



Факторы доходности Ethereum как платформы для создания децентрализованных приложений

Кирилл Дмитриевич Шилов

E-mail: shilov-kd@ranepa.ru, ORCID: 0000-0002-2149-3946

РАНХиГС, г. Москва, Российская Федерация

Андрей Витальевич Зубарев

E-mail: zubarev@ranepa.ru, ORCID: 0000-0003-2945-5271

РАНХиГС, г. Москва, Российская Федерация

Аннотация

В настоящее время криптовалюты стали практически полноправными участниками пространства финансовых активов, однако сам рынок криптовалют не является однородным, а отдельные криптовалюты могут значительно отличаться друг от друга. Так, например, криптовалюта Ether является второй крупнейшей по капитализации после Bitcoin, однако блокчейны Ethereum и Bitcoin значительным образом отличаются друг от друга по своим функциям и целям. В частности, Ethereum является самой популярной цифровой платформой для создания децентрализованных приложений. Цель данной работы — попытка ответа на вопрос: закладывает ли рынок особенности блокчейна Ethereum в динамику цены криптовалюты Ether? Данный вопрос также непосредственно связан с поиском потенциальных фундаментальных факторов, способных объяснить динамику цены Ether. Основным эконометрическим методом исследования является оценивание моделей обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности (GARCH). Оценив порядка 15 тыс. различных спецификаций моделей GARCH, где в качестве объясняющих переменных использовались различные метрики использования блокчейна Ethereum, мы получили результаты, что никакие метрики использования сети Ethereum не коррелируют значительным образом с доходностями криптовалюты Ether. Более того, данные метрики не способны также объяснить относительное укрепление/ослабление Ether относительно Bitcoin. Таким образом, мы приходим к выводу, что, несмотря на наличие у блокчейна Ethereum ряда особых функциональных свойств, динамика цены криптовалюты Ether их не отражает.

Ключевые слова: криптовалюты, Ethereum, GARCH, Bitcoin, цифровые активы

JEL: C22, C52, C58, E44, G12

Для цитирования: Шилов К. Д., Зубарев А. В. Факторы доходности Ethereum как платформы для создания децентрализованных приложений // Финансовый журнал. 2023. Т. 15. № 1. С. 95–115. <https://doi.org/10.31107/2075-1990-2023-1-95-115>.

© Шилов К. Д., Зубарев А. В., 2023

<https://doi.org/10.31107/2075-1990-2023-1-95-115>

Factors of Ethereum Profitability as a Platform for Creating Decentralized Applications

Kirill D. Shilov¹, Andrei V. Zubarev²

^{1,2} RANEPA, Moscow, Russian Federation

¹ shilov-kd@ranepa.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2149-3946>

² zubarev@ranepa.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2945-5271>

Abstract

By now, cryptocurrencies have almost become a part of the modern financial asset space, but the cryptocurrency market itself is not homogeneous, and individual cryptocurrencies can differ significantly in their properties and functions. For example, the cryptocurrency Ether is second in capitalization after Bitcoin, but the Ethereum and Bitcoin blockchains differ significantly in their properties and functions. In particular, Ethereum is the most popular digital platform for creating decentralized applications (dApps). The purpose of this work is to try to answer the question "Does the market take into account the features of the Ethereum blockchain in the price dynamics of the Ether cryptocurrency?" This question is also directly related to the search for potential fundamental factors that can explain the price dynamics of Ether. The main econometric method used in the study is generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) models. Having evaluated about 15 thousand different specifications of GARCH models, where various Ethereum blockchain usage metrics were used as explanatory variables, we obtained the results that Ethereum network usage metrics do not significantly correlate with Ether cryptocurrency returns. Moreover, these metrics are also unable to explain the relative strengthening/weakening of Ether relative to Bitcoin. Thus, we conclude that despite the presence of a number of special functional properties of the Ethereum blockchain, the price dynamics of the Ether cryptocurrency does not reflect them.

Keywords: cryptocurrency, Ethereum, GARCH, Bitcoin, digital assets

JEL: C22, C52, C58, E44, G12

For citation: Shilov K.D., Zubarev A.V. (2023). Factors of Ethereum Profitability as a Platform for Creating Decentralized Applications. *Financial Journal*, 15 (1), 95–115 (In Russ.). <https://doi.org/10.31107/2075-1990-2023-1-95-115>.

© Shilov K.D., Zubarev A.V., 2023

ВВЕДЕНИЕ

Идея децентрализации и отсутствия единого центра доверия является основным идеологическим базисом технологии распределенного реестра (блокчейна) и криптовалют в целом. Криптовалюта Bitcoin (BTC) стала первым экспериментом по построению некоторого конкретного продукта — системы децентрализованных платежей, основанной на данных идеях. Возникновение в 2009 г. BTC придало импульс появлению и развитию целой индустрии [Mikhaylov, 2020], переживающей в 2020–2022 гг. вторую крупную волну популярности — первая наблюдалась в 2017 г., — что выражается в том числе в значительном росте капитализации рынка криптовалют.

По состоянию на середину апреля 2022 г., по данным сайта coinmarketcap.com, порядка 380 криптовалют имеет капитализацию более 100 млн долл. США, однако в любой дискуссии вокруг криптовалют в первую очередь речь идет о BTC, что автоматически приводит к отождествлению всех других криптовалют с BTC и, следовательно, наделению их теми же самыми характеристиками.

К настоящему моменту в научной и профессиональной среде сформировался консенсус, что BTC представляет собой лишь отдельный экзотический вид финансовых активов [Corbet et al., 2019], механизмы ценообразования которого до сих пор остаются загадкой. Но что насчет других криптовалют?

Данная работа посвящена второй крупнейшей по капитализации криптовалюте Ether (ETH) блокчейна Ethereum. Платформа Ethereum никогда не позиционировалась как новая платежная система, цифровое золото или средство платежа. Главная особенность Ethereum — это возможность создавать децентрализованные приложения (*decentralized applications, dApps*) с помощью смарт-контрактов, что является довольно востребованным. Сервисы и приложения из сферы децентрализованных финансов (DeFi), приложения категории «играй, чтобы зарабатывать» (*play-to-earn*, или *GameFi*), сделки с оцифрованными объектами искусства (NFT), приложения Web 3.0 и прочее — все это децентрализованные приложения, значительная часть из которых работает на блокчейне Ethereum. Исходя из этого возникает закономерный вопрос, ответ на который и является главной целью настоящей статьи: закладывает ли рынок фундаментальные особенности блокчейна Ethereum как цифровой платформы для создания dApps в цену ETH или же динамика ETH отражает лишь общие настроения инвесторов относительно рынка криптовалют? Ответ на данный вопрос также непосредственно связан с поиском возможных фундаментальных факторов ценообразования криптовалюты Ether.

Для ответа на данный вопрос мы сначала приведем небольшой обзор научной литературы, касающейся моделирования доходностей криптовалют в целом и ETH в частности. Далее концептуально, не вдаваясь глубоко в технические подробности, обсудим особенности функционирования блокчейна Ethereum, роль криптовалюты ETH, а также посмотрим, какие dApps построены на нем, на основе чего мы сформулируем гипотезу нашего исследования более формально. Затем мы опишем используемые данные и методологию исследования. Наконец, проведем оценку эконометрических моделей и обсудим полученные результаты.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Значительная часть научной литературы посвящена попытке выявить различные факторы доходности криптовалют. В работе [Liu et al., 2021] предпринята попытка идентификации факторов, позволяющих прогнозировать доходности трех крупнейших по капитализации криптовалют (BTC, ETH, XRP). Результаты исследования продемонстрировали, что доходности криптовалют скоррелированы с различными внутренними метриками их использования, а также что будущие доходности криптовалют могут быть в некоторой степени предсказаны факторами момента и настроений инвесторов. Также авторы продемонстрировали слабую корреляцию криптовалют с традиционными финансовыми активами (акциями, валютами, золотом), что говорит о возможном потенциале использования криптовалют для диверсификации инвестиционных портфелей. Аналогичные результаты были получены также и другими исследователями [Baur et al., 2018; Corbet et al., 2018].

