

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЫНОЧНЫХ ЦЕН КРИПТОВАЛЮТ

Игорь Сергеевич ИВАНЧЕНКО

доктор экономических наук, профессор
кафедры финансового мониторинга и финансовых рынков,
Ростовский государственный экономический университет (РИНХ),
Ростов-на-Дону, Российская Федерация
ivanchenko_is@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-9268-2103>
SPIN-код: 2531-4643

История статьи:

Рег. № 26/2022
Получена 27.01.2022
Получена в
доработанном виде
04.02.2022
Одобрена 11.02.2022
Доступна онлайн
28.02.2022

УДК 336.741.24
JEL: C32, C53, E42

Ключевые слова:

биткоин,
эффективность,
гетерогенный рынок,
реализованная
волатильность,
энтропия

Аннотация

Предмет. Областью исследования является рынок криптовалют, в частности, динамика трех наиболее популярных в настоящее время криптовалют – Bitcoin, Ethereum и Tether.

Цели. Учитывая, что в научных кругах до сих пор не прекращаются споры о том, являются ли криптовалюты деньгами или денежными суррогатами, проведенное исследование должно дать ответ на вопрос: возможен ли прогноз курса криптовалют с учетом высокой волатильности их рыночной стоимости? В случае положительного ответа криптовалюты можно будет отнести, в соответствии с учением австрийской экономической школы, к новым формам денежных знаков.

Методология. Тестирование рынка криптовалют на информационную эффективность позволило выбрать наиболее адекватную модель прогнозирования рыночных цен криптовалют – гетерогенную авторегрессионную модель реализованной волатильности HAR-RV (Heterogeneous Autoregressive model of Realized Volatility). Предложено усилить прогнозные свойства модели HAR-RV расчетом информационной энтропии Шеннона для исследуемых временных рядов.

Результаты. Несмотря на простоту структуры, модель HAR-RV продемонстрировала хорошие результаты прогнозирования рыночных цен криптовалют. Принимая во внимание, что прогнозирование динамики временных рядов при помощи регрессионных моделей дает сбои при неожиданных резких всплесках рыночной информации, была рассчитана энтропия Шеннона, значения которой заранее предупреждают исследователя о росте или снижении курса криптовалюты. Предложенная методика прогнозирования динамики временных рядов может быть использована аналитиками и трейдерами на фондовом, валютном и денежном рынках.

Выводы. В настоящее время динамика рыночных цен криптовалют, несмотря на их высокую волатильность, может быть достаточно точно спрогнозирована. Кроме того, криптовалюты удовлетворяют всем требованиям австрийской экономической школы, предъявляемым к денежным средствам и в будущем могут составить существенную конкуренцию фиатным валютам.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2022

Для цитирования: Иванченко И.С. Прогнозирование рыночных цен криптовалют // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2022. – Т. 15, № 1. – С. 42 – 64.
<https://doi.org/10.24891/fa.15.1.42>

В последние два десятилетия со стороны мировой экономики стал предъявляться спрос на новые электронные платежные средства как результат отражения инновационных преобразований в средствах передачи информации, происходящих в реальном секторе экономики и на финансовом рынке. Традиционные фиатные валюты не успевают адаптироваться к потребностям глобализации, к быстрой цифровизации финансовых рынков, повсеместному внедрению мобильных устройств связи и постоянной угрозе блокирования денежных транзакций со стороны контролирующих органов. Для функционирования современной экономики, как отмечает L. Tredinnick [1], требуются новые платежные средства, быстрые, надежно защищенные и способные быть неотъемлемой частью самодостаточных умных контрактов, для исполнения которых не нужны финансовые институты, юристы и бухгалтеры. На роль таких платежных средств претендуют криптовалюты. «Крипто» означает скрытный или секретный, следовательно, криптовалюта – это виртуальная система генерации платежных средств, которые, как утверждает D. Masciandaro [2], во многом похожи на традиционные деньги, позволяющие пользователям осуществлять оплату товаров и услуг.

Так что же такое криптовалюта: это валюта будущего или просто схема Понци для эпохи Интернета? Так, A. Dyrberg [3] обнаружил, что биткоин имеет сходство с золотом и долларом и что его можно классифицировать как нечто между валютой и товаром. Биткоин отличается от золота из-за его ограниченного предложения и от валюты из-за своей децентрализованной природы. Автор статьи утверждает, что биткоин ведет себя как спекулятивная инвестиция, он обнаружил низкую корреляцию между ценами биткоинов и традиционными обменными курсами. В свою очередь O. Vjerg [4] утверждает, что «биткоин – это товарные деньги без золота, бумажные деньги без государства и кредитные деньги без долгов». Виднейшие представители австрийской экономической школы предугадали появление современных криптовалют, которые они назвали частными деньгами. Тот же O. Vjerg пишет, что криптовалюты представляют собой серьезную угрозу для традиционных денег. Он перефразировал известное высказывание Уинстона Черчилля о демократии: «Биткоин – худшая форма денег, за исключением всех остальных».

Какова экономическая сущность криптовалют, выполняют ли они монетарные функции в экономике? Однозначного ответа на этот вопрос в научной литературе найти невозможно. Авторы одних работ, например, A. Isaiah с соавторами [5] утверждают, что это имущественные права, инвестиционные (цифровые) активы или даже ценные бумаги. Другие приходят к выводу, что криптовалюты уже в настоящее время выполняют одну из главных функций денег – средства обращения [6]. Третьи утверждают [7], что криптовалюты – это ничем не обеспеченные денежные суррогаты, спекулятивные пузыри, электронно-цифровые финансовые пирамиды или даже компьютерная игра с денежными ставками. В статье [8]

отмечается, что криптовалюты не обладают важнейшим свойством денег – абсолютной ликвидностью, что не позволяет считать их деньгами. Если криптовалюты смогут справиться с этим негативным моментом их развития и становления, то, как отмечает автор, цифровые деньги в конечном счете смогут заменить традиционные денежные знаки, что приведет к финансовой стабильности, к исчезновению «набегов на банки», к ненужности государственной системы страхования вкладов. Однако в другой статье, опубликованной год спустя, М.И. Столбов [9] уже пишет, что «перспективы конкуренции криптовалют с фиатными деньгами призрачны», а центральные банки, изучив технологию функционирования криптовалют, смогут со временем создать собственную криптографическую платежную систему.

Если некоторые экономисты не верят в будущее криптовалют и воспринимают их как временное явление, то другие связывают развитие российской экономики с цифровыми технологиями. Так, В.К. Шайдуллина [10] предсказывает рост популярности криптовалют, прогнозирует значение курса биткоина в 2022 г. в интервале от 20 тыс. до 55 тыс. долл. США и, как следствие, замену реальных денег криптовалютами. К такому же выводу приходят и турецкие исследователи криптовалют М.Л. Erdas и А.Е. Caglar [11], которые предвидят скорое исчезновение фиатных денег. С таким развитием событий категорически не согласен банкир ФРС S. Williamson [12]: «Вероятность того, что биткоин станет серьезным средством платежа, по-видимому, равны нулю, поскольку система в корне несовершенна, операционные затраты слишком высоки, а цена слишком нестабильна». Кроме того, воровство биткоинов при хакерских атаках, отсутствие широкого признания, необратимость транзакций и возможность служить убежищем для отмывания денег являются сильными аргументами в руках противников криптовалют [13]. Однако уже сейчас криптовалюты находят применение в качестве защитных инструментов при формировании портфелей ценных бумаг, как утверждает М.И. Столбов [9]. Такая теоретическая неразбериха с криптовалютами свидетельствует о сложности и многогранности этого платежно-цифрового явления. Поэтому вопрос о правовой и экономической природе криптовалют остается актуальным и открытым для исследований.

