 0,032 | 0,054 | 0,066 | 0,072 | 0,078 |
| LTC/USD | -0,908 | -0,917 | -0,925 | -0,932 | -0,938 | -0,943 | -0,945 |
| USD INDEX FUTURES | -15,229 | -12,752 | -10,355 | -8,124 | -6,113 | -4,346 | 0,361 |
| BTC/USD | 0,015 | 0,008 | 0,005 | 0,004 | 0,006 | 0,013 | 0,149 |
| ETH/USD | 0,035 | 0,035 | 0,035 | 0,035 | 0,035 | 0,035 | 0,035 |
| BNB/USD | -1,717 | -1,074 | -0,721 | -0,519 | -0,394 | -0,311 | -0,133 |

Существует значительная чувствительность BNB к валютной паре EUR/USD, следовательно, криптовалюта может быть чувствительна к колебаниям в традиционных валютных рынках. Следовательно, укрепление доллара США или колебания в международной торговле могут сказываться на спросе BNB.

Анализ чувствительности криптовалюты Ripple (табл. 4) показал ее слабую связь с фондовыми индексами – Dow Jones, Russel 2000, NASDAQ. Динамика цены на акции компании Microsoft также оказывают незначительное влияние, в отличие от компании Apple, с которой имеется выраженная положительная зависимость, что подчеркивает частичную сопричастность исследуемой криптовалюты к общим рыночным тенденциям.

Сырьевые активы – нефть, золото и кукуруза также оказывают незначительное влияние на XRP, что может указывать на ее автономность и слабую зависимость от волатильности цен на сырье.

XRP наиболее чувствителен к валютной паре EUR/USD. Динамика валютной пары оказывает сильное положительное влияние, подчеркивая зависимость Ripple от изменений в международной валютной системе. Данная динамика может быть связана с растущим использованием XRP для трансграничных переводов. Вследствие, валютные колебания в переводах оказывают значимое влияние на исследуемую криптовалюту.

Среди прочих криптоактивов наблюдается значительная связь с USDT, что также является следствием широкого использования обеих криптовалют в торговле, хеджировании рисков и трансграничных платежах. Среди прочих также отметим мемкойн DOGE, а остальные криптовалюты слабо влияют на XRP.

Связь Ripple (XRP) с USD Index Futures может быть обусловлена влиянием глобальной динамики доллара США на спрос на криптовалюты: укрепление доллара снижает привлекательность цифровых активов, в то время как его ослабление может стимулировать рост интереса к XRP как альтернативному инвестиционному активу.

В качестве пятого актива выбран стейблкоин USDT. Данная монета обладает особенностью – это ее использование в качестве инструмента для торговли, при этом, ее стоимость привязана к доллару США, а ее использование обусловлено минимизацией волатильности, характерной для других криптовалют. Рассмотрен анализ чувствительности данной монеты в таблице 5.

Таблица 5

Анализ чувствительности Tether (USDT/USD) от финансовых индикаторов (первые 6 слоев)

