

DOI: 10.26794/2587-5671-2021-25-5-150-171

УДК 336.76,519.2(045)

JEL C22, C52, C58, E44, G12

Эволюция криптовалюты биткоин как финансового актива

К.Д. Шилов^а ✉, А.В. Зубарев^б

Институт прикладных экономических исследований РАНХиГС, Москва, Россия

^а <https://orcid.org/0000-0002-2149-3946>; ^б <https://orcid.org/0000-0003-2945-5271>

✉ Автор для корреспонденции

АННОТАЦИЯ

В 2020 г. дискуссия вокруг криптовалют развернулась с новой силой на фоне роста котировок, превысивших уровень конца 2017 г. **Целью** настоящей работы является анализ возможных факторов ценообразования биткоина на различных этапах становления рынка криптовалют: до пузыря 2017 г., после него и во время пандемии COVID-19. Основным **методом** анализа являются модели условной гетероскедастичности с использованием условного обобщенного нормального распределения (GARCH-GED). В качестве возможных факторов, связанных с динамикой биткоина, использованы две группы показателей. Первая группа представляет из себя различные количественные показатели, связанные непосредственно с биткоином (внутренние факторы)? — объемы биржевой торговли, объем транзакций в блокчейне биткоина, количество новых и активных кошельков, хэшрейт, объем комиссий в блокчейне, а также динамика поисковых запросов Google Trends. Во вторую группу переменных входят доходности различных финансовых активов — индексов рынков акций, облигаций, товаров и валют. **Результаты** анализа демонстрируют отсутствие устойчивой корреляции каких-либо из рассматриваемых факторов с доходностями биткоина на протяжении всех рассматриваемых периодов. Так, в период до пузыря 2017 г. внутренние факторы и доходности биткоина демонстрировали в целом сонаправленную динамику, однако после 2017 г. ситуация изменилась. К началу 2021 г. значительно выросла корреляция между доходностями биткоина и традиционными финансовыми активами. Сделан **вывод**, что биткоин становится востребованным средством диверсификации в качестве высокорискового актива, имеющего, однако, по состоянию на начало 2021 г. некоторые признаки пузыря. Повышенный спрос на потребность инвестирования в биткоин с помощью различных биржевых инструментов (ETF на криптовалюты) в ближайшем будущем может привести к дальнейшему росту цены данной криптовалюты в случае, если такие инструменты будут зарегистрированы на бирже. **Ключевые слова:** криптовалюта; блокчейн; биткоин; GARCH; финансовые рынки; финансовые активы; COVID-19; Google Trends

Для цитирования: Шилов К.Д., Зубарев А.В. Эволюция криптовалюты биткоин как финансового актива. *Финансы: теория и практика*. 2021;25(5):150-171. DOI: 10.26794/2587-5671-2021-25-5-150-171

Evolution of Bitcoin as a Financial Asset

K.D. Shilov^а ✉, A.V. Zubarev^б

Institute of Applied Economic Study, RANEP, Moscow, Russia

^а <https://orcid.org/0000-0002-2149-3946>; ^б <https://orcid.org/0000-0003-2945-5271>

✉ Corresponding author

ABSTRACT

The cryptocurrency market debate resumed in 2020 with renewed vigour as the price of Bitcoin surpassed late 2017 highs. This study **aims** to analyse possible factors of Bitcoin's pricing at various cryptocurrency market development stages — before the 2017 price bubble, after and during the COVID-19 pandemic. The main **method** of analysis is a generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model with conditional generalized error distribution (GARCH-GED). Two groups of indicators are used as possible factors related to the Bitcoin dynamics. The first group consists of various quantitative indicators directly related to Bitcoin (the so-called internal factors) — the volume of exchange trade, the volume of transactions in the Bitcoin blockchain, the number of new and active wallets, hash rate, the sum of fees paid in the blockchain, as well as the dynamics of Google Trends search queries. The second group is the return on various financial assets — stock and bond indexes, commodities, and currency markets. The **results** of the analysis demonstrate the absence of a stable correlation between any of the factors under consideration and Bitcoin returns in all the periods that we focus on. In the period before the 2017 price bubble, the internal factors and Bitcoin returns

showed generally co-directional dynamics, but the situation changed in 2018. In early 2021, the correlation between Bitcoin and traditional financial assets returns has increased significantly. We can **conclude** that Bitcoin is becoming a popular means of diversification as a high-risk asset, which, however, follows the pattern of a speculative bubble at the beginning of 2021. The increased demand for the need to invest in Bitcoin using various exchange-traded instruments (ETFs for cryptocurrencies) may soon lead to a further increase in the price of this cryptocurrency if such instruments are registered on the exchange.

Keywords: cryptocurrency; blockchain; Bitcoin; GARCH; financial markets; financial assets; COVID-19; Google Trends

For citation: Shilov K.D., Zubarev A.V. Evolution of Bitcoin as a financial asset. *Finance: Theory and Practice*. 2021;25(4):150-171. DOI: 10.26794/2587-5671-2021-25-4-150-171

ВВЕДЕНИЕ

Криптовалюты представляют собой интересный феномен второго десятилетия XXI в. С момента своего появления и первой ценовой котировки в 2010 г. в размере 8 центов США цена на первую и самую крупную по капитализации криптовалюту биткоин успела взлететь до 20 тыс. долл. США в конце 2017 г. (что уже тогда казалось исключительным событием), после чего подешеветь до 3,3 тыс. во второй половине 2018 г., а в марте 2021 г. преодолеть отметку в 60 тыс. долл.

Аналогичные взлеты и падения переживают и прочие криптовалюты. Такая волатильность и возможность получить доходность в сотни тысячи процентов естественным образом привлекли внимание большого количества игроков фондового рынка, розничных инвесторов и экономистов. Дебаты вокруг сущности и возможных факторов ценообразования криптовалют ведутся до сих пор как в коридорах хэдж-фондов и центральных банков, так и на страницах академических журналов.

В данной работе мы постараемся внести свой вклад в дискуссию о возможных факторах ценообразования крупнейшей криптовалюты — биткоина. В частности, мы проверим, насколько доходности биткоина коррелируют со специфичными для данной криптовалюты факторами, такими как объем биржевой торговли, активность в распределенном реестре, количество активных и новых кошельков/адресов, а также объем комиссий. С помощью показателя динамики популярности поисковых запросов в поисковике Google (с помощью сервиса Google Trends) по соответствующим ключевым словам мы оценим, насколько сильно доходности криптовалют зависят от общественного внимания к ним.

Довольно много исследователей проверяли наличие связи между доходностями криптовалют и традиционными финансовыми активами. В большей части данные работы констатировали ее отсутствие, что открывало возможность включения некоторой (обычно малой) доли криптовалют в инвестиционный портфель для получения более высокой ожидаемой доходности при том же уровне

риска [1]. Тем не менее мы выдвигаем гипотезу, что в период до конца 2017 — начала 2018 г., который многие исследователи определяют как «пузырь» [1], криптовалюты представляли из себя крайне «маргинальный» класс активов с относительно невысокой капитализацией и популярностью в узких кругах.

Резкий рост котировок криптовалют в 2017 г. в существенной степени подогрел интерес к данному классу активов, что способствовало распространению информации о нем на более широкую аудиторию. Хотя падение 2018 г. оказалось крайне болезненным для вновь прибывших инвесторов, а интереса к данной теме стало несколько меньше, схлопывание пузыря 2017 г. значительно изменило рынок криптовалют. Более того, пандемия COVID-19 стала началом нового этапа эволюции рынка криптовалют и привела к существенным изменениям его характеристик. В частности, рынок криптовалют стал в большей степени сонаправлен с рынком акций.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Технологической базой любой криптовалюты является технология распределенного реестра (distributed ledger technology, DLT), одной из реализаций которой является блокчейн [2]. У каждой криптовалюты существует свой собственный распределенный реестр, причем некоторые из них, по факту, даже не являются блокчейнами. Более того, сами криптовалюты могут отличаться по своим функциям и не все из них стремятся или способны выполнять роль «новой мировой валюты» [3], а, следовательно, механизмы ценообразования могут отличаться.

Значительное число исследователей моделируют криптовалюту (неважно какую) как меру платежа в рамках некоторого сервиса и платформы, а рост цены такой криптовалюты обеспечивается за счет различных эффектов. Так, M. Sockin и W. Xiong [4] моделируют цену криптовалюты как средство платежа на некоторой децентрализованной платформе для обмена товарами и услугами, где пользователи платформы формируют спрос на токены, однако

рост спекулятивного спроса для осуществления краткосрочных сделок способен вывести рынок из равновесия.

J. S. Gans и H. Halaburda [5] на основе теоретической модели цифровой валюты, обслуживающей некоторую платформу, пришли к выводу, что использование или экспансия такой криптовалюты за пределами платформы маловероятна.

V. Biais и др. [6] построили модель равновесной цены биткоина, исходя из возможных преимуществ и издержек пользования им, с помощью которой продемонстрировали, что действия регуляторов, ведущие к уменьшению издержек или росту выгод использования биткоина как средства платежа, положительно влияют на цену криптовалюты.

L. W. Cong, Y. Li и N. Wang [7] разработали динамическую модель ценообразования криптовалют, являющихся средствами платежа в рамках некоторой платформы. Они продемонстрировали, что рост числа пользователей платформы, с одной стороны, приводит к росту спроса на токен данной платформы для осуществления транзакций, а с другой — к росту ожидаемой доходности от роста цен ввиду спроса, что приводит к эндогенному риску в доходностях токена и к взрывной ценовой динамике.

Вопросу конкуренции биткоина с другими платежными системами посвящена работа J. Chiu и T. V. Koerpl [8], в которой авторы показали, что биткоин сможет конкурировать с традиционными платежными системами в случае, если будет преодолена проблема масштабируемости, а также увеличена скорость обработки транзакций.

Одной из самых значительных работ в части оценки справедливой стоимости биткоина и построенных на его исходном коде криптовалют является работа A. S. Hayes [9], в которой автор продемонстрировал, что в качестве оценки фундаментальной стоимости можно использовать величину предельных затрат на майнинг.

Практически все криптовалюты (за исключением, разве что, биткоина и отдельных форков от других криптовалют) появились в результате первичного предложения монет (ICO) — механизма, позволяющего создателям получить первоначальные средства на развитие своей платформы от широкой общественности на ранних этапах.

В теоретической работе C. Catalini и J. S. Gans [10] проанализированы возможные стратегии инициаторов ICO по достижению максимальной стоимости их токенов, а в работе J. Chod и E. Lyanderes [11] разобраны преимущества и недостатки ICO по сравнению с венчурным инвестированием.

Эмпирическому анализу долгосрочных факторов доходности и выживаемости токенов после ICO посвящена работа А. Симонова и В. Зямалова [12], которые, однако, продемонстрировали, что основным фактором высокой доходности ICO являются общие настроения на рынке криптовалют.

Большое количество работ посвящено исследованию криптовалют как нового класса финансовых активов: к чему их свойства ближе — к акциям, валютам или товарам; насколько эффективно их ценообразование; как они связаны с рынками других активов.