Ознакомившись с научными статьями, посвященными прогнозированию динамики курсов криптовалют (см., например, статью А.Н. Жилкина [14]), можно сделать вывод, что фундаментальный и технический анализ, применяемый на фондовом и валютном рынках, оказался бесполезным при исследовании движения рыночных цен современных цифровых валют. Например, норвежские экономисты [15] утверждают, что объяснить динамику цен криптовалют могут только две теории: эффективного рынка (Market Efficiency Theory) и большого дурака (Greater Fool Theory). В области финансов и экономики теория большого дурака утверждает, что цена объекта определяется не его внутренней стоимостью, а скорее иррациональными убеждениями и ожиданиями участников рынка. Цена может быть

принята рациональным покупателем, который полагает, что найдется еще один покупатель, готовый купить этот актив за более высокую цену. Эта схема основана на спекуляциях и ожидании продолжения роста цен только из-за того, что цена актива росла в прошлом. Теория эффективного рынка утверждает, что вся полезная информация об активе содержится в его текущих ценах и что цены изменяются только тогда, когда инвесторы получают новую информацию об активе. Если эта теория верна, то прошлые изменения цен не содержат полезной информации о будущих изменениях. Сторонники теории большого дурака и теории эффективного рынка придерживаются мнения, что инвесторы считают фундаментальную информацию неактуальной.

В статье индийских экономистов [16] предпринимается попытка прогнозирования стоимости биткоина при помощи модели ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) и рекуррентной нейронной сети RNN (Recurrent Neural Network). Нейронные сети – это своего рода статистические модели, широко используемые в машинном обучении. Концепция искусственной нейронной сети основана на биологической нейронной сети центральной нервной системы. Нейронные сети находят применение в анализе большого объема данных и представляют собой модель из нескольких узлов, функционирующих параллельно друг другу. В свою очередь RNN структурирована аналогично многоуровневому перцептрону за исключением того, что сигналы могут проходить как в прямом, так и в обратном направлениях. Однако, как показывают результаты исследований [16], прогнозные свойства современных нейронных сетей (50% точности) применительно к криптовалютам, не превосходят точности прогнозирования временных рядов при помощи традиционных моделей ARIMA (в данном случае – 53% точности). Немного более высокую точность (59%) прогнозирования цен криптовалют получил Y. Yao с соавторами [17] при помощи той же модели RNN.

В прогнозировании курсов криптовалют применяются также машинные алгоритмы «случайного леса» (Random forest), деревья решений и деревья классификаций (DT – Decision Tree, CT – Classification Tree), генетические алгоритмы (GA – Genetic Algorithms), двоичные авторегрессионные деревья (BART – Binary Auto Regressive Tree). Метод BART сочетает в себе алгоритм дерева классификаций со стандартной моделью авторегрессионного интегрированного скользящего среднего ARIMA. Метод BART показал достаточно высокую точность прогнозирования курса биткоина, так как среднеквадратическая ошибка прогноза для этого алгоритма на горизонте 14, 21 и 30 дней составила, как утверждает V. Derbentsev с соавторами¹, 4%, 6% и 8% соответственно. Мексиканские исследователи [18] пришли к выводу, что прогноз динамики рыночных цен криптовалют возможен. Они сравнивали качество прогноза четырех криптовалют (Bitcoin, Ethereum, Ripple и Litecoin) при помощи трех статистических методов: многослойного перцептрона (MLP – Multi-

¹Derbentsev V., Datsenko N., Stepanenko O., Bezkorovainyi V. Forecasting Cryptocurrency Prices Time Series Using Machine Learning Approach. SHS Web of Conferences, 2019.
URL: <https://doi.org/10.1051/shsconf/20196502001>

Layer Perceptrons), опорных векторов (SVM – Support Vector Machine) и «случайного леса» (RF – Random Forest). Авторы пришли к выводу, что метод многослойного перцептрона показал наилучшие результаты прогнозирования. Динамика цен биткоина была предсказана с помощью метода MLP с точностью 74%.

На практике при прогнозировании курса биткоина применяются также авторегрессионные модели с распределенным лагом ARDL (Autoregressive distributed lag models), в которых текущее значение исследуемого временного ряда зависит как от лагированных значений этого ряда, так и от текущих и лагированных значений других переменных. Об этом пишет F. Kjørland с соавторами [19]. Авторы этой статьи установили, что с рыночными ценами биткоина коррелированы рыночные цены на нефть и интенсивность запросов информации о криптовалютах в поисковой системе Google. Кроме того, S. Corbet [20] утверждает, что увеличение интенсивности программ количественного смягчения QE, проводимых центральными банками ведущих стран мира, оказывает сильное положительное влияние на волатильность доходности биткоинов. Другие макроэкономические переменные, в том числе цены на золото и скорость хеширования, не являются значимыми для динамики криптовалют.

Авторы работы [21] предложили гибридное прогнозирование волатильности цен биткоинов при помощи модели, объединяющей искусственную нейронную сеть ANN (artificial neural network), обобщенную модель авторегрессионной условной гетероскедастичности GARCH (generalized autoregressive conditional heteroscedastic model) и метод главных компонент PCA (principal components analysis). Они обнаружили, что точность гибридной модели повышается после предварительной обработки данных до вычисления главных компонент. В свою очередь F. Kjørland с соавторами [15] утверждает, что комбинированная модель ARDL(1) и GARCH(1) при прогнозировании рыночных цен биткоина позволяет достичь точности 90,5%. В некоторых работах описываются результаты прогнозирования доходности криптовалют при помощи метода Монте-Карло (см., например, работу N. Zornić с соавторами²). Авторы этой статьи приходят к выводу, что из пяти выбранных для анализа криптовалют наихудший прогноз при помощи данного метода получился для биткоина, так как в его ценах наблюдается образование спекулятивных пузырей. Оригинальный метод прогнозирования волатильности цен биткоина предложили румынские экономисты [22] на основе расчета информационной энтропии. Проведя анализ динамики рыночных цен биткоина, авторы пришли к выводу, что существует очень сильная положительная корреляция между ежедневными прологарифмированными ценами биткоина и энтропией внутрисуточного доходности, показывающая, что энтропия обладает прогнозирующим свойством по отношению к ценовой динамике биткоина.

² Zornić N., Marković A., Čavoški S. Forecasting Cryptocurrency Investment Return Using Time Series and Monte Carlo Simulation. Proceedings of the Central European Conference on Information and Intelligent Systems. 29th CECIIS, September 19–21, 2018, Varaždin, Croatia, pp. 153–160.
URL: <http://archive.ceciis.foi.hr/app/public/conferences/2018/Proceedings/ICTEI/ICTEI-1.pdf>

Очень важным моментом при прогнозировании курсов криптовалют является тестирование рынка этих новых платежных инструментов на наличие или отсутствие информационной эффективности. Причем на коротких временных горизонтах рынок может быть эффективным, а на длинных – неэффективным, и наоборот. От результатов этого тестирования зависит выбор математического инструментария для прогнозирования динамики исследуемых временных рядов. Если рынок эффективен, то применять нужно теорию случайного блуждания, методы Монте-Карло и марковские процессы. Если неэффективен – то регрессионные методы анализа, модели ARIMA и GARCH. На высоковолатильных рынках ценных бумаг статистически значимые результаты при прогнозировании временных рядов продемонстрировали гетерогенные авторегрессионные модели реализованной волатильности HAR-RV (Heterogeneous Autoregressive model of Realized Volatility). Несмотря на простоту своей структуры, модель HAR-RV показывает удивительно хорошие результаты прогнозирования. Об этом пишут T.G. Andersen, T. Bollerslev и F.X. Diebold [23].