После 2017 г., однако, степень сонаправленности динамики криптовалют и фондового рынка США постепенно увеличивалась, что стало особенно заметно в период пандемии COVID-19, о чем также говорят последние исследования, посвященные анализу факторов доходностей отдельных криптовалют [Conlon et al., 2020; Goodell et al., 2021; Шилов и др., 2021] и портфелей из них [Синельникова-Мурылева и др., 2022]. В работе [Mnif et al., 2020] также было выявлено, что после падения рынков в марте 2020 г. эффективность рынка криптовалют значительно возросла, хотя до этого исследователи отмечали преимущественно неэффективность этого рынка [Urquhart, 2016; Brauneis et al., 2018], хотя и со значительной тенденцией к росту эффективности по мере увеличения ликвидности

на рынках [Noda, 2021] и роста капитализации¹. Все это свидетельствует о том, что рынок криптовалют постепенно становится частью современного пространства финансовых активов².

Значительная часть работ, включая те, что были приведены выше, рассматривают Ethereum лишь как вторую по капитализации криптовалюту или даже как *какую-то другую криптовалюту*, применяя к ней те же самые методы и добавляя те же факторы в качестве возможных регрессоров для объяснения доходностей. В то же время исследований, посвященных детальному анализу блокчейна Ethereum, а также выявлению внутренних факторов доходности ETH, в научной литературе крайне мало. Так, обзор различных характеристик блокчейна Ethereum приведен в работе [Urquhart, 2021]. В исследовании [Kim et al., 2021] авторы с помощью методов машинного обучения продемонстрировали важность различных метрик использования блокчейна Ethereum для прогнозирования будущих доходностей ETH. В работе [Alexander et al., 2020] проводится анализ механизма установления надлежущей спотовой цены Ether (*price discovery mechanism*), а также исследуется микроструктура рынка данной криптовалюты.

Рост популярности невзаимозаменяемых токенов (NFT) и сектора децентрализованных финансов (DeFi) является относительно новым явлением, однако некоторые исследования уже успели коснуться данных тем. В работе [Dowling, 2022] автор проанализировал взаимосвязь токенов NFT-платформ и конвенциональных криптовалют, заключив, что между ними не наблюдается значительного эффекта перетока волатильности. Исследование [Karim et al., 2022] выявило связь между рынками традиционных криптовалют и DeFi-токенов, однако рынок NFT оказался несколько изолированным, что свидетельствует в пользу наличия у них потенциала для диверсификации. В недавней работе [Yousaf et al., 2021] была проанализирована связь доходностей и волатильности криптовалют с традиционными финансовыми активами, а также с NFT и DeFi-токенами. Авторы указывают на выгоды включения таких токенов в инвестиционные портфели, так как это может значительно уменьшить риск. В другой недавней работе [Yousaf et al., 2022], в которой анализируются связи доходностей группы DeFi-токенов и ряда курсов некоторых фиатных валют (китайский юань, японская иена, евро и фунты стерлингов) к доллару США, был обнаружен рост такой связи после начала пандемии COVID-19 в начале 2020 г.

Важно отметить, что все приведенные выше работы, затрагивающие темы NFT и DeFi, не рассматривают их в контексте dApps и не учитывают тот факт, что почти все они являются продуктами, работающими на базе блокчейна Ethereum. Более того, те немногочисленные работы, которые анализируют факторы доходности ETH, также не уделяют достаточного внимания роли Ethereum как платформы для построения dApps. Настоящей работой мы предпринимаем попытку закрыть данный пробел и проанализировать доходности криптовалюты Ether с точки зрения ее внутренних функций.

БЛОКЧЕЙН ETHEREUM И ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННЫЕ ПРИЛОЖЕНИЯ

Одним из важнейших событий для индустрии криптовалют стал запуск платформы Ethereum с криптовалютой Ether в 2015 г. Основным преимуществом Ethereum стала возможность создания смарт-контрактов (*smart-contracts*) — небольших компьютерных программ, исполняемых не на отдельном выделенном сервере, но распределенно, с использованием вычислительных мощностей участников сети (например, майнеров). Появление смарт-контрактов, в свою очередь, открыло возможность создания целых распределенных

¹ Подробный обзор работ по данной теме приведен в работе [Столбов, 2019].

² Примечательным отражением данного факта является также начало активной дискуссии вокруг «устойчивого развития» рынка криптовалют [Baboshkin et al., 2022], хотя ранее данная тема касалась исключительно традиционного фондового рынка.

приложений (*decentralized applications, dApps*) — совокупности взаимосвязанных смарт-контрактов, представляющих собой некоторый программный продукт. Такие приложения, у которых вся техническая часть (бэк-энд) работает на основе смарт-контрактов, будучи раз запущенными в главной сети, например блокчейна Ethereum, полностью автоматизируются и не подлежат изменению. Разработчики чаще всего в дальнейшем могут заниматься лишь поддержкой фронт-энда — например, администрировать сайт, с помощью которого осуществляется взаимодействие с приложением, в то время как вся техническая часть исполняется в блокчейне распределенно.

На сегодняшний день существует большое количество различных dApps, однако их точное число разнится от одного сайта агрегатора к другому — от 4 тыс. до 10 тыс.³ Значительная их часть была запущена в 2018 г. после схлопывания пузыря на рынке криптовалют; некоторый всплеск количества новых приложений наблюдался также с середины 2021 г. Большая часть запущенных приложений работает именно на блокчейне Ethereum, хотя в последние годы появились и другие популярные распределенные реестры, на которых создаются новые dApps.

Существует множество различных категорий dApps, однако их конкретная классификация в сообществе также различается в зависимости от портала. В некотором обобщенном виде самыми популярными категориями являются DeFi; сервисы, связанные с созданием и продажей NFT; компьютерные игры, завязанные на NFT; ставки; лотереи и даже социальные сети. Самыми капиталоемкими децентрализованными приложениями на сегодняшний день (и это наблюдается по данным со всех порталов) также являются приложения из сферы DeFi — более 90%⁴ от долларовой суммы всех пользовательских транзакций, взаимодействующих со смарт-контрактами децентрализованных приложений во всех блокчейнах (не только Ethereum), приходится на децентрализованные финансовые протоколы, биржи и обменники. В долларовом выражении еженедельный объем соответствующих транзакций в DeFi, например в апреле 2022 г., достигал 60 млрд долл. США.

Под DeFi обычно подразумевают экосистему различных dApps, построенных на базе распределенного реестра и предоставляющих финансовые услуги без централизованного управляющего органа⁵. Основная фундаментальная идея DeFi состоит в том, чтобы при полном отсутствии доверия между участниками возможно было бы создать и использовать финансовые инструменты, которые в традиционной системе не могут функционировать без посредника из-за невозможности нивелирования риска контрагента. Именно наличие данного риска является одной из причин существования финансовых посредников, роль которых в данном случае переходит к смарт-контрактам. Более того, отсутствие централизованного посредника позволяет автоматизировать и сделать прозрачным комиссионное ценообразование, полностью зависящее от спроса и предложения в каждый момент времени. Сервисы децентрализованных финансов также отличаются открытостью, так как в отсутствие центрального контрагента никто не может ограничить вход для новых участников.

