

Цифровые активы и мировая экономика: как использование статистических моделей может помочь в прогнозировании цены на Биткоин

Цель исследования — изучить потенциал статистического моделирования в прогнозировании цен на криптовалюту Биткоин и его влияния для экономики. В ходе статьи были получены ответы на такие вопросы, как: Какого влияние макроэкономических событий на динамику цены Биткоина? Как быстро криптовалютный рынок стабилизируется после падений? Насколько эффективно статистическое моделирование для решения задачи прогнозирования цены Биткоина? Какая из моделей показывает наилучшие результаты? Какие меры регулирования и контроля криптовалютного рынка необходимы на этапе его становления в Российской Федерации?

Материалы и методы. Были собраны и проанализированы исторические данные о среднемесячных ценах закрытия Биткоина и макроэкономических событиях, таких как пандемия COVID-19 и российско-украинский конфликт. В работе использованы статистические модели, включая ARIMA и LSTM, для прогнозирования будущих цен на Биткоин на основе исторических данных. Точность моделей была вычислена на основе таких показателей как средняя абсолютная ошибка (MAE) и среднеквадратичная ошибка (MSE).

Результаты. Анализ влияния макроэкономических событий показал, что в условиях кризиса привлекательность Биткоина увеличивалась и инвесторы использовали данный актив в качестве нового инструмента инвестирования. В ходе анализа по-

следствий русско-украинского конфликта для криптовалютного рынка было выявлено его реакция на геополитические события согласно увеличившимся показателям ликвидности на рынке. В процессе моделирования динамики среднемесячной цены Биткоина наилучшей моделью ARIMA была признана модель с параметрами (1, 1, 0) при MAE = 15,03 %. Модель нейронных сетей LSTM на аналогичном наборе данных показала ошибку MAE, равную 2,57 %.

Заключение. Анализ показывает, что биткоин был наиболее привлекательным инвестиционным инструментом во время кризиса пандемии, что привело к резкому росту его цены в 2021 году. Российско-украинский конфликт также повлиял на его цену, вызвав значительное снижение в 2022 году. Однако методы статистического моделирования прогнозируют рост цены Биткоина в первой половине 2023 года, и правительства могут рассмотреть возможность регулирования или контроля его использования для снижения связанных с криптовалютным рынком рисков. Рекомендуемыми мерами являются внедрение нормативных актов, введение налогов на транзакции, разработка национальных цифровых валют, просвещение общественности и предотвращение преступной деятельности.

Ключевые слова: цифровые активы, криптовалюта, Bitcoin, прогнозирование, статистический анализ, ARIMA, нейронные сети, LSTM, мировая экономика.

Ludmila P. Bakumenko, Nadezhda S. Vasileva

Mari State University, Yoshkar-Ola, Russia

Digital Assets and the Global Economy: How the Use of Statistical Models Can Help Bitcoin Price Prediction

The purpose of the study is to analyze the potential of statistical modeling in predicting the prices of the Bitcoin cryptocurrency and its impact on the economy. In the course of the article, answers were received to such questions as: What is the impact of macroeconomic events on the dynamics of the Bitcoin price? How quickly does the cryptocurrency market stabilize after the falls? How effective is statistical modeling to solve the problem of predicting the price of Bitcoin? Which model shows the best results? What measures of regulation and control of the cryptocurrency market are necessary at the stage of its formation in the Russian Federation?

Materials and methods. Historical data on average monthly Bitcoin closing prices and macroeconomic events such as the COVID-19 pandemic and the Russian-Ukrainian conflict were collected and analyzed. The paper uses statistical models, including ARIMA and LSTM, to predict future Bitcoin prices based on historical data. The accuracy of the models was calculated based on such indexes as the mean absolute error (MAE) and the mean square error (MSE).

Results. Analysis of the impact of macroeconomic events showed that during the crisis, the attractiveness of Bitcoin increased and investors used this asset as a new investment tool. During the analysis of the

consequences of the Russian-Ukrainian conflict for the cryptocurrency market, its reaction to geopolitical events was revealed according to the increased liquidity indexes in the market. In the process of modeling the dynamics of the average monthly Bitcoin price, the model with parameters (1, 1, 0) at MAE = 15.03% was recognized as the best ARIMA model. The LSTM neural network model on a similar data set showed a MAE error equal to 2.57%.

Conclusion. The analysis shows that Bitcoin was the most attractive investment tool during the crisis, which led to a sharp increase in its price in 2021. The Russian-Ukrainian conflict has also affected its price, causing a significant decline in 2022. However, statistical modeling methods predict an increase in the price of Bitcoin in the first half of 2023, and governments may consider regulating or controlling its use to reduce risks associated with the cryptocurrency market. The recommended measures are the introduction of regulations, the introduction of transaction taxes, the development of national digital currencies, public education and the prevention of criminal activity.

Keywords: digital assets, cryptocurrency, Bitcoin, forecasting, statistical analysis, ARIMA, neural networks, LSTM, world economy.

Введение

В последние годы криптовалюта приобретает большое значение в мировой экономике, а общая рыночная капитализация по состоянию на 2022 год составляет более 2 трлн долларов. Биткоин, первая и самая известная криптовалюта, проложила путь к появлению многих других цифровых валют. Растущее признание криптовалют в качестве платежного средства и инвестиций сделало необходимым изучение и понимание факторов, влияющих на их эффективность на рынке.

Одной из ключевых проблем, с которыми сталкиваются инвесторы и предприятия на рынке криптовалют, является волатильность цен на криптовалюты. Стоимость криптовалют может значительно колебаться, часто в течение нескольких минут, что затрудняет инвесторам прогнозирование наилучшего времени для покупки или продажи. Неточные прогнозы могут привести к значительным финансовым потерям или упущенным возможностям получения прибыли. Аналогичным образом, компании, которые принима-

ют криптовалюты в качестве оплаты или используют их для инвестиций, должны иметь возможность прогнозировать их стоимость, чтобы эффективно управлять своими финансами и снизить подверженность волатильности рынка.

В этом контексте способность точно прогнозировать цены на криптовалюты стала решающей для инвесторов и бизнеса, чтобы принимать обоснованные решения и добиваться успеха в динамичном мире криптовалют. Точные прогнозы цен могут предоставить инвесторам ценную информацию, которая поможет им принимать обоснованные решения и снижать риски. Аналогичным образом, предприятия могут использовать точные прогнозы цен для эффективного управления своими финансами и снижения подверженности волатильности рынка.

В последние годы статистические модели начали набирать большую популярность в контексте прогнозирования цен на криптовалюты. Такие модели, как анализ временных рядов, нейронные сети и машинное обучение, показали

многообещающие результаты в точном прогнозировании цен на криптовалюты. Используя исторические данные о ценах и другие соответствующие показатели, статистические модели могут делать прогнозы относительно будущих изменений цен.

Использование статистических моделей в прогнозировании цен на криптовалюты обладает большим потенциалом для формирования будущего мировой экономики. В дополнение к финансам точные прогнозы могут принести пользу другим отраслям, таким как управление цепочками поставок, поскольку они могут дать представление о ценности и себестоимости товаров и услуг, которыми обмениваются с использованием цифровых активов.

1. Влияние макроэкономических факторов на стоимость Биткоина.

Вышесказанные выводы подтверждаются динамикой цены самой популярной криптовалюты — Биткоин, представленной на рис. 1.