| | Минимум | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | Максимум |
|-------------------|-----------|---------|----------|----------|----------|----------|----------|
| DOW JONES | 2,459 | 1,622 | 1,069 | 0,704 | 0,463 | 0,304 | 0,056 |
| RUSSEL 2000 | 2,346 | 2,462 | 2,371 | 2,180 | 1,951 | 1,713 | 0,915 |
| NASDAQ | 2,986 | 1,980 | 1,321 | 0,884 | 0,591 | 0,394 | 0,075 |
| APPLE | 29,678 | 25,289 | 21,612 | 18,484 | 15,806 | 13,511 | 7,199 |
| MSFT | -11,002 | -5,919 | -2,728 | -0,719 | 0,535 | 1,305 | 2,168 |
| GOLD FUTURES | -1,090 | -1,018 | -0,971 | -0,937 | -0,900 | -0,854 | -0,363 |
| CRUDE OIL | 13,420 | 12,966 | 12,508 | 12,046 | 11,587 | 11,134 | 9,410 |
| US CORN | -9,028 | -10,013 | -11,483 | -13,498 | -16,153 | -19,588 | -48,219 |
| EUR/USD | 61434,13 | 50768,7 | 42126,64 | 35171,56 | 29634,22 | 25301,96 | 17325,86 |
| DOGE/USD | 5165,347 | 4964,89 | 4678,599 | 4345,214 | 3991,516 | 3635,620 | 2368,934 |
| BCH/USD | 6,825 | 6,074 | 5,588 | 5,382 | 5,490 | 5,977 | 14,626 |
| LTC/USD | -3,700 | -3,862 | -4,003 | -4,141 | -4,284 | -4,433 | -5,126 |
| USD INDEX FUTURES | -404,248 | -290,18 | -219,775 | -177,764 | -154,234 | -142,801 | -156,083 |
| BTC/USD | 0,001 | 0,002 | 0,003 | 0,003 | 0,004 | 0,004 | 0,008 |
| ETH/USD | -0,803 | -1,061 | -1,423 | -1,917 | -2,589 | -3,499 | -11,611 |
| BNB/USD | 5,950 | 5,739 | 5,355 | 4,884 | 4,382 | 3,885 | 2,228 |
| XRP/USD | 13358,890 | 9037,50 | 6106,047 | 4118,133 | 2770,509 | 1857,290 | 345,551 |

Сравнительная статистика ошибок полученных моделей по исследуемым криптовалютам

| Переменная | BTC/USD | ETH/USD | BNB/USD | XRP/USD | USDT/USD |
|--------------------------|---------|---------|---------|---------|----------|
| Средняя ошибка модели, % | 31,11 | 12,97 | 42,01 | 35,33 | 13,06 |

Фондовые индексы оказывают слабое влияние на стейблкоин, подчеркивая его автономность от традиционных финансовых рынков. Акции компании Apple оказывают значительное влияние на USDT, в то же время, акции Microsoft имеют обратную зависимость, что может указывать на конкуренцию между технологическими гигантами и USDT.

USDT показывает слабую зависимость от фьючерсов на золото, так как его стабильность не связана с изменениями в ценах на драгоценные металлы. Однако, существует высокая положительная зависимость от нефти, связанная с ростом глобальной торговли и использованием криптовалют в международных расчетах в периоды роста цен на нефть. Напротив, USDT имеет высокую отрицательную зависимость от цен на кукурузу. Наблюдается снижение интереса к криптовалютам при росте цен на в сельскохозяйственном секторе.

Динамика валютной пары EUR/USD имеет значительное влияние на USDT, которая также связана с использованием стейблкоина в международной торговле и трансграничных платежах. Поскольку USDT используется для обмена валюты, изменения в их курсах непосредственно сказываются на цене стейблкоина.

Среди криптовалют XRP тесно связано с Dogecoin и Binance Coin (BNB), что может быть связано с их схожей природой как криптовалют для инвесторов, ориентированных на быстрые и доступные финансовые транзакции.

Наконец, влияние фьючерсов доллара на XRP является обратным, указывая на снижение интереса к криптовалютам при укреплении доллара США. Сложившаяся ситуация подтверждает, что USDT, как и другие криптовалюты, теряет привлекательность при укреплении доллара, в данном случае инвесторы склонны выбирать традиционные финансовые активы.

Для построенных моделей проведен расчет ошибок (табл. 6).

Полученные результаты указывают на более точную и стабильную прогностическую способность модели для криптовалюты Ethereum (ETH/USD) и стейблкоина USDT. В то же время, высокая ошибка модели для Bitcoin (BTC/USD), Binance Coin (BNB/USD) и Ripple (XRP/USD) свидетельствуют о сильной волатильности данных криптовалют, а также о наличии иных факторов, которые необходимо включить в модель для улучшения точности прогнозов.

Выводы

Влияние высокотехнологичного сектора на динамику Биткоина значительно при мене выраженном влиянии традиционных индексов и сырьевых активов. Выявлена сильная отрицательная взаимосвязь между Биткоином и нефтью, а также укреплением доллара США и валютной конкуренцией, которые снижают интерес к Биткоину.