Концептуальные особенности биткоина, заключающиеся в его ограниченном предложении и необходимости его «добычи» (майнинга), навели некоторых исследователей на мысль, что по своим свойствам первая криптовалюта может быть схожа с золотом (см., например, [13]). Однако дальнейшие исследования данного вопроса продемонстрировали спорность данного тезиса. Например, в работе D. G. Vaar, T. Dimpfl и K. Kuck [14] авторы с помощью моделей условной гетероскедастичности (GARCH) показали, что свойства ряда доходностей и волатильности биткоина отличаются от соответствующих рядов для золота и фондовых индексов.

Отличия между биткоином и золотом были также освещены в работе T. Klein, H. Pham Thu, T. Walther [15], в которой авторы с помощью моделей асимметричной степенной GARCH (APGARCH), частично интегрированной APGARCH, а также многомерной GARCH (BEKK-GARCH) показали, что биткоин не может служить инструментом хэджирования, в отличие от золота, так как добавление биткоина (или портфеля из крупнейших криптовалют, выраженного через индекс CRIX) приводит к более сильным падениям стоимости портфеля во время спада на рынках.

S. J. H. Shahzad и др. [16] также продемонстрировали, что биткоин не имеет свойств «тихой гавани» (weak safe-heaven property) для развитых и развивающихся (за исключением Китая) рынков.

С другой стороны, A. Urquhart и H. Zhang [17] с помощью моделей асимметричной динамической условной корреляции (ADCC-GARCH) показали, что биткоин может быть инструментом краткосрочного внутрисуточного хэджирования во время повышенной волатильности на некоторых валютных рынках (канадский доллар, евро и британский фунт). В работе S. J. H. Shahzad и др. [18] анализируется обратная сторона: могут ли традиционные валюты выступать в качестве хэджа для крупнейших криптовалют (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin). Авторы показали, что на выборке с 07.08.2015 по

31.07.2019 г. наилучшим хэджем для криптовалют являлась японская йена.

Криптовалюты, а в особенности биткоин, часто позиционируются как средства платежа. В работе F. Glaser и др. [19] предпринимается попытка с помощью эмпирических методов ответить на вопрос, чем же на самом деле является биткоин — спекулятивным активом или средством платежа? С помощью GARCH-моделей авторы проанализировали дневные доходности биткоина, а также ежедневные биржевые и блокчейн объемы и пришли к выводу, что основной мотив покупателей криптовалюты — спекуляции.

К аналогичным выводам пришли D. G. Baur, K. Hong, A. D. Lee [20], продемонстрировавшие с помощью информации из блокчейна биткоина, что лишь малая часть владельцев криптовалюты регулярно совершает какие-либо транзакционные операции. Также в данной работе авторы продемонстрировали, что доходности крупнейшей криптовалюты не коррелированы с доходностями традиционных финансовых активов (акций, облигаций, товаров, валют).

В работе Г.О. Крылова, А.Ю. Лисицына и Л.И. Полякова [21] продемонстрировано, что ведущие криптовалюты отличаются волатильностью существенно более высокой, чем курсы фиатных валют, что указывает на преждевременность определения криптовалют как средств платежа.

В работе Y. Liu и A. Tsyvynkiy [22] проведено масштабное исследование возможных факторов, способных предсказать доходности ведущих криптовалют (Bitcoin, Ethereum, Ripple). В частности, авторы продемонстрировали, что доходности криптовалют в значительной степени можно объяснить такими специфичными для криптовалют факторами, как изменение количества открытых кошельков, активных адресов, всех и отдельно платежных транзакций на блокчейне. Авторы не обнаружили значимой корреляции между доходностями криптовалют и другими финансовыми активами, а также факторами Фама-Френча, макроэкономическими показателями. Единственными показателями, значимо влияющими на будущие доходности криптовалют и в некоторой степени способными предсказать движение цены, оказались моментум (импульс движения цены) и внимание инвесторов, выраженные через относительную частоту поисковых запросов в Google и Wikipedia. На наличие двусторонней связи между запросами в Google и доходностями биткоина также указывают результаты работы S. Dastgir и др. [23], полученные с помощью основанного на копулах теста наличия причинности по Грейнджеру.

В другой работе эти же авторы [24] предприняли попытку построения специфичных для криптовалютного рынка факторов аналогичных рыночным факторам Фама-Френча и не только. С помощью моделирования портфелей, отражающих те или иные факторы, было продемонстрировано, что лишь три фактора — капитализация рынка криптовалют, размер и моментум — способны объяснить ожидаемую доходность данного класса активов.

Многие исследователи также занимаются анализом волатильности криптовалют. J. Chu и др. [25] рассмотрели 12 различных спецификаций GARCH моделей для 7 крупнейших криптовалют. Самыми подходящими спецификациями оказались интегрированный GARCH (IGARCH) и асимметричный GARCH (GJR-GARCH), что говорит о высокой устойчивости волатильности (эффект бесконечной памяти) доходностей криптовалют, а также о наличии асимметричной реакции волатильности на шоки доходностей.

Исследованию асимметричной реакции рынка криптовалют на новости посвящена работа М. Малкиной и В. Овчинникова [26], в которой авторы с помощью моделей GARCH с марковскими переключениями и моделей гетерогенной автокорреляционной реализованной волатильности (HAR-RV) в том числе показали, что наличие и размер эффекта асимметрии зависит от фазы (растущей, падающей) и уровня волатильности (высокой, низкой) рынка криптовалют. Асимметричное влияние позитивных и негативных новостей на доходность биткоина в том числе было продемонстрировано в работе Е.А. Федоровой, К.З. Бечвая и О.Ю. Рогова [27], причем авторы показали, что влияние негативных новостей сильнее.

В работе Н.А. Aalborg, P. Molnár, J.E. de Vries [28] с помощью HAR-RV и панельных регрессий была обнаружена корреляция между волатильностью и объемом биржевых торгов криптовалют. Авторы не обнаружили корреляции между доходностями криптовалют и традиционными финансовыми активами, а также некоторыми макроэкономическими факторами. В исследовании D. Bianchi [29] с помощью панельных регрессий также показано, что волатильность криптовалют коррелирует с объемом торговли, который, в свою очередь, может быть предсказан прошлыми доходностями. В другой работе того же автора [30] показано, что фактор совместного влияния лагов торгового объема и доходности (т.е. перемножение данных показателей) положительно и значимо коррелирует с будущими доходностями криптовалют.

ДАнные И МЕТОДОЛОГИЯ

Данные

В качестве основного источника данных для рядов цен криптовалют в долларах США используется база сайта Cryptocompare. С. Alexander и M. Dakos [31] в своем исследовании показали, что цены данного сервиса наибольшим образом подходят для проведения исследований или практического использования. В данной работе исследуются факторы ценообразования биткоина, однако для сравнения мы также используем ряды цен других крупнейших криптовалют — Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Ripple (XRP), Cardano (ADA), Litecoin (LTC), Stellar (XLM). Временной интервал выборки — с 01.01.2013 по 31.01.2021 г. В табл. 1 представлена описательная статистика логарифмических доходностей криптовалют.

В динамике цен криптовалют неоднократно обнаруживались пузыри¹. Мы исключим периоды пузырей на рынке криптовалют из рассмотрения, так как им соответствуют особые (взрывные) процессы порождения данных, изучение которых выходит за рамки данной работы.

Многие исследователи определяли два крупных пузыря — в конце 2013 и в конце 2017 г. Конкретные даты их начала и конца разнятся от исследования к исследованию и зависят от тестов, с помощью которых они проводились, выбираемой ширины окна, методики подсчета критических значений статистик и т.д.

В настоящей работе мы ориентируемся на результаты других исследований, однако конкретные границы периодов выбираем некоторым усредненным образом. На рис. 1 цветом закрашены два периода пузыря, которые мы исключим из нашего рассмотрения — с 01.01.2013 по 01.04.2014 г. и с 01.05.2017 по 01.05.2018 г. Так или иначе, небольшой сдвиг границ выделяемых пузырей не будет оказывать существенного влияния на результаты.

Таким образом, период между двумя выделенными пузырями (с 01.04.2014 по 01.05.2017 г.) мы будем обозначать как «период становления» рынка, когда криптовалюты были известны лишь в относительно узком кругу, а период после пузыря в конце 2017 г. — «период зрелости», когда криптовалюты стали известны широкой общественности. Естественным образом период зрелости также включает и период пандемии COVID-19, начало которой в данной работе мы соотносим с началом падения на фондовых рынках на ее фоне, т.е. с 01.03.2020 г.

Таким образом, период зрелости мы будем рассматривать как полностью, так и отдельно до пандемии — с 01.05.2018 до 01.03.2020 г. — и в течение нее — с 01.03.2020 и по 31.01.2020 г.

Помимо непосредственно дневных цен закрытия в исследовании используется ряд возможных внутренних факторов, приведенных в табл. 2.

Все факторы рассматриваются в виде первой разности логарифмов $\ln(x_t) - \ln(x_{t-1})$. Те показатели, что выражены в криптовалюте — *trans*, *vol_b*, *fee_m* и *fee_t* — переведены в доллары США посредством умножения на среднее от максимального и минимального значения курса биткоина за день.

В литературе отмечается, что одним из важных факторов ценообразования криптовалют является интерес со стороны широкой общественности. В данной работе в качестве прокси-переменной такого интереса используется динамика поисковых запросов в Google, предоставленных с помощью сервиса Google Trends², по таким ключевым словам, как *bitcoin*, *blockchain*. Специфика показателя динамики популярности того или иного поискового запроса в Google состоит в том, что поисковик предоставляет не абсолютные, а относительные значения популярности за выбранный период, причем значение в точке (день/неделя/месяц), когда анализируемый поисковый запрос был наиболее популярным принимается за 100, а остальные точки нормируются относительно этого максимума. Более того, размерность (минуты, часы, день, неделя, месяц) ряда динамики поисковых запросов зависит от выбираемого периода построения. Так, при выборе 7-дневного периода сервис предоставляет разбивку по часам, для квартала (90 дней) — по дням, для года — по неделям и, наконец, для нескольких лет — по месяцам.

Для получения дневной динамики поисковых запросов за период с 01.01.2013 по 31.01.2021 г. сначала были выгружены месячные ряды для каждого запроса за весь период. Далее для каждого месяца начиная с января 2013 г. мы последовательно выгрузили дневные данные, поделили их на 100 и умножили на полученные ранее для каждого месяца значения динамики популярности данного запроса. Полученные ряды представлены на рис. 2, а в табл. 3 представлена описательная статистика внутренних факторов.

В данной работе в качестве традиционных финансовых активов мы используем значения индексов S&P500, MSCI All Countries World Index (MSCI ACWI), MSCI Emerging Markets Index (MSCI

¹ Например, Li Z.-Z., Tao R., Su C.-W., Lobonç O.-R. Does Bitcoin bubble burst? Quality & Quantity. 2019;53(1):91–105.

² URL: <https://trends.google.com/> (дата обращения: 10.02.2021).