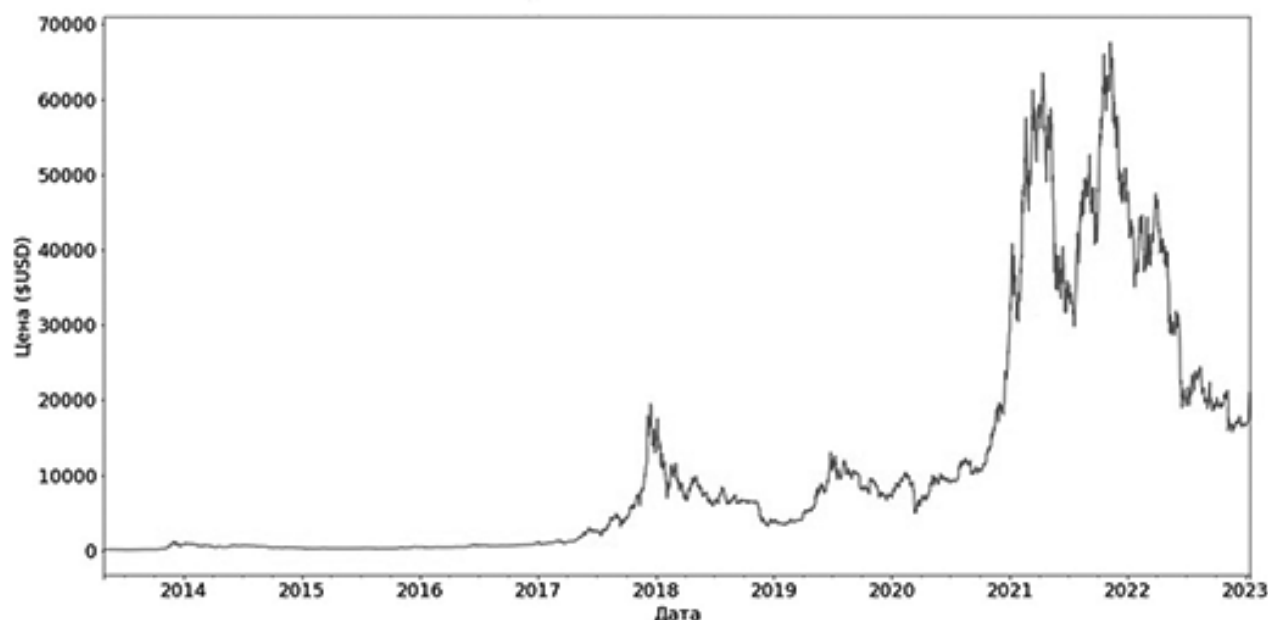


Рис. 1. Динамика цены Биткоина (доллары США)

Fig. 1. Bitcoin Price Dynamics (US Dollars)

Анализ движения цены Биткоина имеет решающее значение для всего криптовалютного рынка из-за его доминирующего положения. Будучи первой и наиболее известной криптовалютой, Биткоин служит эталоном производительности других цифровых активов. Кроме того, поскольку рынок криптовалют продолжает развиваться, изучение движения биткоина также может дать представление о будущем направлении рынка в целом. Поэтому в рамках статьи рассматривается динамика цены Биткоина.

Несмотря на специфику криптовалют — децентрализованность — на их стоимость может влиять целый ряд макроэкономических событий и показателей, таких как глобальные экономические кризисы, денежно-кредитная политика, торговая политика и геополитическая напряженность.

В 2013–2017 годы цена перспектива Биткоина была малообещающей, однако, в 2018 и 2021–2022 годы цена на актив устанавливала и обновляла исторические максимумы. Особенно активное движение на рынке наблюдалось в 2021–2022 годы.

Одним из стимулирующих рост цены на криптоактив ма-

кроэкономических событий являлся глобальный экономический кризис, вызванный пандемией COVID-19. Первоначально рынок криптовалют, включая Биткоин, показал резкое снижение цен в марте 2020 года, поскольку инвесторы стремились ликвидировать свои активы в условиях неопределенности и сильной волатильности. Однако, в отличие от традиционных финансовых рынков, криптовалютный рынок продемонстрировал устойчивость и оправился от первоначального спада. Кризис, вызванный пандемией COVID-19, согласно мнениям аналитиков, послужил катализатором возросшего интереса к криптовалютам и их внедрения. Начиная с даты объявления ВОЗ статуса пандемии 11 марта 2020 года, цена увеличилась с 7910 долларов США до 63 258 долларов США к 16 апреля 2021 года. Отчасти это связано с тем фактом, что во время пандемии общественность обратила внимание на некоторые недостатки и ограничения традиционных финансовых систем и вызвала у людей больший интерес к альтернативным формам денег и инвестициям. Биткоин начали использовать в качестве альтернативного инструмента для

инвестиций, средства сбережения для защиты от инфляции, а также в данном периоде началось более широкое внедрение и использование криптовалют, поскольку люди стали более комфортно обращаться с цифровыми активами и онлайн-транзакциями.

При этом, данные графика частоты распределения цены Биткоина свидетельствуют об отсутствии нормального распределения (рис. 2).

Цена на криптоактив большую часть времени находилась на уровне от 0 до 10 тыс. долларов США, а активный рост был выявлен лишь в последние годы. Иными словами, большую часть времени монета находилась в стадии накопления, а активный рост начался лишь на 12 год после существования криптовалюты (в 2021 году).

В то время как влияние пандемии COVID-19 ослабевает, новый конфликт между Россией и Украиной, датируемый 24 февраля 2022 года, является новой геополитической угрозой для мировой экономики и торговли. Поскольку Россия и Украина добывают 12 % мировой нефти и 17 % природного газа, перебои, вызванные конфликтом между странами, привели к хаосу во многих секторах экономики,