На основе анализа криптовалюты Ethereum получены результаты, свидетельствующие о зависимости Ethereum как от высокотехнологичного сектора, так и от традиционных экономических факторов.

BNB демонстрирует независимость от традиционных экономических факторов, включая фондовые индексы, акции и сырьевые активы, но проявляет значительную чувствительность к другим криптовалютам, таким как DOGE и USDT, а также к валютной паре EUR/USD, что подчёркивает его зависимость от динамики криптовалютного и валютного рынков.

XRP находится в слабой зависимости от сырьевых активов, однако значительная связь с валютной парой EUR/USD и USDT указывает на чувствительность к международной валютной системе и активное использование данной криптовалюты для трансграничных платежей, а значимое отрицательное влияние фьючерса доллара отражает влияние доллара на спрос на криптовалюту.

USDT не зависит от традиционных финансовых рынков, но значимая зависимость выявлена от акций Apple, а также обратной зависимостью от акций Microsoft. Стейблкоин также проявляет высокую положительную зависимость от нефти, но отрицательную зависимость от цен на кукурузу. Сильное влияние валютной пары EUR/USD на USDT отражает его использование в международных расчетах и трансграничных платежах. Среди криптовалют, XRP имеет сильную связь с Dogecoin и BNB. Влияние фьючерсов доллара на USDT также отрицательное.

Ошибки модели показали, что более точно прогнозируется цена Ethereum (ETH/USD) и USDT, в то время как для Bitcoin, Binance Coin и Ripple требуется учитывать дополнительные факторы, которые, вследствие их высокой волатильности, оказывают влияние на них.

Литература

1. Саева Л.Г., Горохов М.М. Нейронная сеть и регрессия: описание линейной регрессии в нейронных сетях // Информационные технологии в науке, промышленности и образовании. 2021. С. 15-21.
2. Химченко А.В., Шилин И.В. К вопросу о возможности замены моделей на основе уравнений линейной регрессии искусственной нейронной сетью для многофакторного эксперимента // Прикладные вопросы физики (к 120-летию со дня рождения академиков ИВ Курчатова и АП Александрова). 2022. С. 112-120.
3. Liashenko O., Kravets T., Repetskiy Y. Neural Networks in Application to Cryptocurrency Exchange Modeling // CEUR Workshop Proceedings. 2020. P. 350-360.
4. Sinha H. Predicting Bitcoin Prices Using Machine Learning Techniques with Historical Data // Int. J. Creat. Res. Thoughts. 2024. V. 12. № 8. P. 760-769.
5. Hansun S., Wicaksana A., Khaliq A. Q. M. Multivariate cryptocurrency prediction: comparative analysis of three recurrent neural networks approaches // Journal of Big Data. 2022. V. 9. № 1. P. 50-65.
6. Saha V. Predicting Future Cryptocurrency Prices Using Machine Learning Algorithms // Journal of Data Analysis and Information Processing. 2023. V. 11. № 4. P. 400-419.
7. Katina J., Katin I., Komarova V. Cryptocurrency price forecasting: a comparative analysis of autoregressive and recurrent neural network models // Entrepreneurship and sustainability issues. 2024. V. 11. № 4. P. 425-436.
8. Patel N.P. et al. Fusion in cryptocurrency price prediction: A decade survey on recent advancements, architecture, and potential future directions // IEEE Access. 2022. V. 10. P. 34511-34538.
9. Hamayel M.J., Owda A.Y. A novel cryptocurrency price prediction model using GRU, LSTM and bi-LSTM machine learning algorithms // Ai. 2021. V. 2. № 4. P. 477-496.
10. Katina J., Katin I., Komarova V. Cryptocurrency price forecasting: a comparative analysis of autoregressive and recurrent neural network models // Entrepreneurship and sustainability issues. 2024. V. 11. № 4. P. 425-436.