При проведении исследования ограничимся тремя криптовалютами с наибольшей рыночной капитализацией. На 11 января 2022 г. это были биткоин (bitcoin), эфириум (ethereum) и тезер (tether). Рыночная капитализация биткоина на этот день составляла 809 247 492 876 долл. США, эфириума – 387 388 810 307, а тезера – 78 592 669 362 долл. США. Можно предположить, что эти значения будут только расти. Период исследования для ежедневных данных биткоина составил с 1 января 2016 г. по 20 января 2022 г. (всего 2 212 значений), для эфириума и тезера период исследования составил с 10 марта 2016 г. по 11 января 2022 г. (2 139 значений) и с 14 апреля 2017 г. по 16 января 2022 г. (1 738 значений) соответственно, так как отсутствует более ранняя торговая информация по эфириуму и тезеру. Данные последней недели по этим временным рядам не были включены в обучающую последовательность для того, чтобы их можно было использовать для проверки точности прогнозирования. Еженедельные и ежемесячные значения рыночных цен криптовалют в долларах США были рассчитаны по формулам (7) и (8). Источник данных – сайт Investing.com (URL: www.investing.com). Затем все эти данные были исследованы на наличие информационной эффективности.

Напомним, что если рынок какого-либо финансового инструмента проявляет свойства эффективности, то любая новая информация, поступающая на этот рынок, сразу становится общедоступной и мгновенно закладывается в рыночные цены этого инструмента. Следовательно, на таком рынке невозможно получить доходность выше среднерыночной, а приращение цен актива подчиняется критериям теории случайного блуждания. Выделяют три формы эффективности рынка: слабую, среднюю и сильную. Для каждой из них существуют свои методы тестирования рынка на степень его эффективности. Классификация методов, применяемых зарубежными исследователями для анализа рынка любого актива на его эффективность, приведена в статье [24]. Протестируем динамику выбранных

криптовалют на наличие слабой формы эффективности. Для этого воспользуемся всего одним, но самым распространенным методом анализа – построением авторегрессионной модели первых разностей исходного временного ряда, когда оцениваются статистические параметры следующего уравнения:

$$P_t - P_{t-1} = a + \beta (P_{t-1-T} - P_{t-2-T}) + e_t, \quad (1)$$

где P_t и P_{t-1} ; P_{t-1-T} и P_{t-2-T} – цены активов в соседние моменты времени;

e_t – остатки регрессионного уравнения.

Если коэффициенты бета данного уравнения оказываются статистически не значимыми, то делается вывод об эффективности рынка этого актива, то есть предыдущие значения цен не оказывают влияния на их последующие величины, а поступающая рыночная информация мгновенно закладывается в цены этих активов. Результаты тестирования цен трех криптовалют на информационную эффективность приведены на *рис. 1*. Видно, что динамика рыночных цен биткоина неэффективна на ежедневных данных, а рыночные цены эфириума неэффективны на еженедельном горизонте. Однако динамика ежедневных, еженедельных и ежемесячных цен тезера неэффективна на всех временных горизонтах. Следовательно, в такой ситуации, когда рынок криптовалют неоднороден по эффективности на различных временных горизонтах, нельзя воспользоваться для прогнозирования динамики криптовалют ни трендовыми методами, ни методами, основанными на теории случайного блуждания. Выходом из этой ситуации может быть применение на практике теории гетерогенного рынка, которая, судя по проанализированной зарубежной литературе, предоставляет возможность выполнять наиболее точные прогнозы динамики цен фондовых активов при информационной неоднородности рынка ценных бумаг.

В основе гетерогенной рыночной гипотезы лежат следующие предположения:

- инвесторы (краткосрочные, среднесрочные и долгосрочные) на гетерогенном рынке производят финансовые операции с различной частотой. С высокой частотой выполняют сделки FX-дилеры и маркет-мейкеры, которым обычно приходится закрывать все свои открытые позиции до вечера; с низкой частотой работают центральные банки, пенсионные фонды. Разные частоты сделок означают разные реакции на одну и ту же рыночную информацию;
- если на информационно неоднородном рынке работает большое количество инвесторов, спекулянтов, хеджеров, то цена активов быстрее приближается к своей «справедливой стоимости».

На гетерогенных рынках наиболее высокую точность прогнозов демонстрируют модели HAR-RV. Приведем краткое описание этой модели. Введем понятия интегрированной скрытой волатильности и реализованной волатильности,

агрегированных по разным временным горизонтам. Рассмотрим стандартный непрерывный процесс Ито, описание которого можно найти в работе F. Corsi [25]:

$$dp(t) = \mu(t) dt + \sigma(t) dW(t), \quad (2)$$

где $p(t)$ – приращение логарифма мгновенной цены;

$\mu(t)$ – детерминированная скорость приращения исследуемого процесса;

$W(t)$ – стандартное броуновское движение;

$\sigma(t)$ – случайная переменная, независимая от $W(t)$.

Для этого процесса интегрированная дисперсия, связанная с днем t , определяется интегралом мгновенной дисперсии за однодневный интервал $[t - 1d, t]$, где полный торговый день представлен интервалом времени $1d$:

$$IV_t^{(d)} = \int_{t-1(d)}^t \sigma^2(w) dw. \quad (3)$$

Тогда интегрированная волатильность будет равна:

$$\sigma_t^{(d)} = \left(IV_t^{(d)} \right)^{1/2}. \quad (4)$$

Как показано в оригинальной работе T.G. Andersen с соавторами [26], интегрированную дисперсию можно аппроксимировать с произвольной точностью, используя сумму внутридневных квадратов доходности.

Приведем определение реализованной волатильности за интервал времени в один день:

$$RV_t^{(d)} = \sqrt{\sum_{j=0}^{M-1} r_{t-j\Delta}^2}, \quad (5)$$

где $\Delta = 1d / M$ – продолжительность дискретного интервала, на которые разбивается торговый день, а $r_{t-j\Delta} = p(t - j\Delta) - p(t - (j + 1)\Delta)$ – доход, получаемый трейдером на единичном интервале (здесь индекс t обозначает конкретный торговый день, а j индексирует временные интервалы внутри дня t). В наших обозначениях дневная реализованная волатильность в момент времени t определяется как среднее значение из M внутридневных (intraday) волатильностей:

$$RV_t^{(d)} = \frac{1}{M} \left(RV_{t,1}^{(d)} + RV_{t,2}^{(d)} + \dots + RV_{t,M}^{(d)} \right). \quad (6)$$

Экономическая сущность модели HAR-RV заключается в том, что разные участники рынка предпринимают действия, основанные на разных временных горизонтах. Можно ожидать, что эти участники рынка будут реагировать и влиять на различные временные компоненты волатильности рынка. Было обнаружено, что волатильность в течение более длительных интервалов времени оказывает более сильное влияние на волатильность на более коротких промежутках времени. Найденная последовательность представляет собой каскад волатильности от низких частот (месяцы) до высоких частот (дни). В структуру модели HAR-RV закладывается эмпирическое наблюдение, что трейдеры, которые проводят краткосрочные сделки, учитывают как долгосрочную, так и краткосрочную волатильность цен активов в своих торговых решениях. Однако для долгосрочных трейдеров краткосрочная волатильность имеет меньшее значение. Далее, аналогично уравнению (6), можно записать соотношения для недельной и месячной реализованной волатильности:

$$RV_t^{(w)} = \frac{1}{5} \left(RV_{t-1}^{(d)} + RV_{t-2}^{(d)} + \dots + RV_{t-5}^{(d)} \right); \quad (7)$$

$$RV_t^{(m)} = \frac{1}{22} \left(RV_{t-1}^{(d)} + RV_{t-2}^{(d)} + \dots + RV_{t-22}^{(d)} \right). \quad (8)$$