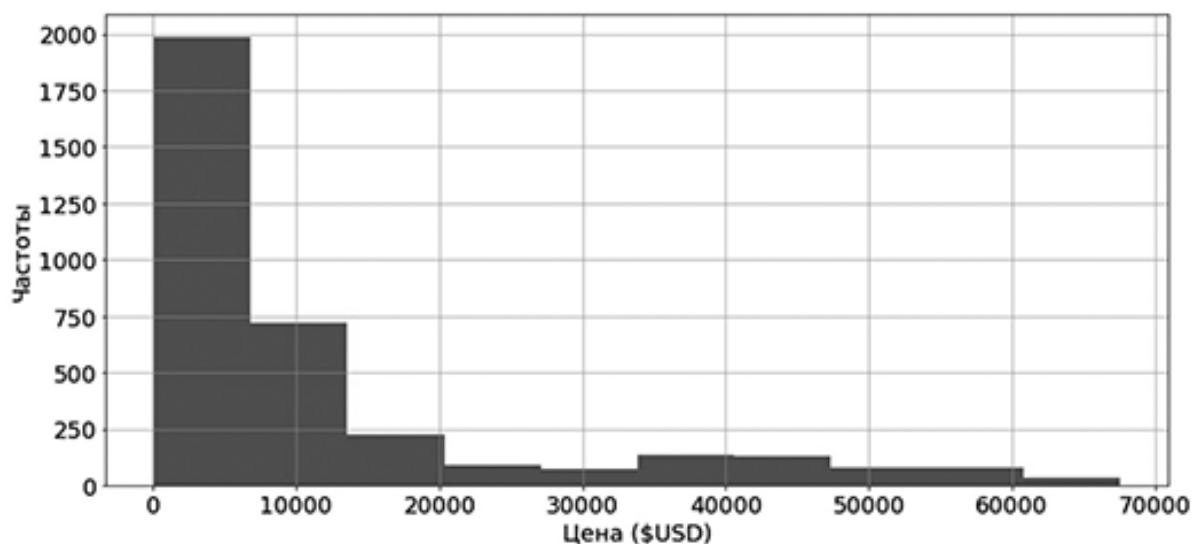


Рис. 2. График частоты распределения цены Биткоина

Fig. 2. Graph of the frequency of Bitcoin price distribution

вызванному резким ростом цен на нефть, что создало неопределенность на финансовых рынках [10] и оказали негативное влияние на мировые фондовые рынки [3]. После начала военной операции на территории Украины, США, ЕС и ряд других стран ввели санкции в отношении российских международных переводов и финансовых транзакций, что тяжелым бременем легло на финансовую систему страны [8]. В попытке обойти такие санкции транзакции на централизованной бирже Биткойнов в российских рублях выросли до очень высоких уровней, достигнув нового исторического максимума по тикеру BTC/RUB. Аналогичная ситуация наблюдается в Биткойн-транзакциях в Украине при обмене гривен. Сложившаяся ситуация подтверждает аргумент Sparkes [7] о том, что криптовалютные рынки привлекли больше внимания как стратегическая альтернатива каналу глобальной торговли и платежей, что также подтверждает точку зрения о том, что криптовалюта может быть использована в качестве средства сбережения для смягчения финансовых потерь во время рыночных потрясений.

Основным показателем, который позволяет оценить движения на криптовалютном рынке, является показатель ликвидности. Однако, измерение ликвидности на данном рынке, в виду его специфики, является довольно сложной задачей, так как криптовалютный рынок по-прежнему является площадкой для проведения незаконных транзакций, ransomware атаками, взятками, уклонением от уплаты налогов и иными видами мошенничества. Поэтому в ходе предварительного изучения параметров, которые измеряют ликвидность на рынках криптовалют, были выбраны два наиболее подходящих по мнению авторов.

Первый показатель, разработанный учеными Abdi и Rinaldo в 2017 году [2], носит название AR, представляет собой оценку бид и аск спреда на основе натурального логарифма максимальной, минимальной и цены закрытия цены для каждого подинтервала i (интервал 1 час). Середина между наибольшей и наименьшей ценой на каждом подинтервале i определяется как среднее арифметическое между ними. Используя данные о наибольшей и наименьшей цене для часового подинтервала i и $(i + 1)$, оценка AR определяется как:

$$AR_t = \sqrt{\max \left\{ 4 \cdot \left(c_i - p_i \right) \left(c_i - p_{i+1} \right), 0 \right\}} \quad (1)$$

где c_i — цена закрытия. Таким образом, AR_t (где t обозначает дневной торговый день) — это дневной показатель ликвидности, являющийся невзвешенным средним часовых подинтервалов, рассчитанных в течение дня t .

Другой показатель ликвидности — CS — была выведен учеными Corwin и Scultz в 2012 году [4]. Показатель базируется на наибольших значениях цены в периоды i и $(i + 1)$, обозначаемые H_i и H_{i+1} соответственно, и наименьших значений цены L_i и L_{i+1} в аналогичные подинтервалы. Показатель CS-ликвидности представлен формулой (2).

$$CS_{i,i+1} = \frac{2(e^a - 1)}{(1 + e^a)} \quad (2)$$

При этом,

$$a = \frac{\sqrt{2} \infty - \sqrt{\infty}}{3 - 2\sqrt{2} \infty} - \frac{\beta}{3 - 2\sqrt{2} \beta},$$

$$\infty = \left[\ln \left(\frac{H_i}{L_i} \right) \right]^2 + \left[\ln \left(\frac{H_{i+1}}{L_{i+1}} \right) \right]^2,$$

$$\beta = \left[\ln \left(\frac{H_{i,i+1}}{L_{i,i+1}} \right) \right]^2.$$

Аналогично показателю AR, CS_t — это дневной показатель

ликвидности, являющийся невзвешенным средним часовых подинтервалов, рассчитанных в течение дня t .

Показатели ликвидности были рассчитаны для определенного количества дней до и после даты начала конфликта между Россией и Украиной с целью того, чтобы выявить реакцию цены до начала конфликта и возможные предпосылки к серьезным сдвигам на рынке в предстоящие дни (табл. 1).

Полученные результаты свидетельствуют о значительных изменениях ликвидности Биткойна в анализируемом временном промежутке, который составлял 20 дней до 24 февраля 2022 года и 20 дней после. В интервале $(-1, +1)$ оба показателя ликвидности оставались высокими, то есть, ликвидность криптовалюты увеличилась в течение первых двух дней. При этом, ликвидность Биткойна снижалась с момента $(-2, +2)$. Расчет показателей ликвидности позволил выявить положительное влияние российско-украинского конфликта на ликвидность Биткойна, однако, полученные результаты свидетельствуют о том, что влияние российско-украинского конфликта на ликвидность носит временный характер, так как показатели ликвидности со второго дня после конфликта нормализуются и снижаются.

Также отметим, что за период с 23 февраля 2022 года цена увеличилась с 38 285 долл. США до 47 062,15 долларов США 31 марта 2022 года, за чем последовало серьезное снижение цены вплоть до июля, когда было зафиксировано значение цены Биткойна, равное 19 274 долларов США. Данный конфликт определенно являлся отправной точкой для начала мирового кризиса, о чем свидетельствуют данные фондовых индексов стран мира, криптовалютный ры-

Таблица 1 (Table 1)

Изменение ликвидности ежедневной цены Биткоина в период конфликта России и Украины
Change in the liquidity of the daily Bitcoin price during the conflict between Russia and Ukraine

Дни до и после события	AR-ликвидность	CS-ликвидность
0	2,4087	2,2818
(-1, +1)	2,3648	2,0128
(-2, +2)	1,0261	0,8784
(-3, +3)	1,1591	0,8775
Ликвидность цены Биткоина до конфликта		
(-20,0)	1,7177	1,4356
(-10,0)	1,7735	1,3289
(-5,0)	1,5991	1,1464
(-4,0)	1,4877	1,083
Ликвидность цены Биткоина после конфликта		
(0, +4)	0,9117	0,7627
(0, +5)	0,8539	0,7851
(0, +10)	0,672	0,719
(0, +20)	0,5957	0,6372

нок в этот раз также не стал исключением. Несмотря на то, что показатели ликвидности указали на временных характер вызванных текущими условиями событий, до текущего момента мировые финансовые рынки продолжают восстанавливаться от потрясений. И немаловажным как для частных инвесторов, так и для государств вопросом является возможность аналогичного сценария «послековидных» времен.

Для получения ответа на поставленный вопрос были применены такие статистические методы как ARIMA и нейронные сети, которые позволяют спрогнозировать дальнейшее развитие событий. Поэтому дальнейшая часть работы посвящена поиску ответа на вопрос: «Могут ли методы статистического прогнозирования предсказать динамику движения цены Биткоина и какая ошибка прогноза будет выявлена?».

2. Описание набора данных

Набор данных для одномерного анализа временных рядов содержит данные о монете Биткоин. Набор данных описывает ежедневную историческую цену монеты с 28 апреля 2013 года до 14 января 2023 года (3549 наблюдений без пропусков в данных). Исторические данные о монете были собраны при помощи библиотеки cryptoCMD (CmcScraper) в Jupyter notebook [1].

Исходный набор данных содержит в себе данные по показателю «Цена закрытия, долл. США» – это дневная цена закрытия криптовалюты в долларах. Среднее значение цены Биткоина за рассматриваемый промежуток времени составила 11105 долларов. При этом, минимальная цена Биткоина = 68,43 долл. США, а максимальная – 67566,83 долл. США (разница составила 993 %).