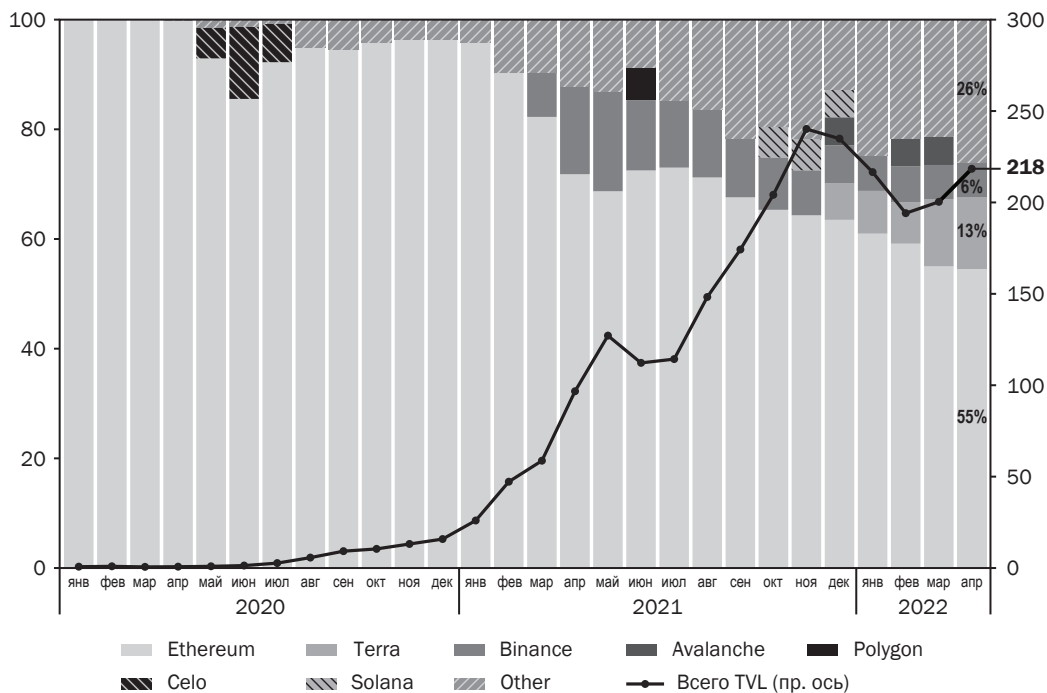
Основной метрикой размера того или иного DeFi-приложения является объем заблокированных на его счетах/смарт-контрактах криптовалют и токенов в долларовом выражении (*Total Value Locked, TVL*). Под «заблокированными» понимаются средства, размещенные пользователями на соответствующих адресах для получения процента (как на банковском вкладе) или в качестве залогового обеспечения для взятия займа. На рис. 1 представлена динамика объема заблокированных средств в DeFi-приложениях по всем распределенным реестрам, а также распределение TVL по ним.

³ По данным <https://www.stateofthedapps.com/> и <https://dappradar.com/> соответственно.

⁴ По данным <https://dappradar.com/industry-overview>.

⁵ *How to DeFi / CoinGecko, 2021.*

**Объем размещенных средств в DeFi-приложениях, всего (млрд долл. США)
и по блокчейнам (в % от общей суммы) /
Total value locked in DeFi applications in total (USD bln.)
and in breakdown by blockchains (% of total)**



Примечание: месячные данные получены посредством усреднения дневного TVL / Note: monthly values were calculated as average of daily TVL values.

Источник: составлено авторами по данным портала defillama.com / Source: compiled by authors using data from defillama.com.

Несмотря на снижение использования Ethereum в качестве основного блокчейна для создания DeFi-приложений, по последним данным, более 55% средств размещено именно на блокчейне Ethereum. Главным конкурентом Ethereum в настоящий момент является блокчейн Binance Smart Chain, созданный крупнейшей криптовалютной биржей Binance⁶.

Таким образом, мы показали, что блокчейн Ethereum является довольно востребованным программным продуктом для создания dApps и занимает доминирующее положение в данной области.

Основной модуль Ethereum, который отвечает за исполнение смарт-контрактов и, следовательно, функционирование dApps, носит название Ethereum Virtual Machine. Именно с помощью данного модуля и с использованием вычислительных мощностей майнеров осуществляется работа смарт-контрактов. Однако с точки зрения майнеров исполнение смарт-контрактов также является транзакцией, за которую они взимают комиссию, причем более высокую, чем при простом переводе средств. Это обусловлено тем, что при прочих равных на проведение транзакции, в которой пользователь переводит некоторое

⁶ DeFi-приложения на блокчейне Terra оказались пирамидой, которая обрушилась в начале мая 2022 г.

количество ETH с одного кошелька на другой, затрачивается меньше мощности сети, чем на транзакцию, в которой пользователь переводит некоторое количество криптовалюты на смарт-контракт и активирует какую-либо из его функций.

Комиссия в блокчейне Ethereum взимается в газах (gas), единице измерения объема вычислительных усилий, необходимых для осуществления той или иной транзакции⁷. Цена на единицу газа выражается в ETH, а конкретная стоимость газа в каждый момент времени определяется посредством спроса и предложения.

Принимая во внимание все вышесказанное, мы выдвигаем гипотезу, что динамика цены ETH, основной (нативной) криптовалюты блокчейна Ethereum, связана с использованием данного распределенного реестра как платформы для создания различного рода dApps (смарт-контрактов и их токенов). Более предметно гипотезу можно сформулировать следующим образом: если в сети запускается большое количество новых смарт-контрактов, обслуживающих децентрализованные приложения, и участники сети ими пользуются, то спрос на ETH как на средство для покупки и уплаты комиссий за соответствующие действия может расти, что должно выражаться в росте цены ETH относительно доллара США.

Если наша гипотеза не отвергается, то рост цены ETH может сопровождаться ростом общего объема уплаченных комиссий, количеством запущенных смарт-контрактов в сети, объемом транзакций и активных адресов (принимающих и отправляющих токены), а также ростом общего объема заблокированных средств на смарт-контрактах DeFi-приложений.

Объем уплаченных комиссий, при прочих равных, должен расти, когда повышается нагрузка на сеть, что может быть вызвано как общим ростом количества обычных транзакций, так и увеличением их сложности, если общее число транзакций остается тем же, но пропорция между транзакциями перемещения криптовалют между адресами и исполнением смарт-контрактов изменяется в сторону последних. Для того чтобы уплачивать все эти комиссии, пользователям требуется покупать ETH.

Рост количества запущенных смарт-контрактов также может свидетельствовать о том, что пользователям нужна криптовалюта ETH для оплаты комиссии за работу контрактов. За транзакции, приводящие в движение токены, выпущенные на блокчейне Ethereum⁸, также взимается комиссия в газах, хотя никакого движения непосредственно ETH при этом не происходит. Следовательно, транзакционная активность, связанная непосредственно с движением токенов, а именно количество транзакций и активных адресов, в них задействованных, также является индикатором спроса на блокчейн Ethereum как на платформу, а на ETH — как на средство для уплаты комиссий.

Наконец, в качестве индикатора роста спроса на Ethereum как на криптовалютную платформу представляется логичным использовать TVL на смарт-контрактах DeFi-приложений, так как именно эта категория dApps является наиболее капиталоемкой. Более того, в сфере DeFi присутствуют децентрализованные биржи, на которых в случае резкого роста или спада тех или иных активов растет необходимая скорость исполнения транзакций⁹, что находит отражение в росте комиссий (чем выше необходимая скорость, тем большую комиссию готовы заплатить пользователи), что, в свою очередь, может приводить к росту спроса на ETH для уплаты комиссий.

В качестве альтернативной гипотезы мы выдвигаем тезис, что, несмотря на существенную особенность блокчейна Ethereum, заключающуюся в наличии востребованной

⁷ <https://ethereum.org/en/developers/docs/gas/>.

⁸ Примером токена является в том числе знаменитый стейблкоин Tether (USDT).

⁹ Например, в случае необходимости как можно быстрее ликвидировать позицию, чтобы снизить возможный уровень убытков.

функциональности для создания децентрализованных приложений, динамика цены ETH в основном скоррелирована с общими движениями на рынке криптовалют. В качестве показателя, отражающего динамику этого рынка, мы используем ряд цен крупнейшей по капитализации криптовалюты Bitcoin.