Тогда, как утверждает F. Corsi [25], мы получаем очень простое представление временных рядов предлагаемой каскадной модели:

$$RV_{t+1d}^{(d)} = \alpha + \beta^{(d)} RV_t^{(d)} + \beta^{(w)} RV_t^{(w)} + \beta^{(m)} RV_t^{(m)} + w_{y+1d}. \quad (9)$$

Уравнение (9) имеет простую авторегрессионную структуру реализованной волатильности, но с возможностью учета волатильностей, реализованных на различных интервалах времени. Эту модель можно обозначить как HAR(3)-RV. Главным препятствием широкого распространения криптовалют в экономике является значительная волатильность их курса. Австрийский экономист Ф. фон Хайек [27] в середине XX в. гениально предсказал появление альтернативных валют: «Главное, чем эмитент конкурентной валюты может привлечь своих клиентов – это гарантия того, что ее ценность останется стабильной (или будет меняться предсказуемым образом)». Поэтому попытаемся выяснить, насколько точно можно прогнозировать курс криптовалют при помощи модели HAR-RV в краткосрочной перспективе.

Прежде чем построить регрессионное уравнение (9) на реальных данных, проверим исходные временные ряды на стационарность. Тест Дики – Фуллера на стационарность анализируемых временных рядов $RV_t^{(d)} = p_t^d - p_{t-1}^d$ показал, что эти ряды стационарны, так как рассчитанная статистика Дики – Фуллера составила – 20,5, – 12,7, – 9,2 соответственно для биткоина, эфириума и тезера при критическом значении этой статистики – 3,43 для доверительного уровня 1%. Несколько

усложним модель (9) для повышения точности прогноза, добавив в правую часть этого уравнения для каждой переменной их лагированные на один период времени значения. Временной горизонт составляет один месяц (с 11 декабря 2021 г. по 11 января 2022 г.). Результаты расчетов представлены на *рис. 2*. Видно, что t -статистика Стьюдента (числа в круглых скобках) коэффициентов бета при переменных $RV_t^{(d)}$ и $RV_{t-1}^{(d)}$ у всех трех криптовалют незначима, следовательно, краткосрочные сделки с криптовалютами не оказывают существенного воздействия на ценообразование этих активов. Наверное, поэтому значения коэффициентов детерминации прогнозных уравнений для всех трех криптовалют получились не очень высокие. Однако, как показали дальнейшие расчеты, модели, представленные на *рис. 2*, можно использовать в прогнозировании движения цен анализируемых криптовалют. Следовательно, подтверждается основной постулат гетерогенной теории о том, что трейдеры, осуществляющие криптовалютные сделки на различных временных горизонтах с различной скоростью принятия инвестиционных решений, оказывают значимое воздействие на процесс ценообразования этих цифровых активов.

На *рис. 3* представлены значения реально наблюдаемых цен криптовалют в тот день, который не был включен в обучающий набор данных, и предсказанные с помощью модели (9) рыночные цены криптовалют. Как видно, точность прогноза всех трех криптовалют достаточно высокая. Прогноз был сделан на один день вперед, при этом ситуация на мировом рынке криптовалют оставалась спокойной. Если бы коэффициенты детерминации построенных моделей (*рис. 2*) были значительно выше, например, 99%, то в течение ста дней модель один раз предоставит существенно неточный прогноз. В течение года таких ошибок будет уже 3 или 4. Это как раз те дни, когда происходит сильный всплеск волатильности на рынке криптовалют в случае, если на рынок поступает неожиданная для всех положительная или отрицательная информация. Как избежать такой слабости любой регрессионной модели? Выход из данной ситуации был найден. После ознакомления с зарубежной литературой на тему прогнозирования цен финансовых активов было установлено, что рост значений информационной энтропии Шеннона, рассчитанной на основе анализируемого временного ряда, может предсказать моменты времени резкой волатильности его уровней. Поэтому для устранения основного недостатка прогнозной модели гетерогенного рынка (9) было бы желательно дополнить ее расчетом динамики информационной энтропии Шеннона исследуемого временного ряда рыночных цен криптовалют.

Как утверждается в статье [22], энтропия обладает значительной предсказательной силой для квантилей распределения дневной доходности. Авторы статьи сделали вывод, что прогноз, основанный на энтропии внутридневной доходности, является лучшим по сравнению с прогнозами, предоставленными классическими моделями GARCH. В этой статье утверждается, что энтропия на классическом фондовом рынке, как мера сложности временного ряда, растет в периоды низкой доходности и

высокой волатильности. Методология, примененная в этом исследовании, заключается в том, что определяется энтропия Шеннона для внутрисдневной доходности активов с использованием анализа символьных временных рядов (STSA – Symbolic Time Series Analysis), так как вероятность экстремальных потерь стоимости финансовых активов связана с их энтропией. Энтропия является одновременно мерой неопределенности и сложности системы, ее применяют в физике (второй принцип термодинамики), в теории информации, в биологии (последовательность ДНК), в медицине и экономике (для анализа сложности системы). О применении энтропии в экономических расчетах можно прочесть в статье С. Daw, С. Finney и Е. Tracy [28].

Пусть X – дискретная случайная величина с распределением вероятностей:

$$\begin{pmatrix} x_1 & \dots & x_n \\ p_1 & \dots & p_n \end{pmatrix},$$

где $p_i = P(X = x_i)$, то есть вероятность, лежащая в интервале от 0 до 1, причем $\sum_i p_i = 1$. Тогда информационная энтропия Шеннона определяется следующим образом:

$$En(X) = -\sum_i p_i \cdot \log_2(p_i). \quad (10)$$

Для однородного распределения энтропия Шеннона достигает максимума:

$$En(X) = -\sum_i \frac{1}{n} \cdot \log_2\left(\frac{1}{n}\right) = \log_2(n). \quad (11)$$

Минимум энтропии наблюдается, когда распределение имеет следующий вид:

$$\begin{pmatrix} x_1 & \dots & x_n \\ 1 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \text{ тогда } En(X) = 0.$$

Другими словами, более высокие уровни энтропии получаются для ситуаций с более высокой неопределенностью, а более низкие уровни энтропии соответствуют ситуациям с более низкой неопределенностью. Для расчета энтропии внутрисдневного распределения доходности биткоина будем использовать анализ символьных временных рядов (STSA), создавая данные с низким разрешением из данных с высоким разрешением.