Логарифмическая шкала часто используется при анализе цен, поскольку она может обеспечить лучшее визуальное представление процентных изменений цен с течением времени. Использование логарифма цены позволяет проводить более точный анализ ценовых

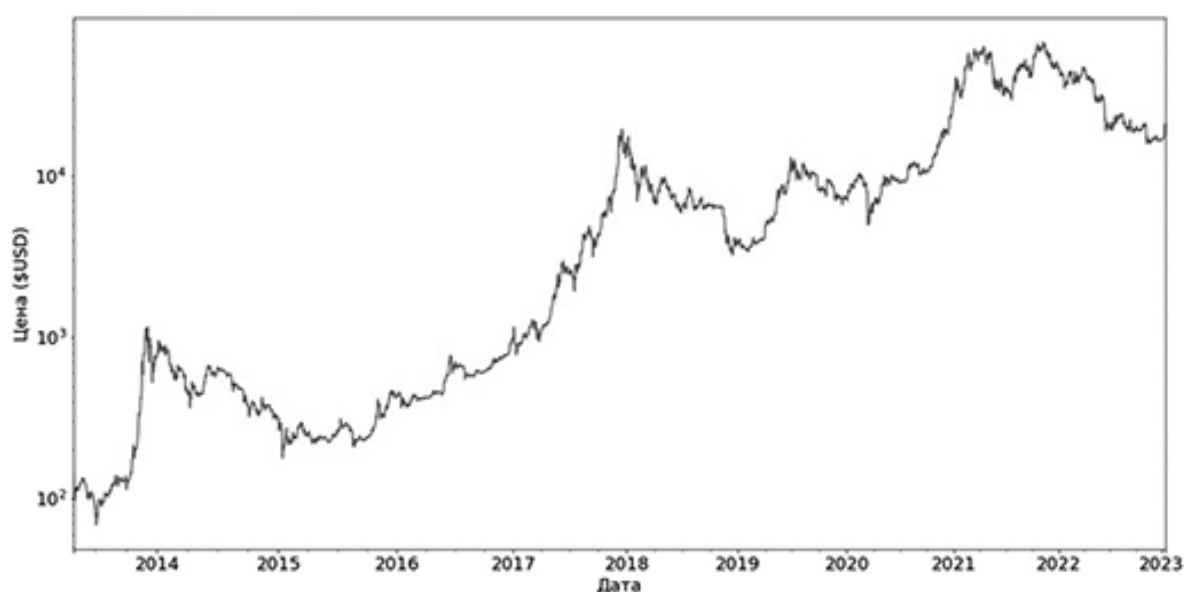


Рис. 3. Динамика цены Биткоина (логарифмическая шкала)

Fig. 3. Bitcoin price dynamics (logarithmic scale)

тенденций и закономерностей с течением времени, что особенно важно в нестабильном и быстро меняющемся мире криптовалют, где даже небольшие процентные изменения могут оказать значительное влияние на рынок.

В процессе анализа исторических данных значения прологарифмированной цены закрытия монеты Биткоин было выявлено, что в целом наблюдается возрастающий тренд с периодическими коррекциями (рис. 3). В данном случае временной ряд после логарифмического преобразования не является стационарным, поэтому потребуется дополнительное дифференцирование.

В ходе исследования был проведен ресемплинг данных на среднемесячные. Использование месячных цен закрытия для целей прогнозирования на криптовалютном рынке обеспечивают более надежное представление об общих настроениях рынка, также высокая волатильность криптоактивов, ввиду новизны и специфики рынка, затрудняет выявление основных тенденций, поэтому, использование ежемесячных цен закрытия обеспечивает более высокую точность анализа, так как уменьшает влияние шума.

3. Применение статистических методов для задач прогнозирования

3.1. Использование моделей класса ARIMA для прогнозирования цены Биткоина

Модель авторегрессионной интегрированной скользящей средней (ARIMA) – популярный метод анализа временных рядов, который широко используется в финансовом прогнозировании, включая анализ цен на Биткоин. Модель ARIMA представляет собой комбинацию компонентов авторегрессии (AR), скользящего среднего (MA) и дифференцирования (I). Компонент AR основан на идее, что текущее значение временного ряда является функцией его прошлых значений, где степень зависимости от прошлых значений определяется порядком компонента AR. Компонент MA, с другой стороны, основан на идее, что текущее значение временного ряда является функцией его прошлых ошибок прогнозирования, где степень зависимости от прошлых ошибок определяется порядком компонента MA. Компонент I представляет собой дифференцирование, которое используется для преобразования нестационарного вре-

менного ряда в стационарный временной ряд.

Модели ARIMA широко использовались в прогнозировании цен на Биткойн благодаря их способности улавливать временные зависимости и тенденции в данных. В частности, было показано, что модель ARIMA эффективна при моделировании краткосрочных колебаний и тенденций цен на Биткойн. В данной работе рассматривалась производительность модели на среднесрочных данных.

Изначально проведена сезонная декомпозиция и проверка стационарности анализируемого временного ряда (рис. 4).

Трендовый график подтверждает наличие восходящего тренда, а в настоящее время наблюдается нисходящий тренд – коррекция цены. График сезонности указывает на наличие сезонной составляющей, которая, согласно тесту Дики-Фулера равна 12 при p -значении равном 0,000531. График остатков указывает на сильный разброс остатков в 2021-2022 годы, которые сильно отдалены от нуля, что связано с движением трендовой линии цены монеты, которая в данном периоде устанавливала исторические максимумы.

При этом расширенный

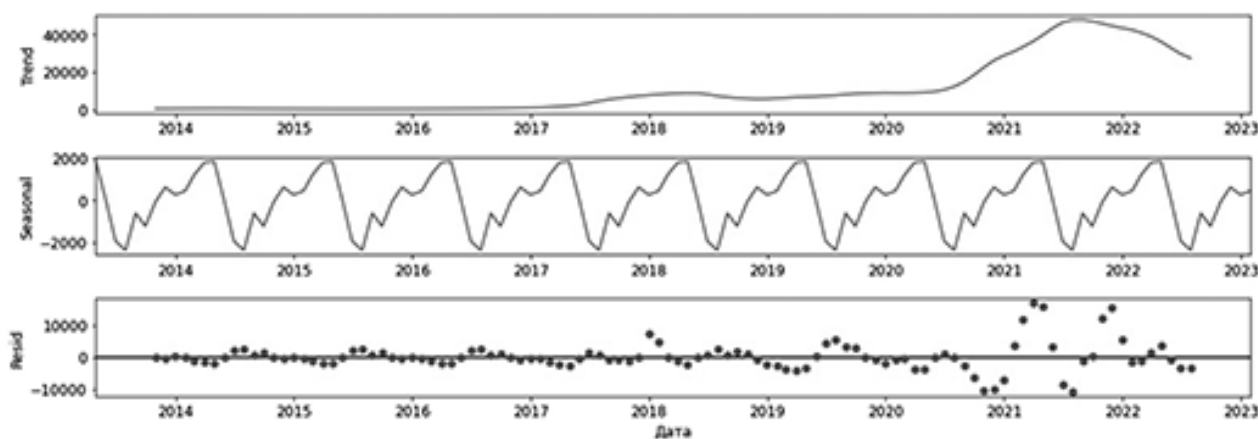


Рис. 4. Сезонная декомпозиция и проверка на стационарность (среднемесячные данные цены закрытия Биткоина)