ДАННЫЕ И МЕТОДОЛОГИЯ

Выдвинутые гипотезы мы будем проверять на периоде с 01.02.2018, сразу после сдувания пузыря на рынке криптовалют в начале 2018 г. [Bouri et al., 2019; Geuder et al., 2019; Li et al., 2019; Diniz et al., 2022], и до 11.04.2022. Ряды дневных цен криптовалют и торговые объемы были взяты с сайта Coingecko¹⁰, статистика в части различных показателей блокчейна Ethereum — с сайта Etherscan.io¹¹, а также дополнена информацией из открытой базы в сервисе Google BigQuery¹². В качестве источника данных в части объема размещенных средств на смарт-контрактах DeFi-приложений используется информация с портала Defi Llama¹³. В табл. 1 приведен список всех используемых переменных.

Таблица 1

**Используемые переменные /
Variables used**

Переменная	Описание, единица измерения
eth	Цена единицы Ether (ETH), долл. США
tvol	Биржевой объем торговли ETH, долл. США
btc	Цена единицы Bitcoin (BTC), долл. США
transactions	Количество транзакций в блокчейне Ethereum за день, шт.
uni_addr	Количество уникальных адресов в сети Ethereum, шт.
block_size	Среднедневной размер блока, байты
ave_gas_price	Среднедневная цена газа, ETH
gas_used	Объем использованного газа за день, ед. газа
active_addresses	Количество активных адресов в блокчейне Ethereum за день, шт.
active_erc20_addr	Количество активных адресов в блокчейне Ethereum за день, использующих ERC20-токены, шт.
ave_trans_fee	Средний размер комиссий, уплаченных за проведение транзакций в блокчейне Ethereum за день, долл. США
hashrate	Среднедневной хешрейт, GH/s
difficulty	Среднедневная сложность сети, TH
trans_erc20	Количество перемещенных ERC20 токенов за день, шт.
veri_contracts	Количество верифицированных смарт-контрактов за день, шт.
contracts_new	Количество созданных смарт-контрактов за день, шт.
tvl_eth	Объем TVL в DeFi-приложениях на блокчейне Ethereum, долл. США
tv_all	Объем TVL в DeFi-приложениях на всех блокчейнах, долл. США

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Самыми короткими рядами из собранных являются показатели TVL, первое наблюдение по которым доступно лишь с 03.11.2018, таким образом, мы будем использовать выборку в период с 03.11.2018 по 10.04.2022 включительно, что дает нам 1255 точек. В табл. 2 представлена дескриптивная статистика разности логарифмов рассматриваемых переменных.

¹⁰ <http://coingecko.com>.

¹¹ <https://etherscan.io/charts>.

¹² DatasetID: bigquery-public-data.crypto_ethereum.

¹³ <https://defillama.com>.

**Описательная статистика используемых переменных /
Descriptive statistics of variables in consideration**

Переменная	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум	Асимметрия	Экссесс
eth	0,0022	0,051	-0,563	0,219	-1,316	14,311
eth_btc	0,0007	0,029	-0,161	0,192	0,679	4,617
tvol	0,0018	0,251	-1,754	1,930	0,464	6,874
btc	0,0015	0,039	-0,434	0,176	-1,049	13,940
transactions	0,0006	0,077	-0,394	0,402	0,333	3,823
uni_addr	0,0011	0,000	0,000	0,003	1,108	2,045
block_size	0,0015	0,088	-0,897	1,155	1,357	34,336
ave_gas_price	0,0009	0,321	-3,145	3,085	-0,112	32,443
gas_used	0,0009	0,041	-0,200	0,209	0,285	5,087
active_addr	0,0006	0,084	-0,363	0,418	0,334	2,257
active_erc20_addr	-0,0002	0,156	-1,546	0,994	-0,433	11,183
ave_trans_fee_usd	0,0025	0,356	-2,231	2,157	-0,166	9,372
hashrate	0,0012	0,021	-0,084	0,064	-0,165	0,395
difficulty	0,0012	0,021	-0,363	0,167	-3,742	68,605
veri_contracts	0,0012	0,364	-1,296	1,814	0,262	1,383
trans_erc20	0,0004	0,117	-1,030	0,594	-0,178	8,426
contracts_new	-0,0007	0,511	-2,636	1,975	-0,162	2,211
tv_eth	0,0121	0,196	-0,962	6,263	26,131	829,981
tv_all	0,0125	0,193	-0,962	6,263	27,380	883,356

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Помимо описанных выше переменных, в некоторых случаях мы также используем ряды цен других криптовалют, отражающих различные классы цифровых активов. Среди них:

- криптовалюты, позиционирующие себя как платежные системы и средства платежа: Ripple (XRP), Litecoin (LTC), Monero (XMR), Dash (DASH);
- криптовалюты других платформ (прямых конкурентов Ethereum) для создания децентрализованных приложений: Avalanche (AVAX), Cosmos (ATOM), Cardano (ADA), Polkadot (DOT), Solana (SOL), Terra (LUNA);
- многоцелевая криптовалюта биржи Binance (BNB), обслуживающей также блокчейн-платформу Binance Smart Chain;
- платформа для масштабируемости приложений, построенных на блокчейне Ethereum, – Polygon (MATIC).

Все используемые в работе переменные переведены в логарифмические доходности (разности логарифмов). Это сделано в первую очередь для исключения возможной проблемы нестационарности¹⁴. Переходя от уровней к разностям, стоит также отметить, что все описанные нами в предыдущем разделе механизмы должны находить свое отражение и в разностях. Тем не менее зависимости, которые мы предполагаем, могут и не наблюдаться на дневных данных, в связи с чем также используются недельные доходности. В таком случае недельная доходность криптовалют берется как логарифм отношения цен между двумя воскресеньями. По остальным показателям используется либо логарифм отношения средних недельных значений (block_size, ave_gas_price, active_addr, active_erc20_addr, ave_trans_fee_usd, hashrate, difficulty, tv_eth, tv_all), либо логарифм

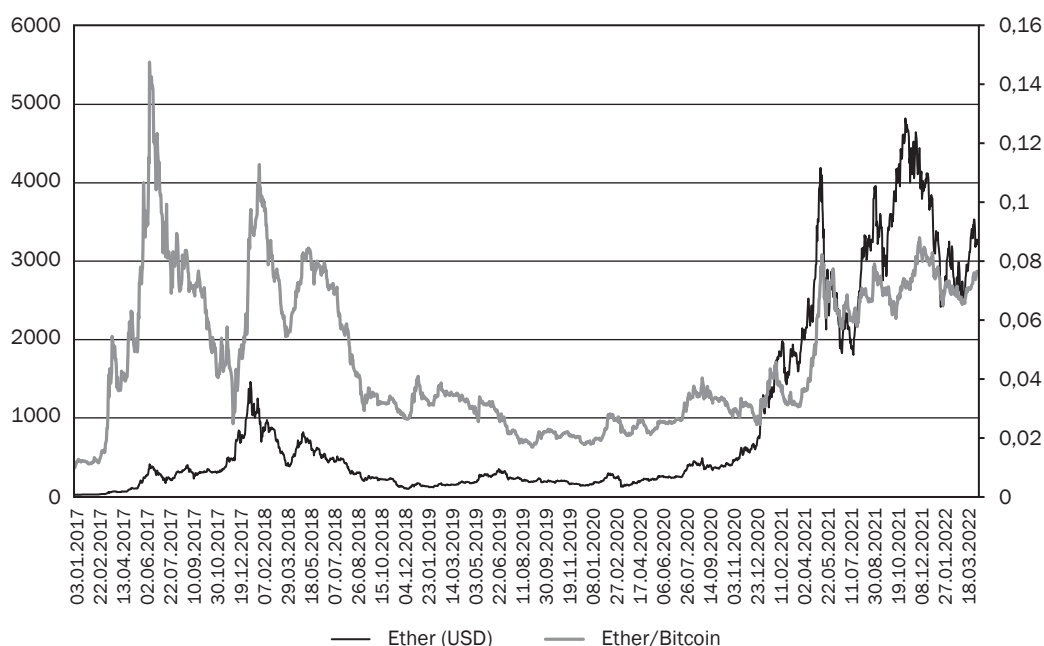
¹⁴ Все ряды разностей на логарифмы проверены на стационарность с помощью ADF-теста, результаты которого свидетельствуют об их стационарности.