Таблица 1 / Table 1

**Описательная статистика рядов доходностей криптовалют /
Descriptive statistics of cryptocurrency returns**

Крипто-валюта / Cryptocurrency	Первое наблюдение / First observation	Количество / Number of observations	Среднее / Mean	Стандартное отклонение / Standard deviation	Минимум / Minimum	Максимум / Maximum	Коэффициент асимметрии / Skewness	Коэффициент эксцесса / Kurtosis
BTC	01.01.2013	2954	0,0027	0,0590	-0,8488	1,4744	4,55	164,65
LTC	24.10.2013	2658	0,0013	0,0842	-0,9742	0,8941	0,39	43,47
XRP	21.01.2015	2204	0,0015	0,0865	-0,7791	1,0280	1,24	30,56
ETH	07.08.2015	2006	0,0031	0,0688	-1,2336	0,4362	-2,87	56,56
XLM	12.02.2016	1817	0,0027	0,0895	-0,9097	1,0526	1,48	24,72
BNB	24.08.2017	1258	0,0024	0,0668	-0,5664	0,4951	-0,08	11,46
ADA	01.10.2017	1220	0,0023	0,0762	-0,5389	0,8621	1,93	22,94

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com 021) / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.



Рис. 1 / Fig. 1. Динамика цены биткоина в логарифмической шкале / Dynamics of logarithmic Bitcoin prices

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com.

Внутренние факторы биткоина / Internal factors of Bitcoin

Переменная / Variable	Название в источнике / Name in the source	Описание / Description	Источник / Source
vol_t	volumeto	Сумма всех сделок по рассматриваемой криптовалюте на всех криптовалютных биржах за один день (в долларах США)	Cryptocompare.com
new	new_addresses	Количество созданных в этот день адресов (кошельков) на блокчейне криптовалюты	Cryptocompare.com
act	active_addresses	Количество адресов, совершивших хотя бы одну транзакцию в течение дня	Cryptocompare.com
trans	average_transaction_value	Средний размер транзакций в течение дня, выраженный в нативной криптовалюте (основной валюте распределенного реестра)	Cryptocompare.com
hash	hashrate	Средняя дневная сложность (хэшрейт) для формирования нового блока в блокчейне (терахэшей в секунду, ТН/с)	Cryptocompare.com
vol_b	TxFrValAdjNtv	Количество единиц криптовалюты перемещенной между адресами за день	Coinmetrics.io
fee_m	FeeMeanNtv	Средняя комиссия за транзакцию в блокчейне за день, выраженная в единицах криптовалюты	Coinmetrics.io
fee_t	FeeTotNtv	Общая сумма транзакционных комиссий за день, выраженная в единицах криптовалюты	Coinmetrics.io

Источник / Source: Cryptocompare.com, Coinmetrics.io (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

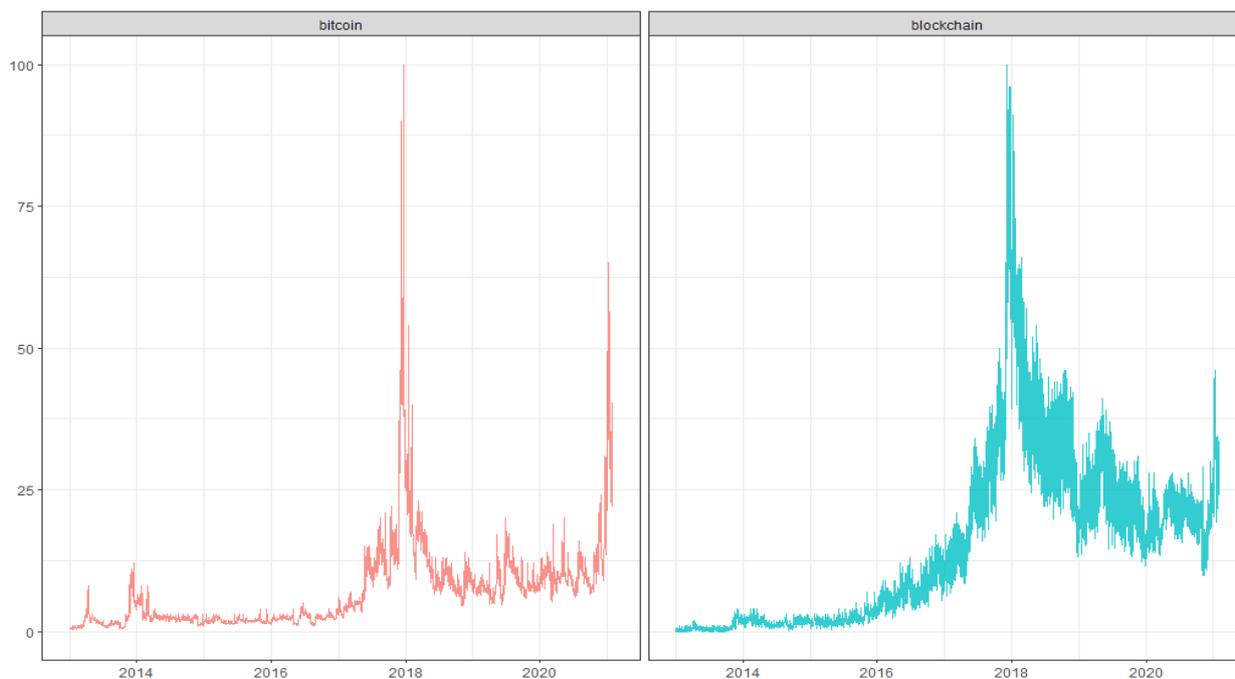


Рис. 2 / Fig. 2. Динамика популярности поисковых запросов / Leading search queries dynamics

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных сервиса Google Trends / authors' calculations based on the data from Google Trends. URL: <https://trends.google.com> / (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Таблица 3 / Table 3

**Описательная статистика внутренних факторов (разность логарифмов) /
Descriptive statistics of internal factors (logarithmic differences)**

Фактор / Factor	Среднее / Mean	Стандартное отклонение / Standard deviation	Минимум / Minimum	Максимум / Maximum	Коэффициент асимметрии / Skewness	Коэффициент эксцесса / Kurtosis
vol_t	0,0028	0,5079	-2,3428	2,7154	0,27	1,09
vol_b	0,0026	0,2981	-1,3445	1,9035	0,31	1,63
new	0,0011	0,1356	-0,7108	0,8883	0,32	1,66
act	0,0011	0,1260	-0,4604	0,6470	0,47	1,14
trans	0,0020	0,3153	-2,8745	2,4190	0,19	7,58
hash	0,0052	0,1159	-0,4828	0,6042	0,14	0,75
fee_m	0,0025	0,2301	-2,1384	1,9287	0,35	17,03
fee_t	0,0032	0,2692	-2,2495	2,0513	0,24	9,93
«bitcoin»	0,0166	0,1891	-0,7308	2,5714	2,52	18,53
«blockchain»	0,1819	1,1610	-1,0000	9,7143	6,83	52,29

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 2954 в период с 01.01.2013 по 31.01.2021 г. / Number of observations – 2954 from 01.01.2013 to 31.01.2021.

EM), MSCI Emerging Markets Asia (MSCI EM-Asia), FTSE World Government Bond Index (динамика взята через динамику цены паев биржевого фонда IGOV), CBOE Volatility Index (VIX), а также индекса доллара (DXY), цен на золото и нефть марки Brent. Источником всех данных является Yahoo.Finance³, кроме индексов MSCI, взятых с сайта Investing.com⁴. В табл. 4 представлена описательная статистика логарифмических доходностей традиционных финансовых активов.

МЕТОДОЛОГИЯ

Для анализа взаимосвязи тех или иных переменных с доходностями криптовалют мы используем модели условной обобщенной гетероскедастичности GARCH (1,1). В общем виде модели выглядят следующим образом:

$$r_t = \mu + x_t' \theta + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \eta_t, \quad \eta_t \sim i.i.d. GED(0,1,\kappa), \quad (2)$$

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + x_t' c, \quad (3)$$

где r_t – логарифмическая доходность криптовалют ($\ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$); x_t' – вектор независимых переменных.

Выбор моделей данного класса обуславливается наличием гетероскедастичности в рядах доходностей финансовых активов и криптовалют [32], учет которой требуется для получения корректных доверительных интервалов и инференции (статистических выводов). К некорректным оценкам доверительных интервалов также может приводить использование неподходящего условного распределения ошибок, которые в стандартной GARCH-модели полагаются нормально распределенными. В академической литературе, посвященной анализу динамики доходностей, проблема несоответствия распределения доходностей активов нормальному распределению поднимается давно (см, например, [33, 34]). В частности, было показа-

³ URL: <https://finance.yahoo.com/> (дата обращения: 10.02.2021).

⁴ URL: <https://www.investing.com/> (дата обращения: 10.02.2021).

Описательная статистика доходностей традиционных финансовых активов /
Descriptive statistics of traditional financial assets

Актив / Asset	Среднее / Mean	Стандартное отклонение / Standard deviation	Минимум / Minimum	Максимум / Maximum	Коэффициент асимметрии / Skewness	Коэффициент эксцесса / Kurtosis
brent	-0,00024	0,02055	-0,27976	0,27419	-0,66	39,22
dxy	0,00004	0,00346	-0,02399	0,02032	0,00	4,13
eurusd	-0,00003	0,00423	-0,02814	0,03126	0,02	6,02
gold	0,00003	0,00825	-0,09821	0,05778	-0,67	13,98
igov	0,00003	0,00386	-0,02325	0,02316	-0,15	4,33
msci_acwi	0,00022	0,00735	-0,09997	0,08059	-1,82	35,63
msci_em	-0,00013	0,01102	-0,10619	0,06015	-0,84	8,81
msci_em_asia	0,00017	0,00813	-0,05846	0,05625	-0,57	7,12
sp500	0,00032	0,00897	-0,12765	0,08968	-1,24	33,95
vix	0,00028	0,06715	-0,29983	0,76825	1,60	12,21

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Yahoo.finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Yahoo.finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 2954 в период с 01.01.2013 по 31.01.2021 г. Доходности в выходные и в праздничные дни принимаются равной 0 / Number of observations – 2954 from 01.01.2013 to 31.01.2021. Returns during weekends and holidays are stated as 0.

но, что распределение доходностей финансовых активов имеет тяжелые хвосты и более высокий коэффициент эксцесса (kurtosis), нежели нормальное распределение [32]. В таблицах с описательной статистикой выше видно, что избыточный, т.е. более 3, эксцесс (leptokurtosis) присутствует в распределениях доходностей всех криптовалют и финансовых активов.

В контексте моделей условной гетероскедастичности это означает, что распределение инноваций η_t часто будет также далеко от нормального. В связи с этим существует практика использования других распределений, например распределения Стьюдента, обобщенного нормального распределения, стабильного Парето-распределения и прочих, а также их «скошенных» вариантов (см., например, работы [25, 35–37]).

В данной работе мы используем обобщенное нормальное распределение (Generalized Error Distribution, GED), которое имеет дополнительный параметр формы (shape) κ . При $\kappa = 1$ GED соответствует распределению Лапласа (двойное экспоненциальное), при $\kappa = 2$ GED – нормальному, а при $\kappa \rightarrow \infty$ – поточечно сходится к равномерно-

му распределению. Порядок модели GARCH (p, q) с $p = q = 1$ был выбран на основе ARCH LM теста [38].