Пусть $P_{t,v}$ – внутрисдневная цена актива (в нашем случае – криптовалюты), записанная в день t , где t принадлежит интервалу $[1, T]$ в момент торговли v , с v , принадлежащим интервалу $[1, N_t]$, где N_t является числом торговых моментов с равными интервалами в течение дня t . Тогда внутрисдневная доходность может быть определена как

$$r_{t,v} = \log P_{t,v} - \log P_{t,v-1}. \quad (12)$$

Символьное представление временных рядов внутридневных возвратных циклов может быть выполнено посредством преобразования r_t через STSA в значения $S_{t,v}$, где:

$$S_{t,v} = \begin{cases} 1, & \text{если } r_{t,v} < 0 \\ 0, & \text{если } r_{t,v} > 0 \end{cases}. \quad (13)$$

Посредством этой трансформации временной ряд внутридневных доходностей операций символически представлен двоичной последовательностью 0 и 1, показывающей моменты времени, когда цены идут вверх или вниз. Используя внутридневные цены за один торговый день t , можно вычислить вероятность $p_t = Pr(S_{t,v} = 1)$. Тогда энтропия Шеннона для торгового дня t определяется по формуле (10). Наша рабочая гипотеза состоит в том, что ежедневный обменный курс биткоина коррелирует с дневной энтропией внутридневной доходности при помощи следующего соотношения:

$$P_t = \exp[\beta_0 + \beta_1 E n_t] \quad (14)$$

или

$$\ln(P_t) = \beta_0 + \beta_1 E n_t. \quad (15)$$

Энтропия, рассчитанная по формуле (10), должна положительно коррелировать с вероятностью экстремальных значений суточной доходности криптовалют. Предположение о том, что вероятность экстремальных отрицательных значений временного ряда может быть объяснена более высокими значениями энтропии, было подтверждено эмпирическим анализом.

Рассчитаем информационную энтропию Шеннона для рыночных цен биткоина. Для этого вычислим их дневную доходность $r_{t,v}$ по формуле (12), составим временной ряд из единиц и нулей $S_{t,v}$, учитывая условие (13). Далее найдем еженедельную вероятность p_t для каждого дня t появления единиц в ряду $S_{t,v}$ за прошлые пять рабочих дней по формуле $p_t = m_t / 5$, где m_t – количество единиц в текущей неделе. Затем по формуле (10) рассчитаем энтропию единиц во временном ряду $S_{t,v}$, то есть энтропию снижений логарифмированной ежедневной доходности биткоинов на всем анализируемом интервале времени:

$$S_t(X) = -\sum_{i=1}^5 p_{i,t} \log_2(p_{i,t}).$$

Фрагмент полученных результатов представлен на *рис. 4*. Анализируя данные, представленные на *рис. 4*, можно сделать вывод о том, что 8–10 января 2022 г., когда

рыночные цены были постоянны, энтропия тоже оставалась на одном и том же низком уровне. Далее (11 и 12 января 2022 г.) начался рост энтропии, что заранее предупреждает нас о будущем снижении стоимости биткоинов, несмотря на то, что в эти дни продолжался рост их цен до 43 901 долл. К 21 января энтропия увеличилась в два раза до 2,6, а биткоин стал стоить 38 513 долл. Такие полезные для трейдеров сигналы энтропия посылает на всем протяжении анализируемого периода времени с 01 января 2016 г. (рис. 5): с 3 ноября 2021 г. энтропия приращения цен биткоинов снижалась, цены росли; с 9 ноября энтропия начала расти, что просигнализировало о будущем снижении цен биткоинов. Результаты получились бы, наверное, еще более впечатляющими, если бы расчет энтропии можно было осуществить на внутрисдневных (пяти- или десятиминутных) данных по рыночным ценам биткоина, как это рекомендует теория гетерогенного рынка. Однако найти такие данные не удалось. Существенным недостатком в прогнозировании снижения цен криптовалют при помощи информационной энтропии является невозможность отличить слабые снижения цен от значительных их падений, так как любое снижение цен (значительное и не очень) кодируется в этом методе единицей.

В заключение исследования проверим, выполняется ли на практике соотношение (15), то есть могут ли текущие значения энтропии значимо объяснять динамику рыночных цен биткоинов. Построенное уравнение нелинейной регрессии оказалось статистически незначимым по всем основным характеристикам: коэффициент детерминации равен 0,0017, t -статистика Стьюдента коэффициента бета по модулю оказалась меньше двух. Следовательно, текущие значения энтропии не объясняют динамики текущих рыночных цен биткоинов. Такой результат является ожидаемым, так как энтропия заранее сигнализирует об изменении динамики рыночных цен. Поэтому, если выполнить регрессионный анализ логарифмированных цен биткоинов, но уже на лагированные значения энтропии, то энтропия начинает коррелировать с ценами биткоина при лаге, равном двум.

В проведенном исследовании проанализирована экономическая сущность криптовалют, показана многогранность и сложность этого цифрового явления. На протяжении уже тринадцати лет с момента появления биткоина экономисты не могут найти ответ на вопрос: является ли криптовалюта деньгами, инвестиционным активом, ценной бумагой, товаром или денежным суррогатом? Ответ может дать только будущее, когда криптовалюты либо навсегда исчезнут из сети Интернет, либо останутся в подчиненном положении у фиатных денег, либо вытеснят фиатные деньги из обращения в соответствии с законом Грешема. Каким бы ни был ответ на этот вопрос, криптовалюты существуют здесь и сейчас, рынок их развивается, а экономисты и математики пытаются анализировать их динамику. Характерной чертой современных криптовалют является высокая волатильность их рыночных цен, поэтому криптовалютных трейдеров интересуют методы и способы прогнозирования курсов криптовалют.

После анализа зарубежных публикаций был сделан вывод, что на информационно неоднородном рынке какого-либо актива, который получил название гетерогенного рынка, наилучшие прогнозные результаты может предоставить гетерогенная авторегрессионная модель реализованной волатильности. Проведенное тестирование ежедневных, недельных и ежемесячных динамик рыночных цен биткоина, эфириума и тезера позволило обнаружить информационную неоднородность этих финансовых инструментов. Применение гетерогенной авторегрессионной модели реализованной волатильности при прогнозировании рыночных цен криптовалют на один временной интервал вперед позволило получить хорошие результаты. Для повышения точности прогнозирования курсов криптовалют при принятии решений о покупке или продаже этих цифровых активов предложено выполнить дополнительный расчет информационной энтропии Шеннона исследуемого временного ряда. Полученные результаты позволяют сделать вывод, что криптовалюты могут составить существенную конкуренцию фиатным денежным знакам, так как они не только отлично выполняют одну из важнейших денежных функций (средство обращения), но и их рыночные цены, несмотря на достаточно высокую волатильность, вполне прогнозируемы.

Рисунок 1

Результаты тестирования рынка криптовалют на слабую форму эффективности

Figure 1

The results of testing the cryptocurrency market for a weak form of efficiency

Криптовалюта	Ежедневные данные	Еженедельные данные	Ежемесячные данные
Bitcoin	Рынок неэффективен: $\alpha = 0,0029$; t -статистика Стьюдента = 3,4; $\beta = -0,048$; t -статистика Стьюдента = -2,2; $R^2 = 0,003$	Рынок эффективен: $\alpha = 0$; t -статистика Стьюдента = 1,6 $\beta = -0,084$ t -статистика Стьюдента = -0,14; $R^2 = 0,008$	Рынок эффективен: $\alpha = 0,07$; t -статистика Стьюдента = 2,3; $\beta = 0,169$; t -статистика Стьюдента = 1,4; $R^2 = 0,03$
Ethereum	Рынок эффективен $\alpha = 0,093$; t -статистика Стьюдента = 1,4; $\beta = -0,0068$; t -статистика Стьюдента = -0,31; $R^2 = 0,00008$	Рынок неэффективен $\alpha = 0,024$; t -статистика Стьюдента = 2,6; $\beta = 0,13$; t -статистика Стьюдента = 2,3; $R^2 = 0,023$	Рынок эффективен $\alpha = 0,1$; t -статистика Стьюдента = 1,6; $\beta = 0,18$; t -статистика Стьюдента = 1,4; $R^2 = 0,07$
Tether	Рынок неэффективен $\alpha = 4,8$; t -статистика Стьюдента = 0,4; $\beta = -0,32$; t -статистика Стьюдента = -14; $R^2 = 0,1$	Рынок неэффективен $\alpha = 0,0001$; t -статистика Стьюдента = 0,47; $\beta = -0,15$; t -статистика Стьюдента = -2,95; $R^2 = 0,04$	Рынок неэффективен $\alpha = -0,0002$; t -статистика Стьюдента = -0,21; $\beta = -0,4$; t -статистика Стьюдента = -3,2; $R^2 = 0,19$