отношения недельных сумм (transactions, uni_addr, gas_used, trans_erc20, veri_contracts, contracts_new).

Помимо непосредственно цены ETH, номинированной в долларах США, мы также будем использовать цену ETH относительно BTC (eth_btc). Использование eth_btc в качестве зависимой переменной позволяет оценить корреляцию ETH с рассматриваемыми факторами изолированно от общей динамики криптовалюты рынка. Например, если TVL в долларовом выражении значимо и положительно коррелирует с eth_btc, то можно предположить, что рост использования Ethereum как платформы для DeFi-приложений приводит к «укреплению» ETH относительно BTC. На рис. 2 можно наблюдать стремительный рост стоимости криптовалюты ETH в долларовом выражении с конца 2020 г., а также укрепление ETH относительно BTC со II кв. 2021 г., что по времени совпадало с ростом рынка DeFi.

Рисунок 2

**Динамика ETH в долларах США и относительно BTC (правая шкала) с 2017 г. /
Dynamics of ETH – USD and ETH – BTC (right axis)**



Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Для проверки выдвинутых гипотез мы будем придерживаться следующей стратегии исследования. В первую очередь проанализируем корреляционные матрицы дневных и недельных доходностей, чтобы предварительно оценить степень взаимосвязи между рассматриваемыми переменными. Далее оценим эконометрические модели, где в качестве независимых переменных выступают все возможные комбинации переменных из табл. 1 (до пяти переменных). С целью исключения возможной мультиколлинеарности мы не будем включать в одну и ту же комбинацию пары переменных, значение корреляции между которыми превышает 0,6 в абсолютном выражении. После оценки всех возможных моделей проанализируем, какой вклад в увеличение объясняющей способности моделей, выражаемой значением логарифмической функции правдоподобия и производных от нее информационных критериев, привносят те или иные переменные.

Стоит пояснить отдельно, что такая стратегия исследования предполагает перебор большого количества моделей (порядка 15 тыс.) для выявления наилучших моделей.

В таком случае можно было бы справедливо заметить, что обычно такая процедура приводит к подгонке результатов моделей (*data fishing*) и поиску каких-либо ложных зависимостей (*spurious relationships*), которые могут представляться как результаты, не опровергающие те или иные выдвигаемые авторами гипотезы. В нашем случае, как будет показано далее, ситуация обратная — перебором большого количества моделей мы демонстрируем факт невозможности подобрать спецификацию, способную сколько-нибудь значительно улучшить базовую модель, несмотря на наличие значимых коэффициентов в моделях.

Основной эконометрической моделью в настоящей работе выступает модель обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности (GARCH). Выбор данного типа модели связан с наличием в рядах доходностей финансовых активов и, в частности, криптовалют, гетероскедастичности и распределений с тяжелыми хвостами, что обуславливает использование иных условных распределений [Curto et al., 2007]. Таким образом, мы будем использовать модель GARCH(1:2, 2) с условным распределением Стьюдента:

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

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \eta_t, \quad \eta_t \sim i. i. d. t(v), \quad (2)$$

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \beta_2 h_{t-2}, \quad (3)$$

где r_t — логарифмическая доходность ETH ($\ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right)$), x'_t — вектор независимых переменных, v — число степеней свободы распределения Стьюдента.

Конкретный порядок коэффициентов в уравнении дисперсии и спецификация уравнения среднего были выбраны на основе перебора всех возможных комбинаций лагов (вплоть до четырех) для ARMA (формула 1) и GARCH (формула 3) частей модели без каких-либо независимых переменных, а также на основе результатов тестов Льюнга — Бокса для уравнения среднего и ARCH-LM-теста для уравнения дисперсии¹⁵.

Иными словами, мы подобрали достаточно качественную модель для ряда доходностей ETH, в которую будем добавлять различные комбинации независимых переменных и наблюдать, насколько сильно изменяется объясняющая сила модели по сравнению с исходной моделью (без независимых переменных). В качестве инструмента сравнения применяются непосредственно значение логарифма функции правдоподобия, значения байесовского информационного критерия (BIC) и критерия Акаике (AIC), а также результаты теста отношения правдоподобия (LR-тест).

РЕЗУЛЬТАТЫ

В Приложении 1 представлены корреляционные матрицы всех рассматриваемых переменных, включая доходности других криптовалют на дневных данных. Результаты анализа корреляционной матрицы на недельных данных в целом соответствуют результатам анализа матрицы на дневных данных. В первую очередь отметим высокую степень корреляции всех криптовалют друг с другом на дневных данных. Так, например, коэффициент корреляции между ETH и BTC составляет 0,83, а между ETH и LTC достигает даже 0,84. Тем не менее некоторые криптовалюты демонстрируют более низкие значения парной корреляции. Самый низкий уровень сонаправленности с другими криптовалютами из рассматриваемых имеют криптовалюты LUNA и SOL.

Может показаться, что сравнительно более низкий уровень корреляции отдельных проектов с BTC и ETH объясняется их «новизной», то есть малым количеством наблюдений

¹⁵ Модели оценивались в R с помощью пакета *rugarch* (версия 1.4–7).

и недостаточно высокой узнаваемостью, однако это не всегда так — Polkadot (DOT) и Avalanche (AVAX) были запущены в августе и сентябре 2020 г. соответственно, однако у DOT корреляция со всеми «старыми» криптовалютами (BTC, ETH, XRP, LTC, XMR, DASH, ADA, BNB) сравнительно выше, чем у AVAX.

Что касается непосредственно криптовалюты ETH, то, несмотря на тот факт, что значительная часть представленных криптовалют (а именно AVAX, SOL, ADA, DOT, BNB, LUNA, ATOM) в той или иной степени конкурирует с блокчейном Ethereum как платформой для децентрализованных приложений, их парная корреляция с ETH не так сильно отличается от их парной корреляции с BTC на дневных данных (за исключением разве что SOL). Более того, высокий уровень корреляции между ETH и BTC свидетельствует в пользу отвержения нашей гипотезы. На это также указывает и низкий уровень корреляции доходности ETH (как в долларах США, так и относительно BTC) с различными метриками использования блокчейна Ethereum.

Стоит также отметить наличие корреляции с различными метриками блокчейна не только доходности ETH, но и объема биржевых торгов (tvol). Так, рост объема торгов на криптовалютных биржах сопровождается ростом количества транзакций и, следовательно, размера блока в блокчейне Ethereum (block_size), средней цены газа (ave_gas_price), количества активных пользователей в сети (active_addr), а также средней транзакционной комиссии в долларах (ave_trans_fee_usd). Рост транзакционной активности в такие дни может быть вызван перемещением криптовалют с частных кошельков пользователей на кошельки криптовалютных бирж для осуществления всех тех сделок, рост которых отражает рост биржевых объемов торговли. При этом в дни таких торгов наблюдается негативная корреляция с показателем количества запускаемых смарт-контрактов. Таким образом, создатели смарт-контрактов предпочитают запускать свои новые децентрализованные приложения в «спокойные дни», в которые не наблюдаются значительные движения в блокчейне, вызывающие спрос на газ, что увеличивает комиссии, а следовательно, и издержки размещения смарт-контрактов.

Можно также отметить наличие некоторой отрицательной корреляции между показателем средней цены за газ (ave_gas_price), выраженной в ETH, с доходностью самой криптовалюты. Это может свидетельствовать о наличии слабой тенденции к стабилизации долларовой цены за газ, необходимой для совершения транзакций в блокчейне Ethereum. Таким образом, рост цены криптовалюты ETH в долларах США может сопровождаться снижением цены газа в ETH, при этом его стоимость в долларах США остается стабильной. В пользу этого же предположения свидетельствует и отсутствие значимой корреляции доходности ETH и средней комиссии за транзакцию, выраженной в долларах США (ave_trans_fee_usd).

Показатели TVL демонстрируют отсутствие корреляции с доходностью ETH как в долларах США, так и в BTC.