Модели оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия в пакете rugarch, написанном на языке R [39]⁵. Для диагностики качества оцениваемых моделей используется ряд тестов. Модернизированный тест Льюнга-Бокса [35] позволяет оценить адекватность уравнения среднего (1). Нулевая гипотеза данного теста заключается в отсутствии автокорреляции в остатках модели. Тест Пирсона в версии Влаара и Палма [40] в качестве нулевой гипотезы имеет соответствие распределения ошибок модели выбранному условному распределению (GED). Для сравнения моделей друг с другом используются информационные критерии Акаике (AIC) и Шварца (BIC).

ВНУТРЕННИЕ ФАКТОРЫ ДОХОДНОСТИ БИТКОИНА

Проанализируем теперь взаимосвязь внутренних факторов с доходностями биткоина. В табл. 5

⁵ Версия R 4.0.3, версия rugarch – 1.4–4. Аргументы функции ugarchfit использованы по умолчанию, кроме solver = «hybrid».

Таблица 5 / Table 5

Корреляционная матрица факторов / Correlation matrix of factors

BTC	r_t	vol_t	vol_b	new	act	trans	hash	fee_m	fee_t	«bitcoin»	«blockchain»
r_t		-0,05	0,10	0,03	0,01	0,09	-0,01	0,18	0,17	-0,03	0,02
vol_t	-0,05		0,49	0,34	0,29	0,24	0,01	0,17	0,29	0,41	0,07
vol_b	0,10	0,49		0,56	0,44	0,45	-0,04	0,30	0,50	0,32	0,10
new	0,03	0,34	0,56		0,77	0,17	0,18	0,13	0,48	0,27	0,09
act	0,01	0,29	0,44	0,77		0,14	0,23	0,20	0,45	0,24	0,08
trans	0,09	0,24	0,45	0,17	0,14		-0,13	0,17	0,19	0,16	0,03
hashrate	-0,01	0,01	-0,04	0,18	0,23	-0,13		-0,11	0,04	-0,01	0,02
fee_m	0,18	0,17	0,30	0,13	0,20	0,17	-0,11		0,89	0,18	0,07
fee_t	0,17	0,29	0,50	0,48	0,45	0,19	0,04	0,89		0,27	0,11
«bitcoin»	-0,03	0,41	0,32	0,27	0,24	0,16	-0,01	0,18	0,27		0,07
«blockchain»	0,02	0,07	0,10	0,09	0,08	0,03	0,02	0,07	0,11	0,07	

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

приведена корреляционная матрица разности логарифмов рассматриваемых факторов (доходности биткоина обозначены как r_t).

Значительная положительная корреляция наблюдается между такими схожими показателями, как прирост числа активных (act) и новых пользователей (new), а также совокупный и средний размер комиссий (fee_m, fee_t). Для выявления более качественных переменных из каждой пары были отдельно проанализированы GARCH модели доходностей биткоина с использованием каждого показателя отдельно. Критерии Акаике и Шварца показали, что модели с добавлением fee_t и new в уравнение среднего повышают качество модели лучше, чем fee_m и act. Таким образом, далее в настоящей работе мы будем использовать в моделях показатель общей суммы комиссии в блокчейне за день (fee_t) и количество новых пользователей в сети (new)⁶.

В качестве независимых переменных в уравнение среднего мы попеременно используем все внутренние факторы⁷. В уравнение дисперсии мы также добавляем показатель торговых объемов. Взаимосвязь между доходностями финансовых активов,

их волатильностью и объемом активно исследуется в научной литературе (например, [41]). Некоторые исследователи криптовалют также обнаруживали влияние торгового объема на волатильность криптовалют⁸. Добавление данного показателя значительно улучшает качество модели.

В табл. 6 приведены результаты оценивания моделей влияния внутренних факторов на дневные доходности криптовалюты биткоин в период с 01 апреля 2014 по 01 мая 2017 г. В таблице приведены представляющие интерес коэффициенты модели GARCH (1,1) — GED, в которую попеременно подставлялся каждый фактор. Во всех оцененных моделях коэффициент формы (K) находится в диапазоне от 0,98 до 1,11, что свидетельствует в пользу тяжелохвостного распределения в остатках. Тест Пирсона не отвергает нулевую гипотезу соответствия теоретического распределения эмпирическому для остатков всех моделей, следовательно, GED-распределение является подходящим. Также тесты ARCH-LM и Льюнга-Бокса не отвергают свои нулевые гипотезы, что говорит в пользу правильного выбора порядка GARCH и отсутствия автокорреляции в остатках соответственно.

В период до начала формирования пузыря 2017 г. значимыми факторами, имевшими сопоставимое движение с доходностями криптовалюты биткоин, были торговый объем (vol_t), общая сумма комиссий за движение криптовалюты в блокчейне (fee_t),

⁶ Эти и другие промежуточные расчеты доступны по запросу у авторов.

⁷ Добавление сразу нескольких факторов в уравнение среднего не приводит к значительным улучшениям с точки зрения качества моделей по сравнению с моделями с единственным фактором. Данные результаты также доступны по запросу.

⁸ См., например, [28, 30].

Результаты оценивания коэффициентов моделей GARCH(1,1)-GED в период с 01.04.2014 по 01.05.2017 г. / The estimation results of GARCH(1,1)-GED models in the period from 01.04.2014 to 01.05.2017

Фактор / Factor	Коэффициенты / Coefficients			LogL	AIC	BIC
	θ	c	κ			
vol_t	0,00591***	0,00064***	1,04088***	2692,86	-4,7664	-4,7352
fee_t	0,00926***	0,00047***	1,04674***	2690,48	-4,7622	-4,7309
trans	0,00142***	0,0005***	1,06456***	2690,28	-4,7618	-4,7306
vol_b	0,00324***	0,0006***	1,02174***	2689,77	-4,7609	-4,7297
<i>new</i>	<i>0,00744</i>	<i>0,0004**</i>	<i>0,99467</i>	2678,68	-4,7412	-4,71
без факторов / without factors		0,0004***	1,04896***	2675,33	-4,7371	-4,7103
«bitcoin»	-0,00156	0,00038***	1,01169***	2670,95	-4,7275	-4,6963
hashrate	0,0025*	0,00035***	0,99839***	2662,89	-4,7132	-4,682
«blockchain»	-0,00005	0,00026***	0,98802***	2652,16	-4,6942	-4,6629

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: зависимая переменная – логарифмическая доходность биткоина. θ – коэффициент при факторе в уравнении среднего, c – при разности логарифмов в торговом объеме в уравнении дисперсии, κ – коэффициент формы GED-распределения.

Звездочками отмечена значимость, где *** – значимость на 1%-ном уровне. Значения коэффициентов μ , ω , α_1 и β_1 опущены из таблицы для экономии места. Модели представлены в порядке убывания значения функции правдоподобия LogL. Курсивом выделены модели, у которых AIC или BIC меньше, чем в модели без факторов. Количество наблюдений – 1127 / Dependent variable – bitcoin logarithmic returns, θ – coefficient of factor in the mean equation, c – coefficient of trading exchange volume logarithmic difference in the volatility equation, κ – estimated shape parameter of GED distribution. Statistical significance is distinguished with asterisks, where *** – 1% level. μ , ω , α_1 and β_1 coefficient estimates are omitted for the reason of space economy. Models are presented in a descending order of LogL. The models with AIC and BIC lower than the model without factors are italicized. Number of observations – 1127.

средний размер транзакции в блокчейне (trans) и непосредственно дневной объем транзакций на блокчейне (vol_b). Модели с включением данных переменных также являются более предпочтительными в терминах критериев Акаике и Шварца, чем модель без включения каких-либо факторов в уравнение среднего. Самый большой коэффициент наблюдается при показателе fee_t в размере 0,00926. Прямой подсчет⁹ в данном случае дает нам следующую интерпретацию: увеличение общей дневной суммы комиссий на 1 стандартное

отклонение относительно среднего ассоциируется с ростом цены биткоина почти на 0,94%. Примечательно, что коэффициенты при поисковых запросах по ключевым словам «bitcoin» и «blockchain» оказались незначимыми, так же как и сложность майнинга (хэшрейт).

Связь торгового объема прослеживается как с доходностями биткоина – рост объемов на 1 стандартное отклонение ассоциируется с ростом криптовалюты на 0,01%, – так и с волатильностью – коэффициент c_1 при vol_t в уравнении дисперсии оказался значим во всех моделях со средним значением в районе 0,0005.

В период после схлопывания пузыря на рынке криптовалют и до начала спада на финансовых рынках на фоне пандемии COVID-19 (с 01 мая 2018

⁹ Здесь и далее рассчитывается аналитически в зависимости от того, сколько процентов составляет одно стандартное отклонение величины по сравнению со средним значением.

Таблица 7 / Table 7

Результаты оценивания коэффициентов моделей GARCH(1,1)-GED в период с 01.05.2018 по 01.03.2020 г. / The estimation results of GARCH(1,1)-GED models in the period from 01.05.2018 to 01.03.2020

Фактор / Factor	Коэффициенты / Coefficients			LogL	AIC	BIC
	θ	c	κ			
«blockchain»	0,00141***	0,00107***	1,5123***	1505,5	-4,467	-4,42
vol_b	-0,00684***	0,00101***	1,42861***	1497,5	-4,443	-4,396
fee_t	0,0011**	0,00095***	1,45237***	1491,1	-4,424	-4,377
trans	-0,00514***	0,00082***	1,38016***	1486,3	-4,409	-4,362
vol_t	-0,00213***	0,00096***	1,31626***	1484,2	-4,403	-4,356
«blockchain»	-0,00009	0,00095***	1,30604***	1483	-4,399	-4,352
без факторов / without factors		0,00073***	1,31361***	1482,2	-4,4	-4,36
new	-0,01826***	0,0008***	1,07529***	1479,4	-4,389	-4,342
hashrate	-0,01403**	0,00045***	1,2087**	1466,7	-4,351	-4,304

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com / (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 671. Для подробного примечания см. табл. 6. / Number of observations – 671. Detailed note can be found in Table 6.

по 01 марта 2020 г.) результаты моделирования несколько отличаются (табл. 7).

Не все из построенных на данном периоде моделей в достаточной мере адекватны с точки зрения критериев качества. Так, для моделей с объемом транзакций на блокчейне (vol_b) и поисковыми запросами «блокчейн» отвергается нулевая гипотеза теста Льюнга-Бокса на 10 и 5%-ных уровнях соответственно, что свидетельствует о наличии автокорреляции в уравнении среднего. Нулевая гипотеза ARCH-LM теста отвергается для лагов старшего порядка (больше 5) для моделей со средним размером транзакций на блокчейне (trans) и вновь для запросов «blockchain», что может говорить о необходимости подбора более сложных вариантов GARCH-моделей для описания динамики рассматриваемых переменных. Нулевая гипотеза теста Пирсона отвергается для модели со сложностью майнинга (hashrate).

Первое, на что можно обратить внимание по сравнению с предыдущими моделями, это увеличение коэффициента при показателе формы распределения GED до 1,3–1,5, что говорит о некотором уменьшении тяжести хвостов распределения. Иными словами, в данный период относительно

большие отрицательные или положительные изменения цены биткоина наблюдались реже.