Fig. 4. Seasonal decomposition and stationarity check (average monthly data of Bitcoin closing price)

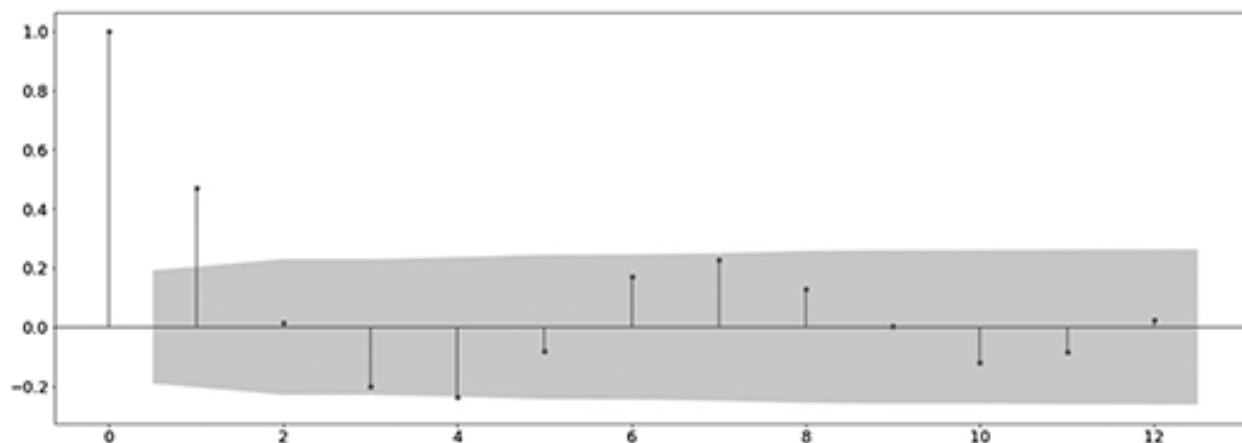


Рис. 5. График ACF и PACF для набора данных после выполнения преобразование

Fig. 5. ACF and PACF graph for the data set after performing the transformation

тест Дики-Фуллера показал, что ADF-статистика $= -1,55$, что не удовлетворяет необходимому условию: $ADF(\text{набл.}) < ADF(\text{кр.})$. Критическое значение ADF-статистики для ошибки 5%: составляет $-2,862$. Таким образом, ряд необходимо продифференцировать с целью приведения его к стационарному виду.

Учитывая вышесказанное, ряд не является стационарным и необходимо провести дифференцирование первого порядка ($d = 1$), а также выполнить преобразование Бокса-Кокса, чтобы стабилизировать дисперсию.

Исследование графиков автокорреляции (рис. 5) и част-

ной автокорреляции (рис. 6) указало на обоих графиках ACF и PACF наблюдается положительное пиковое значение в лаге 1, значит необходимо рассмотреть добавление AR члена в модель.

По графику частной автокорреляции можно наблюдать, что резкое затухание начинается после первого лага, следовательно, значение AR-члена предположительно равно 1.

Проведение расширенного теста Дики-Фуллера для преобразованного набора данных указывает на стационарность ряда, так как наблюдаемое значение ADF-статистики составляет $-7,14$, что ниже критического значения $= -2,89$,

а p -значение близко к нулю. Следовательно, ряд подходит для моделирования.

Подбор лучшей модели осуществлялся на основе критерия Акаике (AIC), который позволяет выбрать наилучшую модель среди прочих. Таким образом, наилучшей является модель ARIMA (1, 1, 0), данный вывод был сделан на основе критерия Акаике, который принимает наименьшее значение для данной модели, равное 43,12. ADF-статистика для данной модели $= -10,02$, что меньше критического значения $= -2,89$.