Рассмотрим теперь результаты оценивания GARCH-моделей. Всего было оценено 6243 модели, где в уравнение среднего попеременно подставлялись различные комбинации из 1–5 независимых переменных и одна базовая модель без каких-либо независимых переменных.

Сначала мы проанализируем модели, где в состав независимых переменных не входит доходность BTC, чтобы узнать, насколько переменные, характеризующие различные аспекты использования блокчейна Ethereum, способны повысить качество базовой модели. Всего таких моделей в нашей выборке оказалось 4334. Тест отношения правдоподобия свидетельствует о том, что лишь 2007 моделей имеют статистически значимый (на 5%-ном уровне) прирост значения логарифма функции правдоподобия. Все эти модели также демонстрируют улучшение качества с точки зрения AIC, однако лишь три модели показывают улучшение качества по BIC. Тем не менее у лучшей модели прирост AIC

относительно базовой модели составляет всего 0,4%, у лучшей модели по BIC относительно базовой — всего 0,07%. В табл. 3 представлены результаты оценивания базовой модели (1) и двух лучших моделей, выбранных по критериям AIC (2, 3) и BIC (4, 5) соответственно.

Таблица 3

**Результаты лучших моделей без BTC /
Results of best models without BTC**

Уравнение среднего / Mean Equation					
mu	0,0026**	0,0029**	0,0034**	0,0035**	0,0035**
active_addr		0,0421**	0,0384**	0,0524***	0,0578**
tvol			0,012*	0,0131*	0,0122*
ave_trans_fee_usd				0,009**	0,0085*
veri_contracts				-0,0076**	-0,0076**
contracts_new				0,0053**	
block_size					-0,026
Уравнение дисперсии / Variance equation					
omega	0,0004**	0,0004**	0,0004**	0,0005**	0,0005**
alpha1	0,1123***	0,1045***	0,1089***	0,1072**	0,1089**
alpha2	0,0838**	0,0842**	0,09**	0,1003**	0,0997**
beta2	0,6898***	0,6754***	0,653***	0,6196***	0,619***
shape	3,8261***	3,862***	3,7276***	3,7341***	3,574***
Метрики качества моделей / Models quality metrics					
LLH	2124,177	2129,278	2131,846	2139,037	2138,028
LR-test (p-value)		0,0014	0,0005	0,0000	0,0000
AIC	-3,378273	-3,384814	-3,387314	-3,393998	-3,392389
BIC	-3,353708	-3,356155	-3,354560	-3,348962	-3,347353

Примечание: здесь и далее ***, ** и * обозначают статистическую значимость на уровне 1%, 5% и 10% соответственно / Note: hereafter ***, ** and * denotes statistical significance at 1%, 5% and 10% levels respectively. Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Во всех моделях выше присутствует и статистически значим показатель количества активных адресов в блокчейне Ethereum (active_addr), однако сама величина коэффициента не столь существенна. Так, рост количества активных адресов на 1% сопровождается ростом цены Ether всего на 0,04–0,05%. Учитывая, что при значении логарифмов дневных изменений данного показателя в диапазоне ±1 стандартное отклонение от среднего варьируется от -8,3 до 8,4%, эффект роста количества активных адресов на доходность Ether оказывается незначительным. Аналогичную логику можно применить и к прочим показателям из приведенных выше моделей, хотя они и демонстрируют статистическую значимость на 5%-ном уровне.

Отметим также, что если в уравнение среднего подставлять по одному регрессору, то лишь три такие модели из 16 демонстрируют статистически значимое (на 5%-ном уровне) увеличение логарифма значения функции правдоподобия по сравнению с базовой моделью — количество активных адресов, объем биржевых торгов и средняя комиссия за транзакции в долларах США. Это указывает на слабую способность различных показателей блокчейна Ethereum объяснять динамику доходностей криптовалюты ETH.

Таким образом, результаты говорят о том, что от добавления различного набора внешних переменных качество модели, объясняющей долларовую доходность криптовалюты ETH, увеличивается незначительно.

Проанализируем теперь оставшиеся 1909 моделей, в которых участвуют также доходности криптовалюты BTC. В табл. 4 представлены результаты четырех лучших моделей с BTC, каждая две из которых выбраны на основе критериев AIC и BIC соответственно.

**Результаты оценивания лучших моделей с BTC /
Best models results with BTC**

	1	2	3	4
Уравнение среднего / Mean Equation				
mu	-0,001*	-0,0011*	-0,0011*	-0,0011*
btc	1,0826***	1,078***	1,0764***	1,0771***
contracts_new		0,0027**	0,0033**	0,0032**
ave_trans_fee_usd			0,0031*	0,0031*
difficulty			0,0358*	
Уравнение дисперсии / Variance equation				
omega	0,0001**	0,0001**	0,0001**	0,0001**
alpha1	0,2053***	0,2019***	0,2005***	0,2031***
alpha2	0,2031***	0,2087***	0,1957***	0,2018***
beta2	0,5408***	0,5379***	0,545***	0,5412***
shape	3,7103***	3,665***	3,7213***	3,6881***
Метрики качества моделей / Models quality metrics				
LLH	2859,406	2862,072	2865,074	2863,987
LR-test (p-value)	0	0	0	0
AIC	-4,549292	-4,551949	-4,553546	-4,553408
BIC	-4,520633	-4,519195	-4,512605	-4,516561

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Лучшей моделью в соответствии с критерием BIC оказалась модель, где в качестве независимой переменной используется только доходность BTC (модель 1). Значение логарифма функции правдоподобия от включения доходностей первой криптовалюты выросло более чем на 34% — с 2124,77 до 2859,406, что значительно больше, чем от включения любого показателя активности блокчейна Ethereum или их комбинации. Соответственно, это отражается и в значениях информационных критериев, выросших в абсолютном выражении на аналогичную величину. Коэффициент при доходностях BTC во всех оцененных моделях выше единицы, хотя и ненамного, следовательно, при росте цены BTC на 1% ETH растет на 1,07–1,08%. Что касается прочих регрессоров, то их вклад в объяснение динамики цены ETH остается довольно скромным — соответствующие коэффициенты значительно меньше единицы.

Приведенные результаты позволяют отвергнуть нашу гипотезу, что динамика цены ETH коррелирует с интенсивностью использования блокчейна Ethereum, и скорее свидетельствуют в пользу альтернативной гипотезы, что динамика Ether в значительной степени определяется общими настроениями на рынке криптовалют.

Можно предположить, однако, что использование Ethereum как платформы может выражаться в относительном укреплении ETH по отношению к BTC. Для ответа на этот вопрос мы также оценили множество GARCH-моделей, где в качестве зависимой переменной использовали отношение цены ETH к BTC (eth_btc). Выбранная нами ранее спецификация GARCH-модели не является наилучшей для новой переменной, в связи с чем теперь мы используем GARCH(1,1) с условным скошенным распределением Стьюдента (*skewed Student's distribution*) без константы в уравнении среднего.

Всего было оценено 4334 таких моделей с количеством независимых переменных от 1 до 5, из которых лишь 1331 модель демонстрируют статистически значимое увеличение значения логарифма функции правдоподобия. В табл. 5 представлены результаты базовой модели, а также две лучшие модели, выбранные по AIC, и единственная модель, продемонстрировавшая значение BIC меньше, чем базовая.

Таблица 5

**Результаты оценивания лучших моделей для eth_btc /
Best models results for eth_btc as dependent variable**

	1	2	3	4
Уравнение среднего / Mean Equation				
contracts_new		0,0031**	0,0032**	0,0029**
tvol			-0,0055	-0,0054
ave_trans_fee_usd			0,0036**	-0,0099
veri_contracts			-0,0021	
block_size				0,0036**
Уравнение дисперсии / Variance Equation				
omega	0,0001**	0,0001**	0,0001**	0,0001**
alpha1	0,1939***	0,1973***	0,2004***	0,2006***
beta1	0,7751***	0,7711***	0,7741***	0,7738***
skew	1,175***	1,1847***	1,2107***	1,2154***
shape	3,5997***	3,5769***	3,4409***	3,4543***
Метрики качества модели / Models quality metrics				
LLH	2864,182	2868,143	2873,120	2873,115
LR-test (p-value)		0,0049	0,0013	0,0013
AIC	-4,560099	-4,564821	-4,567975	-4,567967
BIC	-4,539628	-4,540256	-4,531128	-4,531120

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Как и в случае с моделями из табл. 2, добавление каких-либо независимых переменных в уравнение среднего не дает значимого прироста объясняющей силы модели. Таким образом, можно заключить, что различные показатели, связанные с использованием блокчейна Ethereum, также не способны объяснить изменение цены криптовалюты Ether относительно Bitcoin.