Источник: авторская разработка по данным сайта Investing.com. URL: www.investing.com

Source: Authoring, based on Investing.com website data. URL: www.investing.com data

Рисунок 2

Статистические характеристики построенных прогнозных моделей HAR(3)-RV для биткоина, эфириума и тезера

Figure 2

Statistical characteristics of the constructed HAR(3)-RV predictive models for Bitcoin, Ethereum, and Tether

Криптовалюта	α	β при $RV_t^{(d)}$	β при $RV_{t-1}^{(d)}$	β при $RV_t^{(w)}$	β при $RV_{t-1}^{(w)}$	β при $RV_t^{(m)}$	β при $RV_{t-1}^{(m)}$
Bitcoin $R^2 = 0,68$	0	-0,14 (-1,2)	-0,105 (-0,9)	2,61 (4,6)	-2,15 (-3,8)	7,06 (3,5)	-6,6 (-3,3)
Ethereum $R^2 = 0,67$	0	-0,167 (-1,3)	-0,205 (-1,8)	2,46 (3,5)	-2,72 (-4)	7,29 (3,5)	-5,14 (-2,3)
Tether $R^2 = 0,55$	0	-0,285 (-1,97)	-0,164 (-1,1)	1,78 (2,2)	-1,48 (-1,89)	8,5 (4)	-7,31 (-3,4)

Примечание. В скобках – t -статистика Стьюдента.

Источник: авторская разработка по данным сайта Investing.com. URL: www.investing.com

Source: Authoring, based on Investing.com website data. URL: www.investing.com data

Рисунок 3

Прогнозные и реально наблюдаемые значения криптовалют

Figure 3

Predicted and actually observed values of cryptocurrencies

Криптовалюта	Способ расчета зависимой переменной	Прогнозное значение $RV_{t+1}^{(d)}$ на 12.01.2022	Прогнозное значение цены криптовалюты на 12.01.2022 (предыдущее значение + спрогнозированное приращение)	Реально наблюдаемое значение цены криптовалюты на 12.01.2022	Процентное отклонение
Bitcoin	$RV_t^{(d)} = p_t^d - p_{t-1}^d$	1 963,9	42 733,2+1963,9 = 44 697,13	43 901	1,8
Ethereum		18,01	3 237,89+18,01 = 3 255,9	3 370,89	0,56
Tether		0,00055	1,0003 + 0,000055 = 1,000355	1,0004	0,005

Источник: авторская разработка по данным сайта Investing.com. URL: www.investing.com

Source: Authoring, based on Investing.com website data. URL: www.investing.com data

Рисунок 4

Исходные и промежуточные данные за январь 2022 г. для расчета информационной энтропии Шеннона снижений логарифмированной ежедневной доходности биткоинов

Figure 4

Initial and intermediate data for January 2022 to measure the Shannon information entropy of decline in Bitcoin's daily return in logarithmic form

Дата	Цена биткоинов, долл. США	$R_{t,v}$	$S_{t,v}$	p_t	Энтропия $En(X)$
21.01.2022	38 513,7	–	–	–	–
20.01.2022	42 364,6	0	0	0,285	2,611
19.01.2022	42 364,6	0	0	0,428	2,611
18.01.2022	42 364,6	0,00529	0	0,428	2,604
17.01.2022	42 209,3	–0,02943	1	0,428	2,604
16.01.2022	43 079,1	–0,0006	1	0,428	2,604
15.01.2022	43 097	0,00079	0	0,285	2,541
14.01.2022	43 073,3	0,01729	0	0,285	2,372
13.01.2022	42 560	–0,04476	1	0,428	2,202
12.01.2022	43 901	0,03889	0	0,428	1,869
11.01.2022	42 733,2	0,03074	0	0,571	1,536
10.01.2022	41 832,2	–0,00056	1	0,714	1,265
09.01.2022	41 848,3	0,00609	0	0,714	1,265
08.01.2022	41 672	0,00434	0	0,857	1,265

Источник: авторская разработка по данным сайта Investing.com. URL: www.investing.com

Source: Authoring, based on Investing.com website data. URL: www.investing.com data

Рисунок 5

Исходные и промежуточные данные за ноябрь 2021 г. для расчета информационной энтропии Шеннона снижений логарифмированной ежедневной доходности биткоинов

Figure 5

Initial and intermediate data for November 2021 to measure the Shannon information entropy of decline in Bitcoin's daily return in logarithmic form

Дата	Цена биткоинов, долл. США	$R_{t,v}$	$S_{t,v}$	p_t	Энтропия $En(X)$
18.11.2021	56 955,3	–0,08395	1	–0,807	2,077
17.11.2021	60 367,8	0,006676	0	–0,807	2,077
16.11.2021	60 089,1	–0,08188	1	–0,485	2,077
15.11.2021	63 597,9	–0,0427	1	–0,485	2,192
14.11.2021	65 508,2	0,024646	0	–0,807	2,306
13.11.2021	64 398,6	0,005929	0	–0,807	2,306
12.11.2021	64 134,5	–0,01504	1	–0,807	2,369
11.11.2021	64 806,7	–0,0028	1	–0,807	2,369
10.11.2021	64 932,6	–0,04316	1	–0,807	2,254
09.11.2021	66 904,4	–0,01338	1	–0,807	1,983
08.11.2021	67 527,9	0,093889	0	–1,222	1,869
07.11.2021	63 273,2	0,041386	0	–0,807	1,806
06.11.2021	61 483,9	0,012007	0	–0,485	1,806
05.11.2021	60 974,3	–0,01033	1	–0,222	1,806
04.11.2021	61 412,6	–0,03495	1	–0,485	2,077
03.11.2021	62 918,5	–0,00694	1	–0,807	2,192
02.11.2021	63 221,7	0,053615	0	–0,807	2,254

Источник: авторская разработка по данным сайта Investing.com. URL: www.investing.com

Source: Authoring, based on Investing.com website data. URL: www.investing.com data