При подборе моделей важно проводить диагностику модели, чтобы убедиться, что

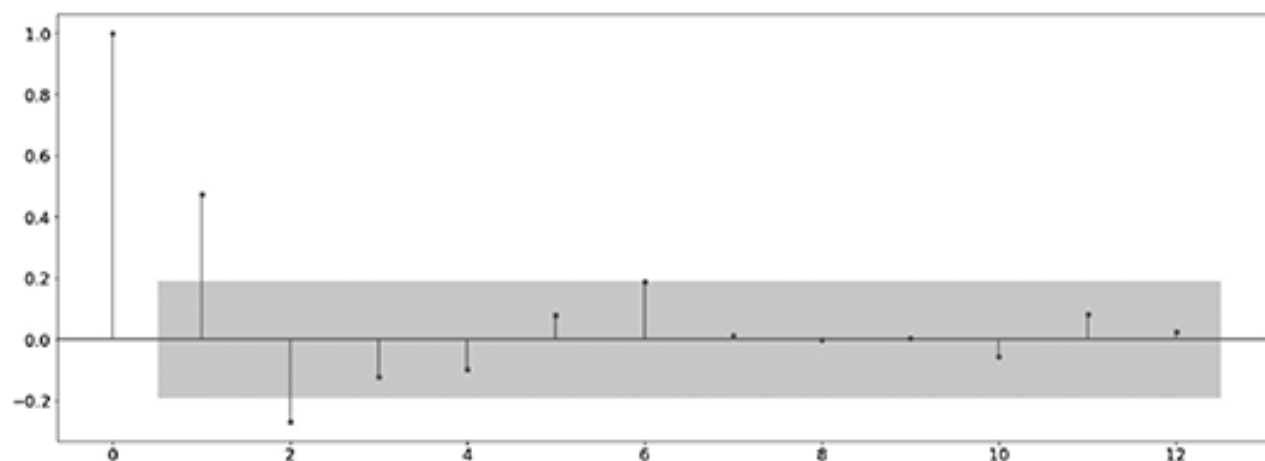


Рис. 6. График PACF для набора данных после выполнения преобразование

Fig. 6. PACF graph for the data set after performing the transformation

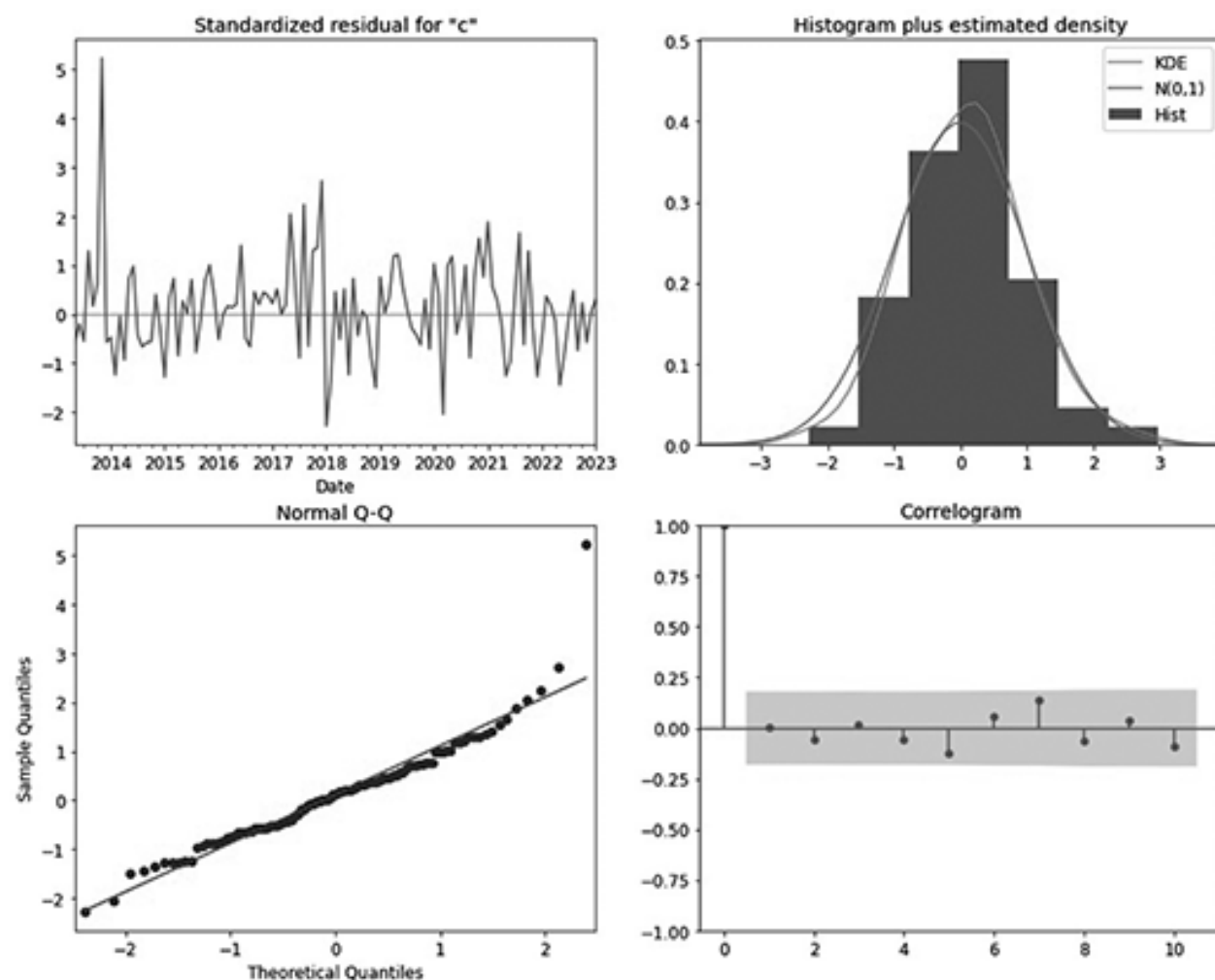


Рис. 7. Проведение диагностики модели ARIMA (1, 1, 0)

Fig. 7. Diagnostics of the ARIMA model (1, 1, 0)

ни одно из предположений, сделанных моделью, не было нарушено. Для наилучшей модели ARIMA была проведена диагностика, результаты которой представлены на рис. 7.

В данном случае была выполнена диагностика модели, и четыре построенных графика были использованы для проверки некоррелированности и нормальности остатков (рис. 14). Диагностика позволяет убедиться в том, что модель является адекватной и может быть использована для прогнозирования будущих значений. График ядерной оценки плотности (KDE) показывает, что остатки имеют нормальное распределение с нулевым средним значением, а график q-q указывает на то, что остатки следуют линейному тренду вы-

борок, взятых из стандартного распределения $N(0, 1)$. График автокорреляции показывает, что остатки не имеют высокой корреляции с запаздывающими данными и не выходят за границы доверительного интервала, что говорит об отсутствии сезонности и шумовых эффектов.

Вышесказанное позволяет использовать модель для вычисления прогнозов средней цены Биткоина на 6 месяцев вперед, то есть, до июня 2023 года. Фактическая средняя цена закрытия в декабре 2022 года составила 16 814 долл., прогнозные значения для января: 16 687 долл., февраль: 17 939 долл., март: 18 063 долл., апрель: 18 114 долл., май: 18 136 долл., июнь 2023: 18 144 долл. Прогнозные зна-

чения указывают на увеличение среднемесячной цены Биткоина к июню 2023 года до 18 144 долл. США, что на 1 329,71 долларов больше, чем в январе 2023 года. Иными словами, в ближайшие месяцы рынки постепенно будут восстанавливаться. Временная динамика прогнозных значений и значений исходного ряда представлена на рис. 8.

Графически анализ показал, что прогнозируемые значения (красная линия) находятся близко к исходным (синяя линия), а тренд прогнозных значений следует тренду исходных. Оценить точность прогноза возможно при помощи среднеквадратичной ошибки (RMSE), которая для наилучшей модели ARIMA составила 3099 долларов. Данное значе-

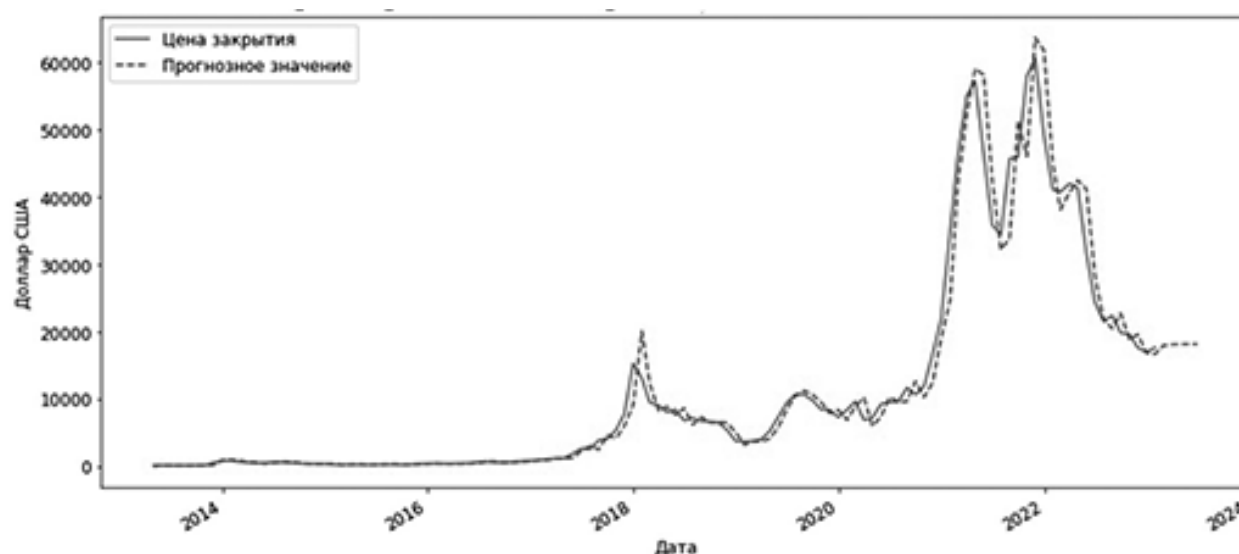


Рис. 8. Динамика исходного и прогнозного ряда среднемесячной цены Биткоина на основе модели ARIMA (1, 1, 0)

Fig. 8. Dynamics of the initial and forecast series of the average monthly Bitcoin price based on the ARIMA model (1, 1, 0)

ние может казаться высоким, однако, учитывая специфику криптовалютного рынка — высокая волатильность, новизна рынка, а также отсутствие нормального распределения цены на временном диапазоне, значение среднеквадратичной ошибки является удовлетворительным. Также рассчитана средняя абсолютная ошибка (MAE), значение показателя в данной модели равно 15,03 %.

3.2. Использование нейронных сетей для прогнозирования цены Биткоина

Полученные прогнозные результаты моделью ARIMA хоть и являются удовлетворительными, но ошибки прогнозов достаточно велики, поэтому воспользуемся одним из более углубленных методов статистического анализа — нейронными сетями.

