

ВЛИЯНИЕ ПЕРВИЧНЫХ ПРЕДЛОЖЕНИЙ КРИПТОВАЛЮТ НА ТРАДИЦИОННЫЕ СПОСОБЫ ПРИВЛЕЧЕНИЯ ФИНАНСИРОВАНИЯ

Симонов А. Ю.

зав. научно-исследовательской лабораторией, Международная лаборатория эмпирических исследований финансовых рынков, ИПЭИ, к.ф.-м.н.

simonov-ay@ganepa.ru

ORCID: 0000-0001-6452-0214

Зямалов В. Е.

Н.с. Международная лаборатория эмпирических исследований финансовых рынков, ИПЭИ

zyamalov@ganepa.ru

ORCID: 0000-0003-4283-8787

Сухобок О. А.

М.н.с. Международная лаборатория эмпирических исследований финансовых рынков, ИПЭИ

sukhobok-oa@ganepa.ru

Ключевые слова: криптовалюты, ICO, IPO, венчурные компании

JEL: G00, G23

Криптовалютный рынок в настоящее время продолжает свой рост и развитие, в пользу чего говорит количество новых проектов на профильных ресурсах, а также появление новых способов размещения проектов и привлечения средств. **Целью** исследования является изучение влияния появления криптовалют на традиционные способы привлечения финансирования. **Актуальность** исследования связана с тем, что, как неоднократно отмечалось в существующей литературе, существенная часть криптовалютных проектов представляют собой аналог краудфандинга, направленного на привлечение средств для стартапов. В этом отношении криптовалюты могут составлять конкуренцию традиционным источникам финансирования бизнес-проектов, таким как венчурное финансирование. Авторам неизвестны иные работы, изучающий данный аспект криптовалют, что делает настоящую тему актуальной в плане понимания возможностей начинающих предпринимателей по привлечению первоначального финансирования. При помощи **методов** эконометрического анализа и с использованием **данных** по первичным предложениям монет, IPO и сделкам с венчурными компаниями, авторы изучили связь между появлением криптовалют и условиями традиционных способов привлечения денежных средств. В **результате** было показано, что рост числа ICO оказывает положительное влияние на улучшение условий предоставления средств в ходе IPO и сделок с венчурными компаниями.

INFLUENCE OF INITIAL COIN OFFERINGS ON TRADITIONAL WAYS OF ATTRACTING FINANCING

Simonov A.

Head of the International Laboratory of Empirical Finances, PhD

simonov-ay@ranepa.ru

ORCID: 0000-0001-6452-0214

Zyamalov V.

Researcher, International Laboratory of Empirical Finances

zyamalov@ranepa.ru

ORCID: 0000-0003-4283-8787

Sukhobok O.

Junior researcher, International Laboratory of Empirical Finances

sukhobok-oa@ranepa.ru

Keywords: cryptocurrencies, ICO, IPO, VC

JEL: G00, G23

The cryptocurrency market is currently continuing its growth and development, which is evidenced by the number of new projects on specialized resources, as well as the emergence of new ways of placing projects and raising funds. The aim of the study is to analyze the impact of the emergence of cryptocurrencies on traditional ways of attracting funding. The study is **relevant** because, as has been repeatedly noted in the existing literature, a significant part of cryptocurrency projects is similar to crowdfunding aimed at raising funds for startups. In this regard, cryptocurrencies can compete with traditional sources of financing, such as venture funding. The authors are not aware of any other work that studies this aspect of cryptocurrencies, which makes this topic relevant in terms of understanding the possibilities of aspiring entrepreneurs to attract initial funding. Using the **methods** of econometric analysis and **data** on initial coin offerings, IPOs and deals with venture capital companies, the authors studied the relationship between the emergence of cryptocurrencies and the conditions of traditional methods of raising funds. As a **result**, it was shown that the growth in the number of ICOs has a positive effect on improving the conditions for providing funds during IPOs and deals with venture capital companies.

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	3
1 Описание использованных данных.....	9
2 Изучение взаимного влияния криптовалют и традиционных методов привлечения финансирования.....	11
3 Влияние индекса страха на отечественный фондовый рынок.....	30
Заключение.....	38
Список использованных источников.....	39

Введение

Криптовалютный рынок в настоящее время продолжает свой рост и развитие, в пользу чего говорит количество новых проектов на профильных ресурсах, а также появление новых способов размещения проектов и привлечения средств (Initial Exchange Offering). Как неоднократно отмечалось в существующей литературе, существенная часть криптовалютных проектов представляют собой аналог краудфандинга, направленного на привлечение средств для стартапов. В этом отношении криптовалюты могут составлять конкуренцию традиционным источникам финансирования бизнес-проектов, таким как венчурное финансирование. Авторам неизвестны иные работы, изучающий данный аспект криптовалют, что делает настоящую тему актуальной в плане понимания возможностей начинающих предпринимателей по привлечению первоначального финансирования. Это особенно актуально в отношении малых предприятий, обладающих ограниченными возможностями по привлечению средств. Изучение данной темы может быть полезно и для случая отечественного рынка, на котором на текущий момент формируется скорее негативное отношение к криптовалютным инструментам.