Список литературы

1. *Tredinnick L.* Cryptocurrencies and the Blockchain. *Business Information Review*, 2019, vol. 36, iss. 1, pp. 39–44. URL: <https://doi.org/10.1177/0266382119836314>
2. *Masciandaro D.* Central Bank Digital Cash and Cryptocurrencies: Insights from a New Baumol – Friedman Demand for Money. *The Australian Economic Review*, 2018, vol. 51, iss. 4, pp. 540–550. URL: <https://doi.org/10.1111/1467-8462.12304>
3. *Dyhrberg A.H.* Bitcoin, Gold and the Dollar – A GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 2016, vol. 16, pp. 85–92. URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
4. *Bjerg O.* How is Bitcoin Money? *Theory, Culture and Society*, 2016, vol. 33, iss. 1, pp. 53–72. URL: <https://doi.org/10.1177/0263276415619015>
5. *Adeleke I., Zubairu U.M., Abubakar B. et al.* A Systematic Review of Cryptocurrency Scholarship. *International Journal of Commerce and Finance*, 2019, vol. 5, iss. 2, pp. 63–75. URL: <https://oaji.net/articles/2019/2748-1570514344.pdf>
6. *Иванченко И.С.* Методы тестирования эффективности финансового рынка // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2015. Т. 8. Вып. 21. С. 58–68. URL: <https://www.fin-izdat.ru/journal/fa/detail.php?ID=65969>
7. *Симановский А.Ю.* К вопросу об экономической природе криптовалюты // Вопросы экономики. 2018. № 9. С. 132–142. URL: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2018-9-132-142>
8. *Столбов М.И.* О некоторых последствиях внедрения блокчейна в финансах // Вопросы экономики. 2018. № 6. С. 133–145. URL: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2018-6-133-145>
9. *Столбов М.И.* К десятилетию рынка криптовалют: текущее состояние и перспективы // Вопросы экономики. 2019. № 5. С. 136–148. URL: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2019-5-136-148>
10. *Шайдуллина В.К.* Криптовалюта: прогноз развития в условиях современного финансового рынка // Экономические науки. 2018. № 12. С. 106–111. URL: https://ecsn.ru/files/pdf/201812/201812_106.pdf
11. *Erdas M.L., Caglar A.E.* Analysis of the Relationships Between Bitcoin and Exchange Rate, Commodities and Global Indexes by Asymmetric Causality Test. *Eastern Journal of European Studies*, 2018, vol. 9, iss. 2, pp. 27–45. URL: https://ejes.uaic.ro/articles/EJES2018_0902_ERD.pdf

12. *Williamson S.* Is Bitcoin a Waste of Resources? *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 2018, vol. 100, no. 2, pp. 107–115.
URL: <https://doi.org/10.20955/r.2018.107-15>
13. *Phillip A., Chan J., Peiris S.* On Long Memory Effects in the Volatility Measure of Cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 2019, vol. 28, pp. 95–100.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.04.003>
14. *Жилкин А.Н.* Способны ли криптовалюты вытеснить доллары в международных расчетах? // Вестник Евразийской науки. 2018. Т. 10. № 5.
URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sposobny-li-kriptovalyuty-vytesnit-dollar-v-mezhdunarodnyh-raschetah>
15. *Kjærland F., Khazal A., Krogstad E.A. et al.* An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics. *Journal of Risk and Financial Management*, 2018, vol. 11, iss. 4.
URL: <https://doi.org/10.3390/jrfm11040063>
16. *Mangla N., Bhat A., Avabratha G., Bhat N.* Bitcoin Price Prediction Using Machine Learning. *International Journal of Information and Computing Science*, 2019, vol. 6, iss. 5, pp. 318–320. URL: <https://www.researchgate.net/publication/333162007>
17. *Yecheng Yao, Jungho Yi, Shengjun Zhai et al.* Predictive Analysis of Cryptocurrency Price Using Deep Learning. *International Journal of Engineering and Technology*, 2018, vol. 7, no. 3.27, pp. 258–264. URL: <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i3.27.17889>
18. *Valencia F., Gómez-Espinosa A., Valdés-Aguirre B.* Price Movement Prediction of Cryptocurrencies Using Sentiment Analysis and Machine Learning. *Entropy*, 2019, vol. 21, iss. 6. URL: <https://doi.org/10.3390/e21060589>
19. *Kjærland F., Meland M., Oust A., Oyen V.* How can Bitcoin Price Fluctuations be Explained? *International Journal of Economics and Financial Issues*, 2018, vol. 8, iss. 3, pp. 323–332. URL: <http://econjournals.com/index.php/ijefi/article/view/6446>
20. *Corbet S., McHugh G., Meegan A.* The Influence of Central Bank Monetary Policy Announcements on Cryptocurrency Return Volatility. *Investment Management and Financial Innovations*, 2017, vol. 14, iss. 4, pp. 60–72.
URL: [https://doi.org/10.21511/imfi.14\(4\).2017.07](https://doi.org/10.21511/imfi.14(4).2017.07)
21. *Kristjanpoller W., Minutolo M.C.* A Hybrid Volatility Forecasting Framework Integrating GARCH, Artificial Neural Network, Technical Analysis and Principal Components Analysis. *Expert Systems with Applications*, 2018, vol. 109, pp. 1–11.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.05.011>
22. *Pele D.T., Mazurencu-Marinescu-Pele M.* Using High-Frequency Entropy to Forecast Bitcoin's Daily Value at Risk. *Entropy*, 2019, vol. 21, iss. 2.
URL: <https://doi.org/10.3390/e21020102>

23. Andersen T.G., Bollerslev T., Diebold F.X. Roughing it Up: Including Jump Components in the Measurement, Modeling, and Forecasting of Return Volatility. *The Review of Economics and Statistics*, 2007, vol. 89, iss. 4, pp. 701–720. URL: http://public.econ.duke.edu/~boller/Published_Papers/restat_07.pdf
24. Иванченко И.С. О монетарных функциях криптовалют // *Финансы и кредит*. 2019. Т. 25. Вып. 10. С. 2369–2384. URL: <https://doi.org/10.24891/fc.25.10.2369>
25. Corsi F. A Simple Approximate Long-Memory Model of Realized Volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 2009, vol. 7, iss. 2, pp. 174–196. URL: <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbp001>
26. Andersen T.G., Bollerslev T., Diebold F.X., Labys P. The Distribution of Realized Exchange Rate Volatility. *Journal of the American Statistical Association*, 2001, vol. 96, iss. 453, pp. 42–55. URL: <https://doi.org/10.1198/016214501750332965>
27. Хайек Ф.А. Частные деньги. М.: Институт национальной модели экономики, 1996. 118 с.
28. Daw C.S., Finney C.E.A., Tracy E.R. A Review of Symbolic Analysis of Experimental Data. *Review of Scientific Instruments*, 2003, vol. 74, iss. 2, pp. 915–930. URL: <https://doi.org/10.1063/1.1531823>

Информация о конфликте интересов

Я, автор данной статьи, со всей ответственностью заявляю о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

FORECASTING CRYPTOCURRENCY MARKET PRICES

Igor' S. IVANCHENKO

Rostov State University of Economics (RSUE),
Rostov-on-Don, Russian Federation
ivanchenko_is@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-9268-2103>

Article history:

Article No. 26/2022
Received 27 Jan 2022
Received in revised form
4 February 2022
Accepted 11 Feb 2022
Available online
28 February 2022

JEL classification: C32,
C53, E42

Keywords: Bitcoin,
efficiency, heterogeneous
market, realized volatility,
entropy

Abstract

Subject. This article explores the cryptocurrency market and the changes in the three most popular cryptocurrencies currently, namely Bitcoin, Ethereum and Tether, in particular.

Objectives. The article aims to answer the question whether it is possible to predict the cryptocurrency rate taking into account the high market value volatility or not.

Results. Testing the cryptocurrency market for information efficiency made it possible to choose the most adequate model for predicting the market prices of cryptocurrency, namely the Heterogeneous Autoregressive model of Realized Volatility – HAR-RV model. Despite the simplicity of the structure, the HAR-RV model shows good results in predicting the market prices of cryptocurrency. Taking into account that forecasting the changes in time series using regression models fails with unexpected spikes in market information, the Shannon entropy gets calculated, the values of which warn the researcher in advance about the growth or decline of the cryptocurrency rate. The article proposes to enhance the predictive properties of the HAR-RV model by calculating the Shannon information entropy for the studied time series.