Мы также оценили модели GARCH и для недельных данных, хотя и в полной мере осознаем, что результаты оценки таких моделей на выборке из 172 наблюдений могут быть недостаточно надежными. Тем не менее представляется важным предпринять попытку оценки таких моделей на недельных данных, так как, возможно, выдвинутые нами гипотезы не отвергаются на более длительных промежутках.

В качестве базовой модели для недельных доходностей ETH мы используем GARCH(0,1) с условным распределением Стюдента и без константы в уравнении среднего. С учетом того, что выборка теперь значительно меньше, и чтобы сильно не снижать количество степеней свободы, максимальное число перебираемых независимых переменных в каждой модели ограничиваем числом 4. Всего было оценено 2351 таких моделей, из которых 1768 не содержат доходностей BTC в качестве независимой переменной. Из этих 1768 моделей 1256 демонстрируют статистически значимый (на 5%-ном уровне) прирост значения логарифма функции правдоподобия, что в относительном выражении значительно больше, чем на дневных данных. В табл. 6 приведены результаты оценивания базовой модели, а также двух лучших моделей, выбранных по критериям AIC и BIC соответственно.

Модель 4 в таблице ниже одновременно является лучшей моделью по критерию BIC и второй лучшей моделью по AIC. Прирост значения информационных критериев по сравнению с базовой моделью уже значительно выше, чем у аналогичных моделей на дневных данных — на 8,9% по критерию AIC и на 4,9% по BIC. Как видно по результатам оценок, прирост уникального количества адресов за неделю, а также рост среднего за неделю количества активных адресов положительно коррелируют с недельной доходностью ETH.

**Результаты оценивания лучших моделей
на недельных данных для долларовой доходности ETH /
Best models results for weekly dollar returns of ETH**

	1	2	3	4
Уравнение среднего / Mean equation				
uni_addr		0,3743**	0,3831***	0,3526***
active_addr		0,1614***	0,1475***	0,1442***
tvol			0,0359**	0,0367**
veri_contracts			-0,0329*	
Уравнение дисперсии / Variance equation				
omega	0,0002**	0,0001	0,0001**	0,0001**
beta1	0,994***	0,9953***	0,999***	0,999***
shape	3,5011**	3,5389***	3,155***	3,1556***
Метрики качества модели / Models quality metrics				
LLH	116,8410	127,0138	130,9503	129,8744
LR-test (p-value)		0	0	0
AIC	-1,323732	-1,418765	-1,441282	-1,440400
BIC	-1,268834	-1,327268	-1,313186	-1,330603

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Так, рост уникального числа кошельков за неделю на 1% сопровождается ростом ETH в среднем на 0,35–0,38%, а рост активности в сети на 1% — на 0,14–0,16%. Данные значения значительно выше, чем в моделях для дневных доходностей, что позволяет говорить о наличии некоторой связи между ростом количества и активности кошельков в сети и доходностью ETH на недельных данных.

Включение в список независимых переменных доходностей BTC повышает качество моделей, о чем свидетельствуют результаты, представленные в табл. 7.

Таблица 7

**Результаты оценивания лучших моделей
на недельных данных для ETH с включением доходностей BTC /
Best models results for weekly dollar return for ETH with BTC returns**

	1	2	3	4
Уравнение среднего / Mean equation				
btc	1,0498***	1,0352***	1,0228***	1,014***
tvol		0,0213		0,0188
active_addr			0,0718	0,0612
Уравнение дисперсии / Variance equation				
omega	0*	0**	0*	0,0001***
beta1	0,9955***	0,993***	0,9939***	0,9872***
shape	4,7793**	5,8408**	6,4316**	6,6978**
Метрики качества модели / Models quality metrics				
LLH	203,3757	205,5028	205,2684	206,9346
LR-test (p-value)	0	0	0	0
AIC	-2,318322	-2,331428	-2,328702	-2,336449
BIC	-2,245125	-2,239931	-2,237205	-2,226653

Примечание: лучшие три модели (в порядке убывания качества) по BIC — 1, 2, 3; по AIC — 4, 2, 3 / Note: best 3 models (in descending order of corresponding information criterion) according to BIC — 1, 2, 3; according to AIC — 4, 2, 3.

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

В таблице представлены четыре наилучшие модели (с точки зрения информационных критериев) из 583 оцененных. Включение доходностей BTC, однако, приводит к незначимости всех прочих независимых переменных. Качество моделей также не становится лучше от включения каких-либо дополнительных независимых переменных помимо доходностей BTC в уравнение среднего.

Мы также оценили аналогичные 1768 моделей и для недельных доходностей ETH относительно BTC (спецификация GARCH-модели такая же, как и в моделях из табл. 5). В итоге среди 1768 моделей нашлось лишь 11, демонстрирующих статистически значимое (на 5%-ном уровне) увеличение значения логарифма функции правдоподобия, и ни одной модели — на 1%-ном уровне. Добавление каких-либо независимых переменных в базовую модель для недельной доходности `eth_btc` не приводит к улучшению моделей с точки зрения BIC-критерия. Также среди оцененных моделей не оказалось ни одной, в которой хотя бы одна из используемых независимых переменных была значимой на 5%-ном уровне. Кроме того, можно заключить, что на недельных данных никакие показатели использования блокчейна Ethereum не коррелируют с курсом ETH к BTC.

На основе проведенного исследования мы с высокой степенью уверенности отвергаем выдвинутую нами гипотезу, что цена ETH связана с фактом использования блокчейна Ethereum как инструмента для создания dApps. Несмотря на некоторую статистическую значимость многих из рассмотренных показателей, сами по себе или в различных комбинациях они не способны привнести дополнительную информацию для объяснения вариации динамики цены ETH, что отражается в крайне незначительном приросте значений информационных критериев по сравнению с моделями без данных показателей. Особенно хорошо это видно в сопоставлении с моделями, в состав независимых переменных которых включены доходности BTC, причем как на дневных, так и на недельных данных.

Наша гипотеза также отвергается и для объяснения динамики ETH относительно BTC — использование блокчейна Ethereum как программного продукта на нашей выборке никоим образом не коррелирует с динамикой ETH даже относительно BTC.

Отдельно следует отметить, что, несмотря на факт доминирования блокчейна Ethereum в секторе DeFi, а также на значительный рост данного сектора на используемой выборке, показатели количества размещенных средств в DeFi-приложениях (`tv1_all` и `tv1_eth`) редко оказывались хотя бы в первой пятёрке наилучших моделей по качеству при объяснении долларовой доходности ETH, а в моделях с доходностью ETH относительно BTC вообще были практически всегда незначимыми на 5%-ном уровне.

ВЫВОДЫ

Настоящая работа посвящена анализу факторов ценообразования второй крупнейшей по капитализации криптовалюте Ether блокчейна Ethereum. Мы показали, что блокчейн Ethereum, в отличие от блокчейна Bitcoin, является настоящим программным продуктом, своего рода «распределенным компьютером», используя который можно построить свой собственный продукт — децентрализованное приложение (dApp). Данная функция блокчейна Ethereum является довольно востребованной, о чем говорит динамика роста количества запущенных приложений, а также рост таких секторов, как DeFi и NFT. Для того чтобы dApps функционировали, требуется криптовалюта Ether, причем как создателям приложений, так и их пользователям. В связи с этим мы выдвинули гипотезу, что динамика криптовалюты Ether может быть каким-либо образом связана с использованием блокчейна Ethereum для построения децентрализованных приложений. В качестве альтернативной гипотезы мы предположили, что динамика ETH главным образом сонаправлена с динамикой всего рынка криптовалют, в качестве прокси для которого были выбраны доходности крупнейшей по капитализации криптовалюты Bitcoin.