Второе — это смена знаков практически всех значимых коэффициентов в модели (кроме fee_t и блокчейн) при анализируемых факторах. Теперь все факторы, которые имели положительную ассоциативную связь с доходностями биткоина сменили знак или стали незначимыми. Смена знаков может указывать на тот факт, что после схлопывания пузыря 2017 г. инвесторы стали значительно более осторожными и при первых же признаках коррекции закрывали свои позиции. Об этом говорят отрицательные коэффициенты при показателях торгового объема и объема в блокчейне — падение цены биткоина сопровождается большими объемами, нежели рост.

Среди моделей, имеющих более высокие значения критериев подгонки модели AIC и BIC, чем модель без включения факторов, самый высокий в абсолютном выражении коэффициент наблюдается при объеме на блокчейне биткоина (vol_b) — рост данного показателя на 1 стандартное отклонение относительно среднего ассоциируется с падением цены биткоина на 0,27%.

Расширим теперь рассматриваемый период после пузыря до 31 января 2021 г. (табл. 8), т.е. вклю-

Результаты оценивания коэффициентов моделей GARCH(1,1)-GED в период с 01.05.2018 по 31.01.2021 г. / The estimation results of GARCH(1,1)-GED models in the period from 01.05.2018 to 31.01.2021

Фактор / Factor	Коэффициенты / Coefficients			LogL	AIC	BIC
	θ	c	κ			
trans	0,00016***	0,00087***	1,23774***	2189,9	-4,336	-4,301
без факторов / without factors		0,00083***	1,25033***	2181	-4,315	-4,286
vol_t	0,0021***	0,00084***	1,21561***	2178,9	-4,314	-4,28
«blockchain»	-0,00138	0,00097***	1,19162***	2148,8	-4,2538	-4,2197
fee_t	0,0013	0,00105**	1,23667***	2174,4	-4,305	-4,271
vol_b	-0,00206***	0,00085***	1,35423***	2171,6	-4,299	-4,265
new	-0,01653***	0,00081***	1,12956***	2163,6	-4,283	-4,249
«bitcoin»	0,02863**	0,00078***	1,21506***	2157	-4,27	-4,236
hashrate	-0,01883***	0,0005***	1,0885***	2148,8	-4,254	-4,22

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Coinmetrics.io, trends.google.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 1007. Для подробного примечания см. табл. 6. / Number of observations – 1007. Detailed note can be found in Table 6.

чим период пандемии COVID-19 и начало нового ралли на рынке криптовалют.

Включение периода высокой волатильности и экстремальных значений доходностей биткоина сказалось и на качестве моделей в худшую сторону. Так, нулевую гипотезу теста Льюнга-Бокса можно отвергнуть на 10%-ном уровне значимости для всех моделей (кроме модели с hashrate) и большей части лагов. Нулевую гипотезу теста Пирсона можно также отвергнуть практически для всех моделей, за исключением моделей с количеством новых пользователей (new) и поисковых запросов «биткоин»¹⁰. Нулевая гипотеза ARCH-LM не отвергается для всех моделей, следовательно, модель условной гетероскедастичности порядка (1,1) учитывает всю гетероскедастичность в остатках.

С точки зрения критериев AIC и BIC лишь модель с учетом среднего размера транзакций в блокчейне (trans) является несколько лучшей, чем модель без факторов. Примечательно, что при добавлении

периода с 01.03.2020 коэффициент при trans поменял знак с отрицательного на положительный. Возможно, это связано с тем, что во время нового цикла роста цены биткоина инвесторы, совершившие вложения на его пике в 2017 г., стали выводить свои средства. В 2017 г. ввод на криптовалютные биржи фиатных средств был затруднителен, поэтому покупка преимущественно осуществлялась через p2p (peer-to-peer) площадки, где сделки по купле-продаже заключались напрямую. Теперь же эти средства пришли в движение.

Обратим также внимание, что значимым стал коэффициент при популярности поисковых запросов «bitcoin», причем с самым высоким значением среди всех оцененных до этого моделей – 0,02863. То есть при росте популярности поисковых запросов на 1% цена на криптовалюту биткоин растет почти на 0,03%, а при росте поисковых запросов на 1 стандартное отклонение относительно среднего цена растет на 1,27%. Представляется, что данный результат в большой степени является прямым следствием роста цены биткоина: чем выше становилась цена на фоне восстановительного роста после падения рынков вследствие пандемии, тем больше об этом говорилось в СМИ, что приводило к росту

¹⁰ При использовании нормального, нормального скошенного, распределения Стьюдента и скошенного распределения Стьюдента, а также скошенного GED распределения наблюдаются аналогичные результаты.

интереса, который мы можем наблюдать с помощью популярности запросов в сервисе Google Trends. Рост интереса приводит к притоку инвестиций в биткоин, который бьет очередной исторический максимальный уровень цены, что влияет на рост упоминаний в СМИ и т.д. Однако с точки зрения критериев качества AIC и BIC данная модель хуже, чем модель без факторов.

Отдельно отметим, что нам не удалось обнаружить устойчивой краткосрочной связи между доходностями и динамикой популярности поисковых Google Trends с использованием выбранной методологии. Данный результат несколько отличается от работ, которые обнаруживали подобную связь (например, [22, 23]), однако схожие с нашими результаты были получены в работе Н. А. Aalborg, P. Molnár, J.E. de Vries [28]. Значимость коэффициента при популярности запроса «биткоин» в период, когда крупнейшая криптовалюта вновь переживает период стремительного роста, может свидетельствовать о надувании пузыря на рынке криптовалют. Об этом также свидетельствует тот факт, что за последние годы никаких значимых улучшений или изменений ни в технической части, ни в регуляторной не произошло, следовательно, фундаментальных причин такого стремительного роста не наблюдается.

Показатель, характеризующий количество новых открываемых кошельков на блокчейне биткоина (new) также является своего рода показателем популярности, хотя и несколько зашумленным ввиду того факта, что любой пользователь может открывать какое угодно количество кошельков. В период до 2017 г. коэффициент при данном факторе оказался незначимым, однако в последующие периоды рост количества кошельков ассоциировался с падением цены биткоина.

Результаты в части такого показателя, как сложность майнинга (hashrate) также совпадают с результатами D. Fantazzini и Н. Колодина [42], которые не обнаружили связи между хэшрейтом и ценой биткоина в период с 2016 по декабрь 2017 г., а в период с декабря 2017 по февраль 2020 г. обнаружили значимую связь, причем авторы продемонстрировали, что именно доходности биткоина являются причиной по Грейнджеру для хэшрейта. С. Шанаев и др. [43] также на выборке с января 2014 по май 2019 г. не обнаружили значимой связи между биткоином и хэшрейтом. Таким образом, наши результаты, так же как и перечисленные работы, ставят под сомнение теорию, в соответствии с которой доходность биткоина определяется преимущественно затратами на майнинг.

ВЗАИМОСВЯЗЬ С ТРАДИЦИОННЫМИ ФИНАНСОВЫМИ АКТИВАМИ

Рассмотрим теперь взаимосвязь доходностей традиционных финансовых активов и доходностей биткоина. Наиболее наглядным представляется продемонстрировать изменения данной связи с помощью корреляционных матриц, построенных на разных периодах.

В период до мая 2017 г. (рис. 3) доходности тех криптовалют, которые уже существовали на тот момент (биткоина, Ethereum, Ripple, Litecoin, Stellar), имели относительно малую корреляцию даже между собой и не имели значимой корреляции с прочими рыночными активами.

После схлопывания пузыря на рынке криптовалют (рис. 4) мы можем наблюдать, как доходности крупнейших криптовалют, к которым по сравнению с предыдущим периодом добавились появившиеся к тому моменту Binance Coin (BNB) и Cardano (ADA), стали крайне высокоррелированными. Можно сказать, что в период с мая 2018 по февраль 2020 г. криптовалюты сформировались как отдельный класс финансовых активов. Динамика криптовалют на данном этапе значительно не коррелировала ни с какими рыночными активами, что делало их привлекательным инструментом диверсификации инвестиционного портфеля.

Пандемия COVID-19 вызвала значительный спад на финансовых рынках, который коснулся и рынка криптовалют. Корреляционная матрица на данных, включающих весь 2020 и начало 2021 гг. (рис. 5), демонстрирует рост корреляции между доходностями всех крупнейших криптовалют и рыночных активов, в частности индексов S&P 500 и MSCI World. Таким образом, криптовалюты не смогли выступить инструментом краткосрочного хеджирования во время всеобщего спада.

Теперь проанализируем совместную динамику доходностей биткоина и различных рыночных факторов с помощью моделей GARCH(1,1)-GED. По аналогии с предыдущим разделом мы попеременно подставляем в уравнение среднего доходности рыночных активов, а в уравнении дисперсии — разность логарифмов биржевого объема торгов криптовалютой биткоин на криптовалютных биржах, что значительно улучшает модель с точки зрения критериев качества.

В табл. 9 приведены результаты оценивания моделей влияния рыночных факторов на дневные доходности криптовалюты биткоин в период с 1 апреля 2014 по 01 мая 2017 г.

Для всех оцененных моделей нулевые гипотезы тестов Льюнга-Бокса, ARCH-LM и Пирсона