Conclusions and Relevance. Currently, despite the high volatility of the cryptocurrency, the changes in its market price can be predicted quite accurately. Cryptocurrency meets all the Austrian School's requirements for money, and in the future, it will be able to compete with fiat currencies significantly. The proposed method of forecasting the changes in time series can be used by analysts and traders concerning their stock, exchange, and money market activities.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2022

Please cite this article as: Ivanchenko I.S. Forecasting Cryptocurrency Market Prices. *Financial Analytics: Science and Experience*, 2022, vol. 15, iss. 1, pp. 42–64.
<https://doi.org/10.24891/fa.15.1.42>

References

1. Tredinnick L. Cryptocurrencies and the Blockchain. *Business Information Review*, 2019, vol. 36, iss. 1, pp. 39–44. URL: <https://doi.org/10.1177/0266382119836314>
2. Masciandaro D. Central Bank Digital Cash and Cryptocurrencies: Insights from a New Baumol – Friedman Demand for Money. *The Australian Economic Review*, 2018, vol. 51, iss. 4, pp. 540–550. URL: <https://doi.org/10.1111/1467-8462.12304>

3. Dyhrberg A.H. Bitcoin, Gold and the Dollar – A GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 2016, vol. 16, pp. 85–92.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
4. Bjerg O. How is Bitcoin Money? *Theory, Culture and Society*, 2016, vol. 33, iss. 1, pp. 53–72. URL: <https://doi.org/10.1177/0263276415619015>
5. Adeleke I., Zubairu U.M., Abubakar B. et al. A Systematic Review of Cryptocurrency Scholarship. *International Journal of Commerce and Finance*, 2019, vol. 5, iss. 2, pp. 63–75. URL: <https://oaji.net/articles/2019/2748-1570514344.pdf>
6. Ivanchenko I.S. [Methods for testing the efficiency of the financial market]. *Finansovaya analitika: problemy i resheniya = Financial Analytics: Science and Experience*, 2015, vol. 8, iss. 21, pp. 58–68.
URL: <https://www.fin-izdat.ru/journal/fa/detail.php?ID=65969> (In Russ.)
7. Simanovskii A.Yu. [On the issue of crypto-currency economic nature]. *Voprosy Ekonomiki*, 2018, no. 9, pp. 132–142. (In Russ.)
URL: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2018-9-132-142>
8. Stolbov M.I. [On some implications of blockchain for financial sector]. *Voprosy Ekonomiki*, 2018, no. 6, pp. 133–145. (In Russ.)
URL: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2018-6-133-145>
9. Stolbov M.I. [The 10th anniversary of the cryptocurrency market: Its current state and prospects]. *Voprosy Ekonomiki*, 2019, no. 5, pp. 136–148. (In Russ.)
URL: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2019-5-136-148>
10. Shaidullina V.K. [Cryptocurrency: Development forecast in the conditions of the modern financial market]. *Ekonomicheskie nauki = Economic Sciences*, 2018, no. 12, pp. 106–111. URL: https://ecsn.ru/files/pdf/201812/201812_106.pdf (In Russ.)
11. Erdas M.L., Caglar A.E. Analysis of the Relationships Between Bitcoin and Exchange Rate, Commodities and Global Indexes by Asymmetric Causality Test. *Eastern Journal of European Studies*, 2018, vol. 9, iss. 2, pp. 27–45.
URL: https://ejes.uaic.ro/articles/EJES2018_0902_ERD.pdf
12. Williamson S. Is Bitcoin a Waste of Resources? *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 2018, vol. 100, no. 2, pp. 107–115.
URL: <https://doi.org/10.20955/r.2018.107-15>
13. Phillip A., Chan J., Peiris S. On Long Memory Effects in the Volatility Measure of Cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 2019, vol. 28, pp. 95–100.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.04.003>

14. Zhilkin A.N. [Are cryptocurrencies able to displace dollars in international payments?]. *Vestnik Evraziiskoi nauki*, 2018, vol. 10, no. 5. (In Russ.)
URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sposobny-li-kriptovalyuty-vytesnit-dollar-v-mezhdunarodnyh-raschetah>
15. Kjærland F., Khazal A., Krogstad E.A. et al. An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics. *Journal of Risk and Financial Management*, 2018, vol. 11, iss. 4.
URL: <https://doi.org/10.3390/jrfm11040063>
16. Mangla N., Bhat A., Avabratha G., Bhat N. Bitcoin Price Prediction Using Machine Learning. *International Journal of Information and Computing Science*, 2019, vol. 6, iss. 5, pp. 318–320. URL: <https://www.researchgate.net/publication/333162007>
17. Yecheng Yao, Jungho Yi, Shengjun Zhai et al. Predictive Analysis of Cryptocurrency Price Using Deep Learning. *International Journal of Engineering and Technology*, 2018, vol. 7, no. 3.27, pp. 258–264. URL: <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i3.27.17889>
18. Valencia F., Gómez-Espinosa A., Valdés-Aguirre B. Price Movement Prediction of Cryptocurrencies Using Sentiment Analysis and Machine Learning. *Entropy*, 2019, vol. 21, iss. 6. URL: <https://doi.org/10.3390/e21060589>
19. Kjærland F., Meland M., Oust A., Oyen V. How can Bitcoin Price Fluctuations be Explained? *International Journal of Economics and Financial Issues*, 2018, vol. 8, iss. 3, pp. 323–332. URL: <http://econjournals.com/index.php/ijefi/article/view/6446>
20. Corbet S., McHugh G., Meegan A. The Influence of Central Bank Monetary Policy Announcements on Cryptocurrency Return Volatility. *Investment Management and Financial Innovations*, 2017, vol. 14, iss. 4, pp. 60–72.
URL: [https://doi.org/10.21511/imfi.14\(4\).2017.07](https://doi.org/10.21511/imfi.14(4).2017.07)
21. Kristjanpoller W., Minutolo M.C. A Hybrid Volatility Forecasting Framework Integrating GARCH, Artificial Neural Network, Technical Analysis and Principal Components Analysis. *Expert Systems with Applications*, 2018, vol. 109, pp. 1–11.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.05.011>
22. Pele D.T., Mazurencu-Marinescu-Pele M. Using High-Frequency Entropy to Forecast Bitcoin's Daily Value at Risk. *Entropy*, 2019, vol. 21, iss. 2.
URL: <https://doi.org/10.3390/e21020102>
23. Andersen T.G., Bollerslev T., Diebold F.X. Roughing it Up: Including Jump Components in the Measurement, Modeling, and Forecasting of Return Volatility. *The Review of Economics and Statistics*, 2007, vol. 89, iss. 4, pp. 701–720.
URL: http://public.econ.duke.edu/~boller/Published_Papers/restat_07.pdf

24. Ivanchenko I.S. [On the monetary functions of cryptocurrency]. *Finansy i kredit = Finance and Credit*, 2019, vol. 25, iss. 10, pp. 2369–2384. (In Russ.)
URL: <https://doi.org/10.24891/fc.25.10.2369>
25. Corsi F. A Simple Approximate Long-Memory Model of Realized Volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 2009, vol. 7, iss. 2, pp. 174–196.
URL: <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbp001>
26. Andersen T.G., Bollerslev T., Diebold F.X., Labys P. The Distribution of Realized Exchange Rate Volatility. *Journal of the American Statistical Association*, 2001, vol. 96, iss. 453, pp. 42–55. URL: <https://doi.org/10.1198/016214501750332965>
27. Hayek F.A. *Chastnye den'gi* [The Denationalisation of Money]. Moscow, Institut natsional'noi modeli ekonomiki Publ., 1996, 118 p.
28. Daw C.S., Finney C.E.A., Tracy E.R. A Review of Symbolic Analysis of Experimental Data. *Review of Scientific Instruments*, 2003, vol. 74, iss. 2, pp. 915–930.
URL: <https://doi.org/10.1063/1.1531823>

Conflict-of-interest notification

I, the author of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.