LSTM (Long Short-Term Memory) — это один из типов рекуррентной нейронной сети (RNN), которая предназначена для запоминания и использования долгосрочных зависимостей в последовательных данных. Модели LSTM способны запоминать долгосрочные зависимости в данных временных рядов и особенно полезны при прогнозировании данных

со сложными закономерностями и долгосрочными тенденциями.

Одним из главных преимуществ LSTM перед традиционными статистическими моделями является его способность фиксировать долгосрочные зависимости и нелинейные взаимосвязи в данных. Это особенно важно в контексте Биткоина, где на цену влияет множество факторов, многие из которых могут не иметь линейной зависимости от цены. Кроме того, модели LSTM могут обрабатывать большие объемы данных и извлекать из них паттерны поведения цены, чем и обоснован выбор данного вида нейронной сети для решения задачи прогнозирования среднемесячной цены Биткоина.

В LSTM ячейки памяти отвечают за хранение информации в течение длительных периодов времени, в то время как вентили управляют потоком информации в ячейки и из них. Элемент ввода определяет, сколько новой информации должно быть добавлено в ячейки памяти, в то время как элемент забывания решает, какая информация должна быть отброшена. Затем выходной элемент определяет, какой

объем информации из ячеек памяти следует использовать в конечном выводе.

Во время обучения сеть LSTM учится корректировать веса различных компонентов, чтобы свести к минимуму ошибку между прогнозируемым результатом и фактическим результатом. Этот процесс включает в себя передачу входных данных по сети и использование обратного распространения для обновления весов на основе ошибки. Как только сеть обучена, ее можно использовать для прогнозирования новых данных путем передачи входных данных через сеть и получения выходных данных.

Для обучения исходного набора данных выбрано соотношение обучающей и тестовой выборки, равное 80% к 20%. Обучаемая выборка включает в себя данные о цене Биткоина за период с 10 февраля 2021 года по 14 января 2023 года. Основываясь на методике моделирования нейронных сетей вида LSTM, представленной автором [5], была построена прогнозная модель (рис. 9).

График отображает высокую точность применения обученной модели на тестовой выборке. При этом RMSE =

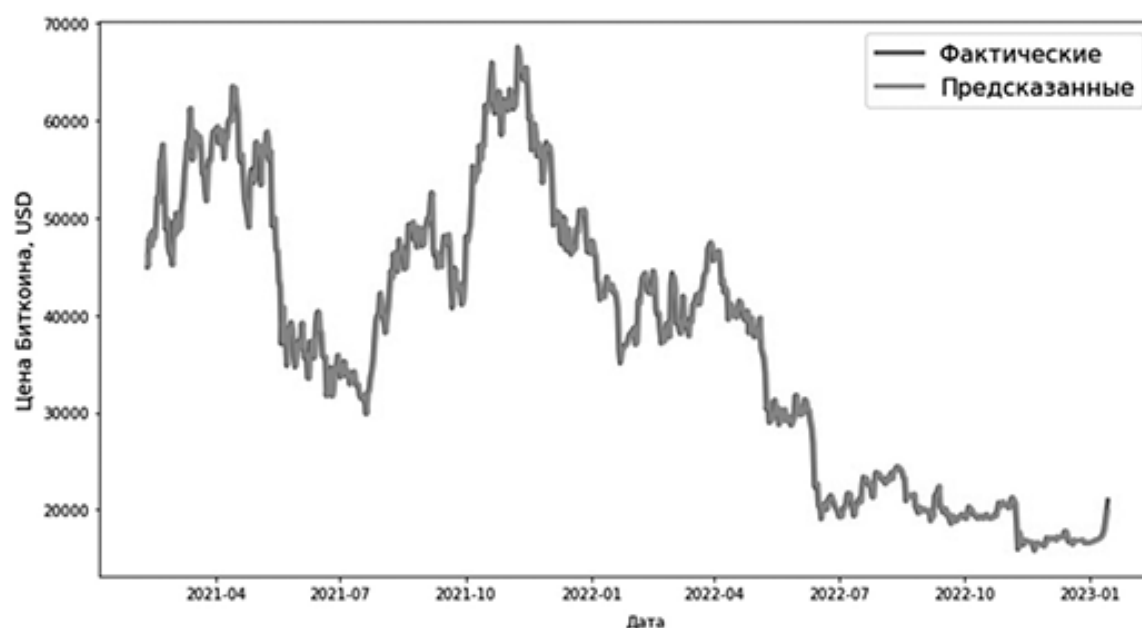


Рис. 9. Точность LSTM модели для цены Биткоина в тестовой выборке

Fig. 9. Accuracy of the LSTM model for the Bitcoin price in the test sample

1473,76 доллара, а средняя относительная ошибка составляет 2,57%, что намного ниже ошибки, полученной наилучшей моделью ARIMA, поэтому, рекомендуется ориентироваться на значения полученные при помощи модели нейронных сетей.

Прогнозные значения, рассчитанные при помощи нейронных сетей на основании лучших моделей, показывают более позитивные значения среднемесячной цены Биткоина, нежели предсказанные значения моделями класса ARIMA, о чем свидетельствуют данные таблицы 2.

Обе модели прогнозируют рост цены на криптовалюту в первую половину 2023 года.

Однако, если ARIMA свидетельствует о том, что рост цены приостановится после апреля 2021 года, то LSTM, наоборот, прогнозирует начало активного роста после данного временного промежутка. К тому же стоит отметить, что прогнозные значения среднемесячной цены закрытия Биткоина намного выше для LSTM модели. Учитывая, что в целом данная модель показывает наиболее точные результаты, то она является эталонной. Нельзя не отметить и то, что ряд работ по прогнозированию цены Биткоина при помощи данных методов ARIMA является наиболее оптимальной моделью для краткосрочных прогнозов, а LSTM для долго-

срочных [6, 9]. Это может объяснить столь высокую разницу в прогнозируемых значениях двумя моделями.

Заключение

В ходе анализа влияния макроэкономических событий было выявлено, что криптовалюта Биткоин являлась наиболее привлекательным инвестиционным инструментом во время мирового кризиса пандемии, нежели традиционные, что вызвало всплеск цены в 2021 году. События российско-украинского конфликта также повлияли на цену актива, которая значительно сократилась за 2022 год в виду краха финансовых рынков. Однако, использование статистических методов моделирования ARIMA и нейронные сети прогнозируют рост криптовалюты Биткоин в первой половине 2023 года, а вследствие того, что данная криптовалюта по-прежнему являются двигателем всего криптовалютного рынка с капитализацией 40 % от всего рынка криптовалюты, то и весь рынок в целом постепенно будет расти. Из двух рассмотренных моделей реко-

Таблица 2 (Table 2)

Сравнение прогнозных значений среднемесячной цены Биткоина моделями ARIMA и LSTM

Comparison of forecast values of the average monthly Bitcoin price by ARIMA and LSTM models

Месяц	ARIMA (1, 1, 0)	LSTM
Январь 2023	16 687	19 225,33
Февраль 2023	17 939	21 987,72
Март 2023	18 063	24 153,24
Апрель 2023	18 114	25 496,16
Май 2023	18 136	27 165,01
Июнь 2023	18 144	29 115,5

мендуется опираться на результаты, полученные нейронными сетями, согласно которым, цена на криптоактив вырастет в первой половине 2023 года на 10 тысяч долларов.