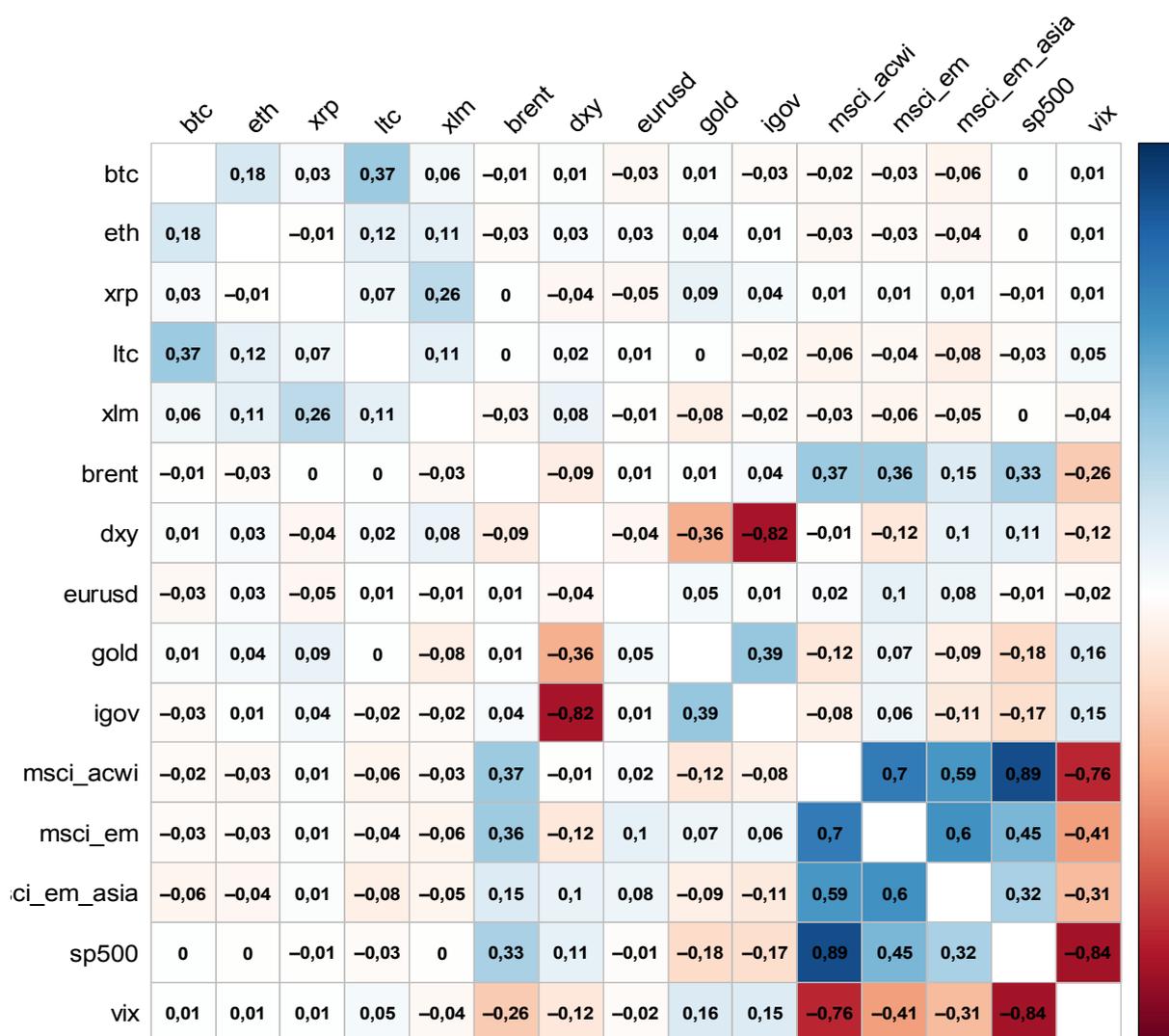


Рис. 3 / Fig. 3. Корреляционная матрица доходностей на выборке с 01.04.2014 по 01.05.2017 г. / Correlation matrix of returns from 01.04.2014 to 01.05.2017

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Yahoo.finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Yahoo.finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

отвергаются, что говорит об отсутствии неучтенной автокорреляции в уравнении среднего, подходящего порядка GARCH и соответствия условного распределения фактическому.

Включение одного из трех рыночных факторов — доходностей индекса S&P 500, курса евро — доллара и нефти марки Brent — улучшает качество модели с точки зрения критериев Акаике и Шварца по сравнению с моделью без факторов. Коэффициенты при всех трех факторах значимы и положительны, однако они не слишком большие — рост S&P500 или Brent на 1% ассоциируется с ростом биткоина всего на 0,043–0,044%. Тем не менее модель с доходностью индекса S&P 500 является самой лучшей в терминах критериев AIC и BIC даже в сравнении с моделями

с внутренними факторами, рассмотренными в предыдущем разделе.

Примечателен также значимый и отрицательный знак коэффициента при индексе фондового рынка азиатских развивающихся стран (MSCI EM ASIA) — падение данного индекса на 1% ассоциировалось с ростом биткоина на 0,38%. Отметим и положительные коэффициенты при золоте и индексе волатильности. В некоторой мере данные результаты можно трактовать как наличие «защитных свойств» у криптовалюты Биткоин, наиболее выраженных по отношению к рынку развивающихся азиатских стран.

В период с мая 2018 и по март 2020 г. наблюдается иная ситуация (табл. 10). Нулевая гипотеза тестов Льюнга-Бокса отвергается на 10%-ном уровне значимости для моделей с золотом и индексом раз-

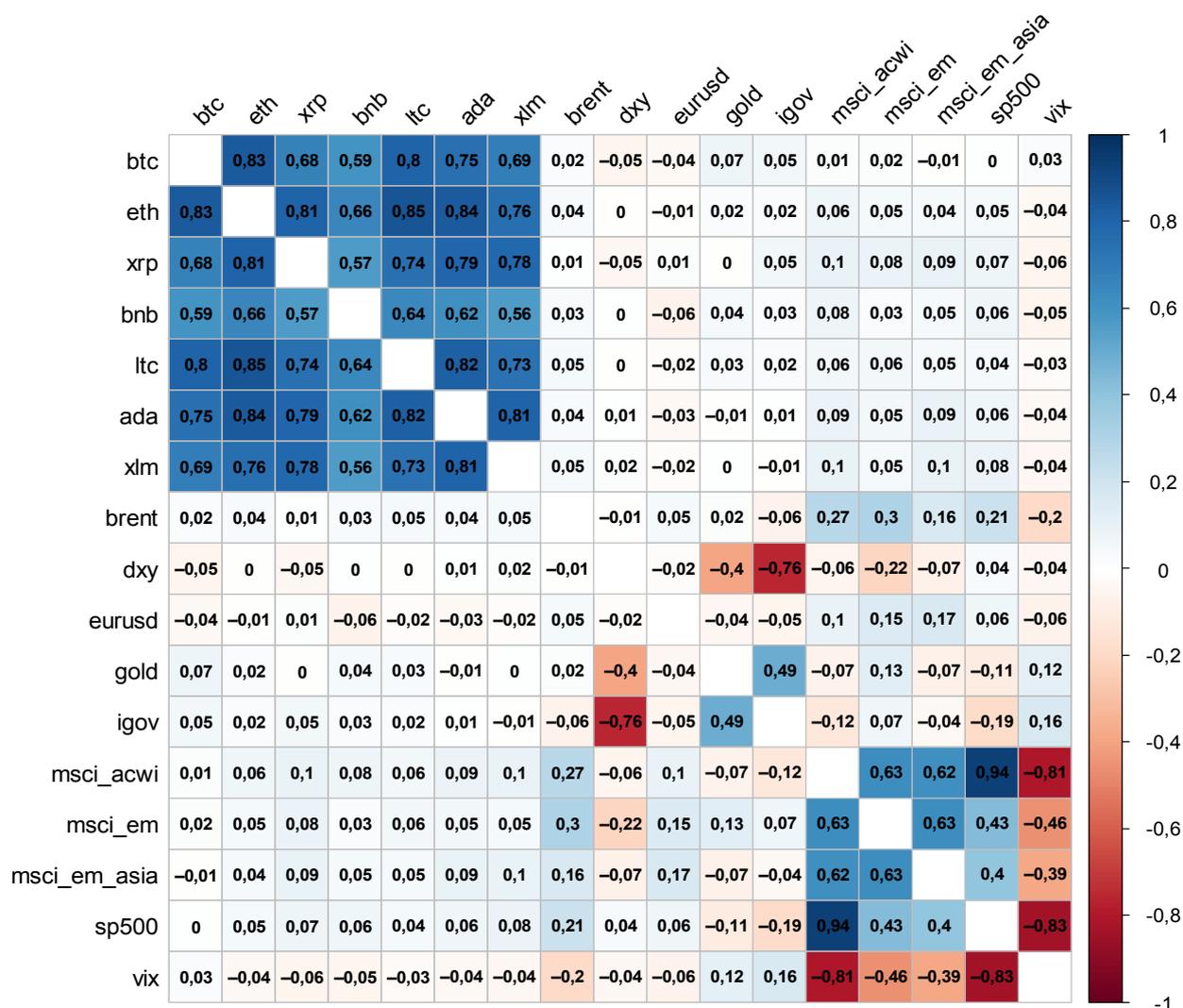


Рис. 4 / Fig. 4. Корреляционная матрица доходностей на выборке с 01.05.2018 по 01.03.2020 г. / Correlation matrix of returns from 01.05.2018 to 01.03.2020

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Yahoo.finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Yahoo.finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

вивающихся стран (MSCI EM). Для модели с S&P 500 нулевая гипотеза данного теста отвергается даже на 5%-ном уровне, а также отвергается нулевая гипотеза ARCH-LM теста. Для модели с золотом также отвергается нулевая гипотеза теста Пирсона.

По сравнению с предыдущим периодом коэффициенты при доходностях S&P 500, нефти марки Brent и индексе волатильности (VIX) стали незначимыми, а при индексе развивающихся стран (MSCI EM ASIA) сменился знак. Примечателен также высокий положительный и значимый коэффициент при индексе государственных облигаций инвестиционного уровня без учета США (IGOV), который в прошлом периоде был незначим. Стал значим также положительный коэффициент при индексе развивающихся стран (MSCI EM) и отрицательный при индексе доллара (DXY).

Результаты моделей на данном периоде представляются смешанными, что отражает общую неопределенность инвесторов относительно перспектив крупнейшей криптовалюты после схлопывания пузыря 2017–2018 гг. Тем не менее с определенной долей уверенности мы можем сказать об отсутствии сонаправленности движения биткоина с американским фондовым рынком (S&P500) и с индексом волатильности VIX, полной противоположностью S&P500 с точки зрения динамики доходностей (как это было видно на корреляционных матрицах выше). Посмотрим теперь на результаты включения в модель периода с пандемией COVID-19 (табл. 11).

Экстремальная волатильность доходностей финансовых активов отразилась на качестве моделей. Несмотря на отвержение нулевой гипотезы ARCH-LM теста для всех моделей, нулевая гипотеза