Основной **целью** исследования являлось изучение влияния криптовалют, как альтернативного способа привлечения денежных средств, на традиционные методы финансирования, такие, как IPO и венчурное финансирование.

Для достижения цели исследования поставлены следующие фундаментальные и прикладные **задачи**:

1) Теоретическое обоснование возможности влияния криптовалютных инструментов на существующие способы привлечения средств;

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

2) Изучение работ в области криптовалютных инструментов привлечения финансирования;

3) Обзор существующих теоретических и эмпирических работ по теме исследования;

4) Сбор актуальных данных по криптовалютам и традиционным методам финансирования;

5) Проведение эмпирического исследования с целью выявления влияния различных методов финансирования друг на друга;

б) Анализ полученных результатов.

В исследовании были использованы **методы** эмпирического анализа. Оценивались панельные пул-модели с фиксированными эффектами. Для сбора необходимых в исследовании **данных** использовались написанные сотрудниками лаборатории программы как включенные в научный задел исследования, так и написанные специально для целей настоящей работы.

Основной гипотезой исследования является наличие влияния появления такого механизма, как ICO, на условия предоставления финансирования в ходе IPO и сделок с венчурными компаниями. Так как криптовалютные размещения потенциально конкурируют с традиционными методами, причем применяются преимущественно молодыми компаниями, можно ожидать, что основной эффект

должен проявляться для молодых и некрупных компаний высокотехнологического сектора.

Обсудим степень **проработанности** вопроса. Одним из традиционных способов привлечения финансирования, особенно актуальным для молодых инновационных компаний, является венчурные компании, специализирующиеся на инвестировании в молодые компании на ранних этапах их развития, когда особенно высоки риски, сопряженные с выходом нового бизнеса на рынок. Валлмерот и др. [1] отмечают, что активный рост отрасли венчурных финансов начался в 1979 году после того, как американским пенсионным фондам разрешили инвестировать в венчурные фонды. Данный шаг отразился на поведении компаний тем образом, что они стали более осторожными при выборе целей финансирования и снизили долю своих инвестиций с 25 процентов в 1980 году до 12,5 процентов восемью годами позже. Также активно начала развиваться практика синдицированного финансирования, когда стартапы привлекают средства от нескольких компаний. Как показано в работе Байара и др. [2], стартапы, привлекающие синдицированные средства, с большей

вероятностью окажутся успешными. Авторы также отмечают, что венчурные компании более склонны инвестировать в отрасли, в которых они уже имеют какой-либо опыт работы, причем они более восприимчивы к рыночным сигналам, что позволяет им эффективно расти в периоды разогретого рынка.

В работе Лернера и Нанды [3] рассматривался вопрос того, как венчурные финансы помогают стартапам в их развитии. Авторами было показано, что из более чем четырех тысяч первичных публичных предложений акций компаний, не принадлежащих сфере финансов, имевших место в период с 1995 по 2019 год, около 47 процентов составляли акции компаний-получателей венчурного финансирования, а из числа компаний, которые продолжали свою деятельность по состоянию на конец 2019 года, доля таких компаний составляла 55,7 процента. При этом, как отмечают авторы, венчурное финансирование получают только половина процента от всех новых компаний. То есть венчурные компании оказывают существенное влияние на успешность стартапов в будущем.

В работе Чена, Хуа и Дуо-дуо [4] рассматривается вопрос развития отрасли венчурного финансирования в Китайской Народной Республике. За последние годы Китай стал одним из мировых лидеров по темпам роста индустрии венчурных финансов: в 2003 году в Китае было совершено 177 сделок по предоставлению венчурного финансирования на сумму около 1,4 миллиардов долларов США; к 2016

число сделок выросло до 3683 при денежном выражении в 19,9 миллиардов долларов.

В своем исследовании Чен и др. [4] рассматривали влияние интервенций правительства, инновационной активности, возможностей выхода на рынок акций, начального уровня благосостояния географического региона, уровня человеческого капитала и развития транспортной инфраструктуры на активность венчурных компаний. Полученные авторами результаты говорят о том, что в географическом плане влияние инновационной активности, уровня человеческого капитала, возможностей выхода на биржу и уровня транспортной инфраструктуры особенно сильно выражено на восточном побережье Китая, где сосредоточена большая часть населения и экономического потенциала страны.