Для проверки выдвинутой гипотезы были оценены 15 тыс. GARCH-моделей на дневных и недельных данных, где в качестве объясняющих переменных выступали показатели, характеризующие разные аспекты функционирования блокчейна Ethereum (комиссии, пользователи, транзакции, количество смарт-контрактов, сумма в DeFi-приложениях и т. п.), а также доходности BTC. Полученные результаты свидетельствуют в пользу отвержения нашей основной гипотезы. Иными словами, несмотря на кардинальные отличия — в функциях, возможностях и практике использования — блокчейна Ethereum от блокчейна Bitcoin, динамика криптовалюты Ether на выборке с 3 ноября 2018 г. по 11 апреля 2022 г. в основном коррелирует с рынком криптовалют, а различные метрики использования блокчейна Ethereum оказались неспособны значимым образом объяснить вариацию доходностей анализируемой криптовалюты. Более того, эти метрики оказались незначимыми и в объяснении динамики Ether относительно Bitcoin, что также свидетельствует в пользу отвержения нашей гипотезы.

Таким образом, можно заключить, что все рассмотренные факторы, отражающие внутренние характеристики блокчейна Ethereum, вряд ли являются фундаментальными, так как не оказывают влияния на процесс ценообразования соответствующей криптовалюты. Высокую корреляцию между криптовалютами, несмотря на их отличия, можно попытаться объяснить наличием некоторой внешней группы факторов, которые воздействуют на весь рынок в целом. Что это за факторы — общее ли настроение рынка (*market sentiment*), избыток ликвидности на традиционных рынках, рост аппетита к риску или что-то нечто иное — вопрос для будущих исследований.

Список источников / References

1. Синельникова-Мурылева Е. В., Кузнецова М. Н., Шилов К. Д. Факторные модели доходности криптовалют: подход финансовой теории // Экономическая политика. 2022. Т. 17. № 1. С. 8–33. <https://doi.org/10.18288/1994-5124-2022-1-8-33> / Sinelnikova-Muryleva E.V., Kuznetsova M.N., Shilov K.D. (2022). Factor Models of Cryptocurrency Returns: Financial Theory Approach. *Ekonomicheskaya politika*, 17 (1), 8–33 (In Russ.). <https://doi.org/10.18288/1994-5124-2022-1-8-33>.
2. Столбов М. И. К десятилетию рынка криптовалют: текущее состояние и перспективы // Вопросы экономики. 2019. № 5. С. 136–148. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2019-5-136-148> / Stolbov M.I. (2019). The 10th Anniversary of the Cryptocurrency Market: Its Current State and Prospects. *Voprosy ekonomiki*, 5, 136–148 (In Russ.). <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2019-5-136-148>.
3. Шилов К. Д., Зубарев А. В. Эволюция криптовалюты биткойн как финансового актива // Финансы: Теория и практика. 2021. Т. 25. № 5. С. 150–171. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2021-25-5-150-171> / Shilov K.D., Zubarev A.V. (2021). Evolution of Bitcoin as a Financial Asset. *Finance: Theory and Practice*, 25 (5), 150–171 (In Russ.). <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2021-25-5-150-171>.
4. Alexander C. et al. (2020). Price discovery and microstructure in ether spot and derivative markets. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101506. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101506>.
5. Baboshkin P., Mikhaylov A., Shaikh Z.A. (2022). Sustainable Cryptocurrency Growth Impossible? Impact of Network Power Demand on Bitcoin Price. *Financial Journal*, 14 (3), 116–130. <https://doi.org/10.31107/2075-1990-2022-3-116-130>.
6. Baur D.G., Hong K. et al. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177–189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>.
7. Bouri E., Shahzad S.J.H. et al. (2019). Co-explosivity in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 29, 178–183. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.005>.
8. Brauneis A., Mestel R. (2018). Price discovery of cryptocurrencies: Bitcoin and beyond. *Economics Letters*, 165, 58–61. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.001>.
9. Conlon T., McGee R. (2020). Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market. *Finance Research Letters*, 35, 101607. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101607>.
10. Corbet S. et al. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28–34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>.
11. Corbet S. et al. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182–199. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.09.003>.
12. Curto J.D. et al. (2007). Modeling stock markets' volatility using GARCH models with Normal, Student's t and stable Pareto distributions. *Statistical Papers*, 50 (2), 311. <https://doi.org/10.1007/s00362-007-0080-5>.

13. Diniz R. et al. (2022). Bubble detection in Bitcoin and Ethereum and its relationship with volatility regimes. *Journal of Economic Studies*, ahead-of-print. <https://doi.org/10.1108/JES-09-2021-0452>.
14. Dowling M. (2022) Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies? *Finance Research Letters*, 44, 102097. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102097>.
15. Geuder J. et al. (2019). Cryptocurrencies as financial bubbles: The case of Bitcoin. *Finance Research Letters*, 31. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.11.011>.
16. Goodell J.W., Goutte S. (2021). Diversifying equity with cryptocurrencies during COVID-19. *International Review of Financial Analysis*, 76, 101781. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101781>.
17. Karim S. et al. (2022). Examining the interrelatedness of NFTs, DeFi tokens and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 47 (B), 102696. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102696>.
18. Kim H.-M. et al. (2021). Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information. *Expert Systems with Applications*, 184, 115480. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115480>.
19. Li Z.-Z. et al. (2019). Does Bitcoin bubble burst? *Quality & Quantity*, 53 (1), 91–105. <https://doi.org/10.1007/s11135-018-0728-3>.
20. Liu Y., Tsyvinski A. (2021). Risks and Returns of Cryptocurrency. *The Review of Financial Studies*, 34 (6), 2689–2727. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa113>.
21. Mikhaylov A. (2020). Cryptocurrency Market Analysis from the Open Innovation Perspective. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 6 (4), 197. <https://doi.org/10.3390/joitmc6040197>.
22. Mnif E. et al. (2020). How the cryptocurrency market has performed during COVID-19? A multifractal analysis. *Finance Research Letters*, 36, 101647. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101647>.
23. Noda A. (2021). On the evolution of cryptocurrency market efficiency. *Applied Economics Letters*, 28 (6), 433–439. <https://doi.org/10.1080/13504851.2020.1758617>.
24. Urquhart A. (2016). The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 148, 80–82. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.09.019>.
25. Urquhart A. (2021). Under the hood of the Ethereum blockchain. *Finance Research Letters*, 47 (A), 102628. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102628>.
26. Yousaf I., Ali S. (2021). Linkages between stock and cryptocurrency markets during the COVID-19 outbreak: An intraday analysis. *The Singapore Economic Review*, 20 p. <https://doi.org/10.1142/S0217590821470019>.
27. Yousaf I., Yarovaya L. (2022). Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other assets: Portfolio implication. *Global Finance Journal*, 53, 100719. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2022.100719>.

Информация об авторах

Кирилл Дмитриевич Шилов, научный сотрудник Института прикладных экономических исследований РАНХиГС, г. Москва

Андрей Витальевич Зубарев, кандидат экономических наук, старший научный сотрудник Института прикладных экономических исследований РАНХиГС, г. Москва

Information about the authors

Kirill D. Shilov, Researcher, Institute of Applied Economic Research, RANEPA, Moscow

Andrei V. Zubarev, Candidate of Economic Sciences, Senior Researcher, Institute of Applied Economic Research, RANEPA, Moscow

Статья поступила в редакцию 05.07.2022
Одобрена после рецензирования 11.10.2022
Принята к публикации 14.02.2023

Article submitted July 5, 2022
Approved after reviewing October 11, 2022
Accepted for publication February 14, 2023