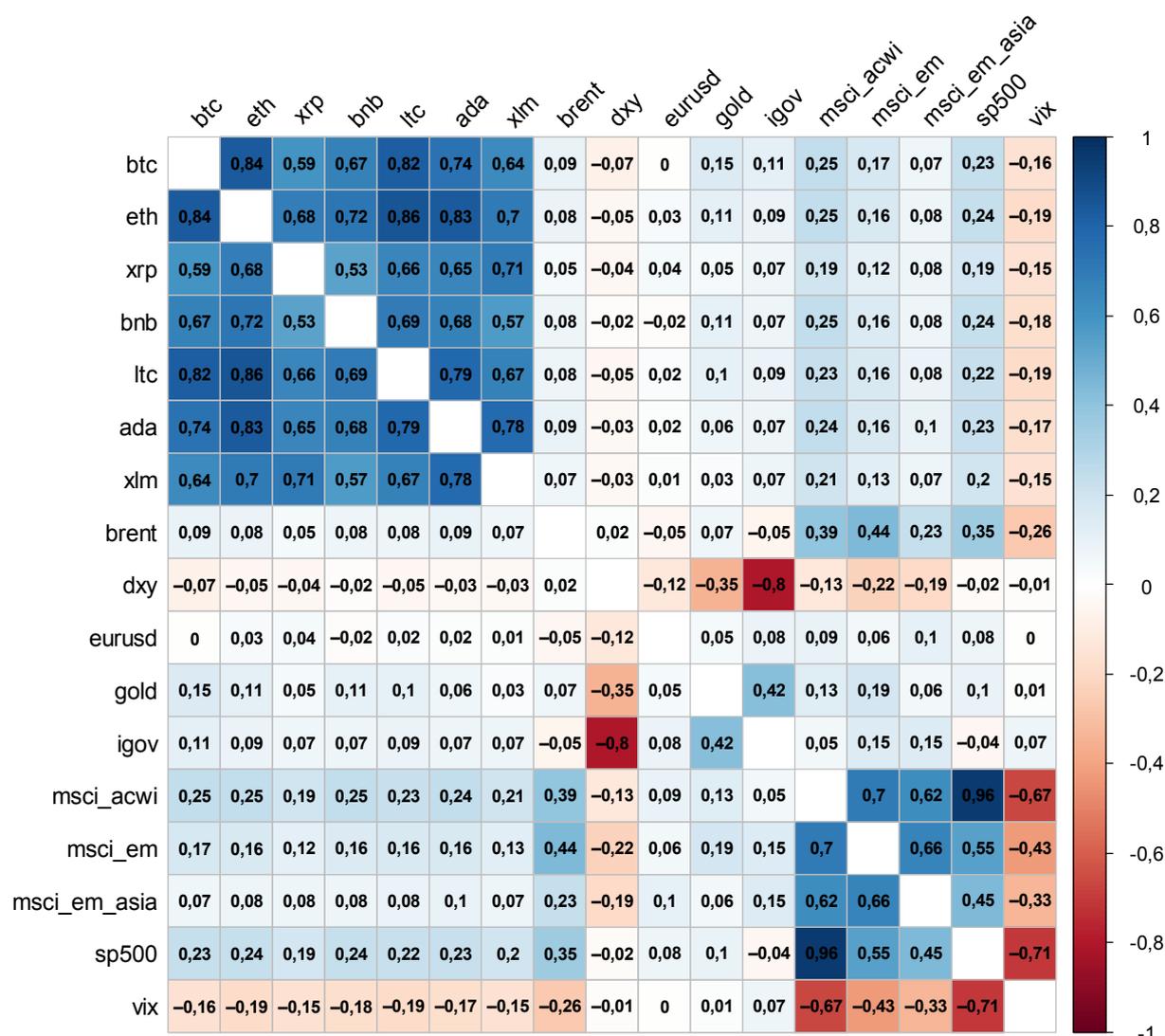


Рис. 5 / Fig. 5. Корреляционная матрица доходностей на выборке с 01.05.2018 по 31.01.2021 г. / Correlation matrix of returns from 01.05.2018 to 31.01.2021

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Yahoo.finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Yahoo.finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

теста Льюнга-Бокса отвергается на конвенционных уровнях значимости практически везде (единственное исключение — модель с парой евро-доллар). Нулевая гипотеза теста Пирсона не отвергается для моделей с индексом доллара (DXY), индекса облигаций (IGOV), индексов развивающихся стран (MSCI EM) и мирового фондового рынка (MSCI ACWI). Модель с последним индексом является также наилучшей среди прочих в табл. 11.

При включении периода с пандемией COVID-19 мы можем наблюдать, как доходности биткоина проявляют положительную и значимую ассоциативную связь с мировыми фондовыми рынками (MSCI ACWI, MSCI EM и S&P 500) и значимую отрицательную связь с теми активами, которые демонстрировали противоположную динамику — индексы

доллара (DXY) и волатильности (VIX). Иными словами, можно утверждать, что динамика биткоина в период после марта 2020 г. характеризовалась сонаправленным движением с общей рыночной конъюнктурой.

ВЫВОДЫ

В данной работе была предпринята попытка выявления различных факторов, динамика которых связана с доходностями первой и крупнейшей по капитализации криптовалютой биткоин. В отличие от других исследований, проводящих эконометрический и статистический анализ на всем доступном периоде, мы исключили из рассмотрения периоды двух известных пузырей в динамике цены биткоина — в конце 2013 и в 2017–

Таблица 9 / Table 9

Результаты оценивания коэффициентов моделей GARCH(1,1)-GED в период с 01.04.2014 по 01.05.2017 г. / The estimation results of GARCH(1,1)-GED models in the period from 01.04.2014 to 01.05.2017

Рыночный фактор / Market factor	Коэффициенты / Coefficients			LogL	AIC	BIC
	θ	c	κ			
sp500	0,04257***	0,00058***	1,13723***	2695,35	-4,7708	-4,7396
eurusd	0,17948***	0,00048***	1,04244***	2680,23	-4,744	-4,7127
brent	0,04397***	0,00043***	1,02758***	2678,92	-4,7417	-4,7104
без факторов / without factors		0,0004***	1,04896***	2675,33	-4,7371	-4,7103
igov	0,00521	0,00039***	1,07534***	2672,64	-4,7305	-4,6993
msci_em_asia	-0,38475***	0,00061***	1,03255***	2670,82	-4,7273	-4,696
vix	0,00633***	0,0004***	1,01608***	2669,29	-4,7246	-4,6933
dxy	-0,01932	0,00038***	1,00402***	2666,98	-4,7205	-4,6892
gold	0,11313***	0,0004***	1,00725***	2665,44	-4,7177	-4,6865
msci_em	0,01697	0,00024***	0,92895***	2641,34	-4,675	-4,6437
msci_acwi	-0,1337***	0	0,8013***	2588,3	-4,5808	-4,5496

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Yahoo.Finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Yahoo.Finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 1127. Для подробного примечания см. табл. 6. / Number of observations – 1127. Detailed note can be found in Table 6.

Таблица 10 / Table 10

Результаты оценивания коэффициентов моделей GARCH(1,1)-GED в период с 01.05.2018 по 01.03.2020 г. / The estimation results of GARCH(1,1)-GED models in the period from 01.05.2018 to 01.03.2020

Рыночный фактор / Market factor	Коэффициенты / Coefficients			LogL	AIC	BIC
	θ	c	κ			
gold	0,33708***	0,00079***	1,33132***	1489,76	-4,4196	-4,3725
sp500	0,02126	0,00074***	1,38253***	1488,3	-4,4152	-4,3682
brent	-0,00753	0,00101***	1,41934***	1487,59	-4,4131	-4,366
msci_em	0,29278***	0,00079***	1,32554***	1484,7	-4,4045	-4,3574
vix	-0,01825	0,00095	1,34834	1484,64	-4,4043	-4,3572
igov	0,78065***	0,00071***	1,29811***	1483,67	-4,4014	-4,3544
без факторов / without factors		0,00073***	1,31361***	1482,24	-4,4001	-4,3598
dxy	-0,5581***	0,0007***	1,24822***	1481,67	-4,3955	-4,3484
msci_em_asia	0,20601***	0,00067***	1,28699***	1479,67	-4,3895	-4,3424
eurusd	0,4884***	0	0,85611***	1395,87	-4,1397	-4,0927
msci_acwi	0,34154***	0	0,82817***	1395,01	-4,1372	-4,0901

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Yahoo.Finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Yahoo.Finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 671. Для подробного примечания см. табл. 6. / Number of observations – 671. Detailed note can be found in Table 6.

Результаты оценивания коэффициентов моделей GARCH(1,1)-GED в период с 01.05.2018 по 31.01.2021 г. / The estimation results of GARCH(1,1)-GED models in the period from 01.05.2018 to 31.01.2021

Рыночный фактор / Market factor	Коэффициенты / Coefficients			LogL	AIC	BIC
	θ	c	κ			
msci_acwi	0,48536***	0,00077	1,31236	2186,2	-4,328	-4,294
gold	0,40108***	0,00081***	1,16489***	2185,6	-4,327	-4,293
vix	-0,04124***	0,00081***	1,2485***	2183,6	-4,323	-4,289
msci_em	0,32014***	0,00087***	1,18084***	2183,4	-4,323	-4,288
msci_em_asia	-0,03771	0,00086	1,18964	2181,7	-4,319	-4,285
без факторов / without factors		0,00083***	1,25033***	2181	-4,315	-4,286
sp500	0,31468***	0,00087***	1,21611***	2178,7	-4,313	-4,279
igov	1,04893***	0,00069***	1,23309***	2178,6	-4,313	-4,279
brent	0,03565	0,0007	1,21103***	2173,2	-4,302	-4,268
dxy	-0,76362***	0,00082***	1,14819***	2164,4	-4,285	-4,251
eurusd	-0,01119***	0	0,84322***	2061,1	-4,08	-4,046

Источник / Source: расчеты авторов на основе данных Cryptocompare.com, Yahoo.Finance, Investing.com / authors' calculations based on the data from Cryptocompare.com, Yahoo.Finance, Investing.com (дата обращения: 10.02.2021) / (accessed on 10.02.2021).

Примечание / Note: количество наблюдений – 1007. Для подробного примечания см. табл. 6. / Number of observations – 1007. Detailed note can be found in Table 6.

2018 гг., а также отдельно проанализировали период без включения пандемии COVID-19 и вместе с ним. Принимая во внимание наличие тяжелых хвостов и нестабильной дисперсии в распределении доходностей криптовалюты биткоин, в качестве основного метода использовались модели условной гетероскедастичности с обобщенным нормальным распределением (GED) ошибок.

Проведенный нами анализ позволяет сделать следующие выводы. Во-первых, динамика биткоина, по-видимому, действительно не связана с показателями сложности (хэшрейтом), а следовательно, и с майнингом. Если бы связь имела, то рост сложности майнинга приводил бы к росту цены, однако в период до 2017 г. этого не наблюдалось, а после — скорее было наоборот.

Во-вторых, мы не обнаружили значимой связи между динамикой популярности поисковых запросов и динамикой биткоина в период до пузыря 2017 г. Возможным объяснением этого является именно тот факт, что мы исключили период пузыря. На приведенных графиках отчет-

ливо видно, что пик популярности приходился именно на период пузыря. Включение в анализ периода пандемии COVID-19 также выявило наличие значимой корреляции между динамикой поисковых запросов и доходностью биткоина. Представляется, что данный результат может быть косвенным признаком того, что сейчас (по состоянию на первую половину 2021 г.) мы наблюдаем очередной пузырь.

В-третьих, анализ взаимосвязи доходности биткоина и других традиционных активов выявил, что данная криптовалюта постепенно становится частью современного пространства финансовых инструментов. Во время спада на рынках биткоин, как и любой высоко рисковый актив, упал сильнее, чем фондовый рынок, после чего последовал рост, во много раз превосходящий рост прочих финансовых активов.

Таким образом, результаты нашего анализа наглядно демонстрируют отсутствие устойчивой связи доходностей биткоина на всем рассматриваемом периоде (с 2014 по начало 2021 г.) как с внутренними факторами, связанными непосредственно

с численными показателями блокчейна криптовалюты и динамикой ее популярности, так и с рядом традиционных финансовых активов. Тем не менее в последнее время наблюдается тенденция в восприятии инвесторами криптовалют, и биткоина в частности, как специфичного финансового актива с высокой степенью риска, являющегося довольно привлекательным средством диверсификации. На криптовалюты растет спрос со стороны рыночных игроков, что находит отражение, например, в стре-

мительном росте активов под управлением фонда Grayscale Bitcoin Trust, паи которого обращаются на внебиржевом рынке. Инвесторы ожидают запуска биржевых фондов (ETF) от таких крупных финансовых институтов, как Fidelity и VanEck, которые позволят совершенно легально, прозрачно и с невысокими комиссиями добавить в свои инвестиционные портфели криптовалюту. Запуск таких ETF может поспособствовать дальнейшему росту цен криптовалют.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС. РАНХиГС, Москва, Россия.