Растущие цены на криптовалюты могут побудить правительства рассмотреть вопрос о внедрении политики по регулированию или контролю за их использованием. Так как в Российской Федерации нормативно-правовая база регулирования криптовалюты является не полной, что лишает бюджет прежде всего налоговых доходов с регулирования криптовалюты, то предлагаются следующие меры:

1. Правительства могут принять решение регулировать использование криптовалют, чтобы снизить риски, связанные с ними. Это может включать требование к биржам регистрироваться в регулирующих органах и следовать протоколам по борьбе с отмыванием денег.

2. Введение налогов на транзакции с криптовалютами позволит создать новую статью бюджета для получения доходов, а также снизит спекулятивную активность.

3. Разработка и внедрение собственных цифровых валют, работа над которой проводится в Российской Федерации в настоящее время, позволит конкурировать с криптовалютами и сохранять контроль над денежно-кредитной политикой. К тому же, создание собственной цифровой валюты позволит заменить SWIFT платежи, ограничения по которым в отношении России существуют в настоящее время.

4. Растущий интерес общественности к криптовалюте может побудить к повышению образованности и осведомленности в данной сфере, так как анонимность криптовалют делает ее уязвимой к различного рода мошенническим операциям. Инвестирование

в просвещение общественности о рисках и преимуществах криптовалют может способствовать ответственному использованию.

5. Особо важным пунктом государственных мер регулирования криптовалюты является предотвращение преступной деятельности. Так как все транзакции записываются в блокчейн и данные из него невозможно удалить частично, то данный инструмент может использоваться для предотвращения преступной деятельности, такой как незаконные обращения с деньгами, финансирование терроризма и уклонение от уплаты налогов.

Появление криптовалюты как нового цифрового актива в современном обществе открывает широкий спектр возможностей для ее применения. Следовательно, на данном этапе крайне важно создать соответствующую нормативную базу, регулирующую их обращение.

Литература

1. Веб-скрейпинг CryptoCMD [Электрон. ресурс]. 2023. Режим доступа: <https://github.com/guptarohit/cryptoCMD>.
2. Abdi F. and Ranaldo A. A simple estimation of bid-ask spreads from daily close, high, and low prices // *Review of Financial Studies*. 2017. Т. 30. № 12. С. 4437–4480. DOI: 10.1093/rfs/hhx084.
3. Boubaker S., Goodell J.W., Pandey D.K. and Kumari V. Heterogeneous impacts of wars on global equity markets: evidence from the invasion of Ukraine // *Finance Research Letters*. 2022. Т. 48. 102934. DOI: 10.1016/j.frl.2022.102934.
4. Corwin S.A. and Scultz P. A simple way to estimate bid-ask spreads from daily high and low prices // *The Journal of Finance*. 2012. Т. 67. № 2. С. 719–760. DOI: 10.1111/j.1540-6261.2012.01729.x.
5. Cryptocurrency Price Prediction [Электрон. ресурс]. 2023. Режим доступа: <https://github.com/abhinavsagar/cryptocurrency-price-prediction>.
6. Latif Navmeen., Selvam Joseph Durai., Kapse Manohar., Sharma Vinod and Mahajan Vaishali. Comparative Performance of LSTM and ARIMA for the Short-Term Prediction of Bitcoin

Prices // *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*. 2023. № 17(1). С. 256–276. DOI:10.14453/aabf.v17i1.15.

7. Sparkes M. Will bitcoin help or hinder Ukraine? // *New Scientist*. 2022. Т. 253. № 3377. С. 8. DOI: 10.1016/S0262-4079(22)00409-2.

8. The Ruble, the Russian national currency, lost more than 30 % of its value against the dollar [Электрон. ресурс]. 2023. Режим доступа: www.cnn.com/2022/02/28.

9. Toai T.K., Senkerik R., Zelinka I., Ulrich A., Hanh V.T.X., Huan V.M. ARIMA for Short-Term and LSTM for Long-Term in Daily Bitcoin Price Prediction. In: Rutkowski, L., Scherer, R., Korytkowski, M., Pedrycz, W., Tadeusiewicz, R., Zurada, J.M. (eds) *Artificial Intelligence and Soft Computing*. ICAISC 2022. Lecture Notes in Computer Science. 2023. Т. 13588. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-23492-7_12.

10. Wiseman P. and Mchugh D. Economic dangers from Russia's invasion ripple across the globe [Электрон. ресурс]. 2022. Режим доступа: <https://abcnews.go.com/US/wireStory/economic-dangers-russias-invasion-ripple-globe-83197306>.

References

1. Veb-skreyping CryptoCMD = Web scraping CryptoCMD [Internet]. 2023. Available from: <https://github.com/guptarohit/cryptoCMD>.
2. Abdi F. and Ranaldo A. A simple estimation of bid-ask spreads from daily close, high, and low prices. *Review of Financial Studies*. 2017; 30; 12: 4437–4480. DOI: 10.1093/rfs/hhx084.
3. Boubaker S., Goodell J.W., Pandey D.K. and Kumari V. Heterogeneous impacts of wars on global equity markets: evidence from the invasion of Ukraine. *Finance Research Letters*. 2022; 48: 102934. DOI: 10.1016/j.frl.2022.102934.
4. Corwin S.A. and Scultz P. A simple way to estimate bid-ask spreads from daily high and low prices. *The Journal of Finance*. 2012; 67; 2: 719–760. DOI: 10.1111/j.1540-6261.2012.01729.x.
5. Cryptocurrency Price Prediction [Internet]. 2023. Available from: <https://github.com/abhina-vsagar/cryptocurrency-price-prediction>.
6. Latif Navmeen., Selvam Joseph Durai., Kapse Manohar., Sharma Vinod and Mahajan Vaishali. Comparative Performance of LSTM and ARIMA for the Short-Term Prediction of Bitcoin Prices. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*. 2023; 17(1): 256–276. DOI:10.14453/aab-fj.v17i1.15.
7. Sparkes M. Will bitcoin help or hinder Ukraine? *New Scientist*. 2022; 253; 3377: 8. DOI: 10.1016/S0262-4079(22)00409-2.
8. The Ruble, the Russian national currency, lost more than 30 % of its value against the dollar [Internet]. 2023. Available from: www.cnn.com/2022/02/28.
9. Toai T.K., Senkerik R., Zelinka I., Ulrich A., Hanh V.T.X., Huan V.M. ARIMA for Short-Term and LSTM for Long-Term in Daily Bitcoin Price Prediction. In: Rutkowski, L., Scherer, R., Korytkowski, M., Pedrycz, W., Tadeusiewicz, R., Zurada, J.M. (eds) *Artificial Intelligence and Soft Computing*. ICAISC 2022. Lecture Notes in Computer Science. 2023: 13588. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-23492-7_12.
10. Wiseman P. and Mchugh D. Economic dangers from Russia's invasion ripple across the globe [Internet]. 2022. Available from: <https://abcnews.go.com/US/wireStory/economic-dangers-russias-invasion-ripple-globe-83197306>.

Сведения об авторах

Людмила Петровна Бакуменко

Д.э.н., профессор

Марийский государственный университет,
Йошкар-Ола, Россия

Эл. почта: lpbakum@mail.ru

Надежда Сергеевна Васильева

Марийский государственный университет,
Йошкар-Ола, Россия

Эл. почта: klek.ek@mail.ru

Information about the authors

Lyudmila P. Bakumenko

Dr. Sci. (Economics), Professor

Volga State Technological University,
Yoshkar-Ola city, Russia

E-mail: lpbakum@mail.ru

Nadezhda S. Vasilyeva

Volga State Technological University,
Yoshkar-Ola city, Russia

E-mail: klek.ek@mail.ru