ACKNOWLEDGEMENT

The article was written on the basis of the RANEPА state assignment research programme. RANEPА, Moscow, Russia.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Столбов М.И. К десятилетию рынка криптовалют: текущее состояние и перспективы. *Вопросы экономики*. 2019;(5):136–148. DOI: 10.32609/0042–8736–2019–5–136–148
Stolbov M.I. The 10th anniversary of the cryptocurrency market: Its current state and prospects. *Voprosy ekonomiki*. 2019;(5):136–148. (In Russ.). DOI: 10.32609/0042–8736–2019–5–136–148
2. Шилов К.Д., Зубарев А.В. Блокчейн и распределенные реестры как виды баз данных. *Инновации*. 2018;12:77–87.
Shilov K.D., Zubarev A.V. Blockchain and distributed ledgers as a type of database. *Innovatsii = Innovations*. 2018;12:77–87. (In Russ.).
3. Синельникова-Мурылева Е.В., Шилов К.Д., Зубарев А.В. Сущность криптовалют: дескриптивный и сравнительный анализ. *Финансы: теория и практика*. 2019;23(6):36–49. DOI: 10.26794/2587–5671–2019–23–6–36–49
Sinel'nikova-Muryleva E.V., Shilov K.D., Zubarev A.V. The essence of cryptocurrencies: Descriptive and comparative analysis. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2019;23(6):36–49. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2019–23–6–36–49
4. Sockin M., Xiong W. A model of cryptocurrencies. NBER Working Paper. 2020;(26816). DOI: 10.3386/w26816
5. Gans J.S., Halaburda H. Some economics of private digital currency. In: Goldfarb A., Greenstein S.M., Tucker C.E., eds. *Economic analysis of the digital economy*. Chicago, IL: University of Chicago Press; 2015:257–276. DOI: 10.7208/chicago/9780226206981.003.0009
6. Biais B., Bisiere C., Bouvard M., Casamatta C., Menkveld A.J. Equilibrium Bitcoin pricing. *SSRN Electronic Journal*. 2020. DOI: 10.2139/ssrn.3261063
7. Cong L.W., Li Y., Wang N. Tokenomics: Dynamic adoption and valuation. *The Review of Financial Studies*. 2021;34(3):1105–1155. DOI: 10.1093/rfs/hhaa089
8. Chiu J., Koepl T.V. The economics of cryptocurrencies — Bitcoin and beyond. *SSRN Electronic Journal*. 2017. DOI: 10.2139/ssrn3048124
9. Hayes A.S. Cryptocurrency value formation: An empirical study leading to a cost of production model for valuing bitcoin. *Telematics and Informatics* 2017;34(7):1308–1321. DOI: 10.1016/j.tele.2016.05.005
10. Catalini C., Gans J.S. Initial coin offerings and the value of crypto tokens. NBER Working Paper. 2018;(24418). DOI: 10.3386/w24418
11. Chod J., Lyandres E. A theory of ICOs: Diversification, agency, and information asymmetry. *Management Science*. 2021. In press. DOI: 10.1287/mnsc.2020.3754
12. Симонов А., Зямалов В. Факторы доходности и выживаемости первичных предложений монет в долгосрочной перспективе. *Экономический журнал Высшей школы экономики*. 2019;23(4):585–604. DOI: 10.17323/1813–8691–2019–23–4–585–604

- Simonov A., Zyamalov V. Long run return and survival factors of ICO. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki = The HSE Economic Journal*. 2019;23(4):585–604. (In Russ.). DOI: 10.17323/1813–8691–2019–23–4–585–604
13. Dyrberg A.H. Bitcoin, gold and the dollar — A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*. 2016;16:85–92. DOI: 10.1016/j.frl.2015.10.008
 14. Baur D.G., Dimpfl T., Kuck K. Bitcoin, gold and the US dollar — A replication and extension. *Finance Research Letters*. 2018;25:103–110. DOI: 10.1016/j.frl.2017.10.012
 15. Klein T., Pham Thu H., Walther T. Bitcoin is not the New Gold — A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*. 2018;59:105–116. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.07.010
 16. Shahzad S.J.H., Bouri E., Roubaud D., Kristoufek L., Lucey B. Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities? *International Review of Financial Analysis*. 2019;63:322–330. DOI: 10.1016/j.irfa.2019.01.002
 17. Urquhart A., Zhang H. Is Bitcoin a hedge or safe haven for currencies? An intraday analysis. *International Review of Financial Analysis*. 2019;63:49–57. DOI: 10.1016/j.irfa.2019.02.009
 18. Shahzad S.J.H., Balli F., Naeem M.A., Hasan M., Arif M. Do conventional currencies hedge cryptocurrencies? *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2021. In press. DOI: 10.1016/j.qref.2021.01.008
 19. Glaser F., Zimmermann K., Haferkorn M., Weber M.C., Siering M. Bitcoin — Asset or currency? Revealing users' hidden intentions. In: Proc. 22nd European conf. on information systems (ECIS-2014). (Tel Aviv, June 9–11, 2014). Frankfurt am Main: Goethe University; 2014. URL: https://www.researchgate.net/publication/286338705_Bitcoin_-_Asset_or_currency_Revealing_users'_hidden_intentions
 20. Baur D.G., Hong K., Lee A.D. Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*. 2018;54:177–189. DOI: 10.1016/j.intfin.2017.12.004
 21. Крылов Г.О., Лисицын А.Ю., Поляков Л.И. Сравнительный анализ волатильности криптовалют и фиатных денег. *Финансы: теория и практика*. 2018;22(2):66–89. DOI: 10.26794/2587–5671–2018–22–2–66–89
Krylov G. O., Lisitsyn A. Yu., Polyakov L. I. Comparative analysis of volatility of cryptocurrencies and fiat money. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2018;22(2):66–89. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2018–22–2–66–89
 22. Liu Y., Tsyvinski A. Risks and returns of cryptocurrency. *The Review of Financial Studies*. 2021;34(6):2689–2727. DOI: 10.1093/rfs/hhaa113
 23. Dastgir S., Demir E., Downing G., Gozgor G., Lau C.K.M. The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: Evidence from the Copula-based Granger causality test. *Finance Research Letters*. 2019;28:160–164. DOI: 10.1016/j.frl.2018.04.019
 24. Liu Y., Tsyvinski A., Wu X. Common risk factors in cryptocurrency. NBER Working Paper. 2019;(25882). DOI: 10.3386/w25882
 25. Chu J., Chan S., Nadarajah S., Osterrieder J. GARCH modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*. 2017;10(4):17. DOI: 10.3390/jrfm10040017
 26. Малкина М., Овчинников В. Рынок криптовалют: сверхреакция на новости и стадные инстинкты. *Экономическая политика*. 2020;15(3):74–105. DOI: 10.18288/1994–5124–2020–3–74–105
Malkina M. Yu., Ovchinnikov V. N. Cryptocurrency market: Overreaction to news and herd instincts. *Ekonomicheskaya politika = Economic Policy*. 2020;15(3):74–105. (In Russ.). DOI: 10.18288/1994–5124–2020–3–74–105
 27. Федорова Е.А., Бечвая К.З., Рогов О.Ю. Влияние тональности новостей на курс биткойна. *Финансы: теория и практика*. 2018;22(4):104–113. DOI: 10.26794/2587–5671–2018–22–4–104–113
Fedorova E. A., Bechvaya K. Z., Rogov O. Yu. The influence of the tonality of news on the exchange rate of Bitcoin. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2018;22(4):104–113. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2018–22–4–104–113
 28. Aalborg H.A., Molnár P., de Vries J.E. What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin? *Finance Research Letters*. 2019;29:255–265. DOI: 10.1016/j.frl.2018.08.010
 29. Bianchi D. Cryptocurrencies as an asset class? An empirical assessment. *The Journal of Alternative Investments*. 2020;23(2):162–179. DOI: 10.3905/jai.2020.1.105
 30. Bianchi D., Dickerson A. Trading volume in cryptocurrency markets. *SSRN Electronic Journal*. 2019. DOI: 10.2139/ssrn.3239670

31. Alexander C., Dakos M. A critical investigation of cryptocurrency data and analysis. *Quantitative Finance*. 2020;20(2):173–188. DOI: 10.1080/14697688.2019.1641347
32. Enders W. Modeling volatility. In: Enders W. Applied econometric time series. 4th ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc.; 2015:118–180.
33. Fama E.F. The behavior of stock-market prices. *The Journal of Business*. 1965;38(1):34–105. URL: <http://www.e-m-h.org/Fama65.pdf>
34. Mandelbrot B.B. The variation of certain speculative prices. In: Mandelbrot B.B. Fractals and scaling in finance: Discontinuity, concentration, risk. New York: Springer-Verlag; 1997:371–418.
35. Nelson D.B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*. 1991;59(2):347–370. DOI: 10.2307/2938260
36. Curto J.D., Pinto J.C., Tavares G.N. Modeling stock markets' volatility using GARCH models with Normal, Student's *t* and stable Paretian distributions. *Statistical Papers*. 2009;50(2):311–321. DOI: 10.1007/s00362-007-0080-5
37. Alberg D., Shalit H., Yosef R. Estimating stock market volatility using asymmetric GARCH models. *Applied Financial Economics*. 2008;18(15):1201–1208. DOI: 10.1080/09603100701604225
38. Fisher T.J., Gallagher C.M. New weighted portmanteau statistics for time series goodness of fit testing. *Journal of the American Statistical Association*. 2012;107(498):777–787. DOI: 10.1080/01621459.2012.688465
39. Ghalanos A. Package 'rugarch': Univariate GARCH models. R package version 1.4–4. 2020. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/rugarch/rugarch.pdf>
40. Vlaar P.J.G., Palm F.C. The message in weekly exchange rates in the European monetary system: Mean reversion, conditional heteroscedasticity, and jumps. *Journal of Business & Economic Statistics*. 1993;11(3):351–360. DOI: 10.1080/07350015.1993.10509963
41. Andersen T.G. Return volatility and trading volume: An information flow interpretation of stochastic volatility. *The Journal of Finance*. 1996;51(1):169–204. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1996.tb05206.x
42. Fantazzini D., Kolodin N. Does the hashrate affect the Bitcoin price? *Journal of Risk and Financial Management*. 2020;13(11):263. DOI: 10.3390/jrfm13110263
43. Shanaev S., Sharma S., Shuraeva A., Ghimire B. The marginal cost of mining, Metcalfe's law and cryptocurrency value formation: Causal inferences from the instrumental variable approach. *SSRN Electronic Journal*. 2019. DOI: 10.2139/ssrn.3432431

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / ABOUT THE AUTHORS



Кирилл Дмитриевич Шилов — научный сотрудник, Институт прикладных экономических исследований РАНХиГС, Москва, Россия
Kirill D. Shilov — Researcher, Institute of Applied Economic Research, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), Moscow, Russia
 shilov-kd@ranepa.ru



Андрей Витальевич Зубарев — кандидат экономических наук, старший научный сотрудник, Институт прикладных экономических исследований РАНХиГС, Москва, Россия
Andrei V. Zubarev — Can. Sci. (Econ.), Senior Researcher, Institute of Applied Economic Research, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), Moscow, Russia
 texxik@gmail.com

Статья поступила в редакцию 07.05.2021; после рецензирования 21.05.2021; принята к публикации 27.08.2021.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 07.05.2021; revised on 21.05.2021 and accepted for publication on 27.08.2021.

The authors read and approved the final version of the manuscript.