В работе Хоуэлла и др. [5] рассматривается вопрос того, как шоки рынка, в том числе и экзогенные, влияли на интенсивность предоставления венчурного финансирования на ранних и поздних этапах. Авторы [5] показали, что патенты, получаемые компаниями, построенными в том числе за счет привлечения венчурного финансирования, в среднем имеют более высокое качество и экономическую

S

SCIPEDIA

A

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

важность. Вторым важным результатом явилось то, что влияние венчурного финансирования на инновации является крайне проциклическим, причем даже в большей степени, чем вся экономика в целом. В частности, ими было показано, что в периоды рецессии количество и качество патентов существенно и значительно падает. Причем компании, привлечшие инвестиции в период шести месяцев до начала рецессии в среднем демонстрировали более низкий уровень качества их патентов.

Другим способом привлечения финансирования, характерным для более зрелых компаний, являются первичные публичные предложения акций (IPO). В работе Яна и Уильямса [6] рассматривается вопрос связи возраста, в котором компания принимает решение выходить на международный рынок, с результатами их первичного размещения акций и общего возраста компании. Первая из выдвинутых авторами гипотез предполагает нелинейное отношение между возрастом выхода компании на международный рынок и темпами ее роста, представляющее собой некоторое подобие перевернутой параболы. Вторая из выдвинутых авторами гипотез предполагает нелинейное отношение между возрастом выхода компании на международный рынок и вероятностью ее выживания, также представляющее собой некоторое подобие перевернутой параболы. Третья гипотеза авторов состоит в том, что успешное IPO делает связь между возрастом компании в момент интернационализации и темпами ее роста более выраженной. Четвертая гипотеза Яна

и Уильямса [6] заключается в том, что успешное IPO делает эффект момента выхода на международный рынок на выживаемость компаний менее выраженным.

В работе Ли и др. [7] изучается вопрос влияния социального доверия на такой важный показатель IPO, как его недооценка. Исследование проводилось на примере рынка Китайской Народной Республики. Авторы показали, что все меры доверия имеют отрицательные и статистически значимые коэффициенты, что говорит в пользу гипотезы авторов о том, что рост уровня доверия в провинции снижает требуемую инвесторами премию и, соответственно, величину недооценки IPO. Далее, оценки моделей показывают, что при высоком уровне асимметрии информации связь между доверием и недооценкой IPO становится более сильной и выраженной. Также, при высоком уровне внутренних инвестиций, то есть высокой доле акций, которая остается внутри компании, доверие не оказывает значимого влияния на недооценку IPO, то есть сигнал об уровне качества компании становится основным. Наконец, учет качества местных институтов и уровня образования населения провинции показал, что в провинциях с более высоким качеством законодательной базы и более высоким

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

средним уровнем образования населения инвесторы менее склонны ориентироваться на свое доверие к компаниям, что снижает зависимость недооценки IPO от него.

В работе Мазумдера и Саха [8] рассматривается эффект от негативных ожиданий в период пандемии на краткосрочную динамику IPO. Основываясь на работах Да и др. [9] и Салису и Аканни [10], авторы выдвинули гипотезу о том, что индекс страха (см. [10]) и недооценка IPO имеют отрицательную взаимосвязь. Результаты оценивания показали, что коэффициент при дамми переменной высокого уровня индекса страха отрицателен и статистически значим для доходности первого дня. Также авторы показали, что страх особенно сильно влияет на новые компании.

Если рассмотреть рынок криптовалют, то в работе Макарова и Шоар [11] приводятся результаты исследования, посвященного возможности проведения арбитража при торговле криптовалютами в силу региональных различий в стоимости криптовалют. Оценив индекс арбитража, авторы показали, что имела место крайне высокая волатильность полученного индекса, с полуторакратным отличием между максимальными и минимальными ценами. Во-вторых, авторы смогли показать [11], что наличие арбитражных возможностей вызвано, в первую очередь, межстрановыми различиями, так как индексы, посчитанные для каждого из рынков по отдельности, показывали значения в районе единицы без существенной волатильности, что оказалось меньше даже некоторых традиционных финансовых рынков. В-третьих, было показано, что отклонения в стоимости биткоина крайне асимметричны. И наконец, авторы показали, что описанные выше отклонения проявляются в периоды крайне быстрого общего роста цен биткоина.

В работах Лю и Цивинского [12; 13] разбирается вопрос того, как связаны криптовалюты с реальной экономикой. В качестве первого шага Лю и Цивинский показали, что традиционные факторы рыночного риска никак не связаны с доходностями криптовалют. Для этого ими были оценены модели CAPM, 3-факторная модель, 4-факторная модель, 5-факторная модель и 6-факторная модель. Авторы также рассмотрели связь доходности криптовалют и доходности фиатных денег, рассчитанных для австралийского доллара, канадского доллара, евро, сингапурского доллара и фунта стерлингов. Оценивание моделей для всех вышеперечисленных валют показало, что отсутствует какая-либо связь между доходностью криптовалют и фиатных денег.

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

Далее авторы рассмотрели рынок металлов, а конкретнее золота, серебра и платины. Влияние доходности рынка драгоценных металлов не оказывает статистически значимого влияния на доходности криптовалют.

Авторы также попытались рассмотреть факторы, специфичные для криптовалют с целью изучения их влияния на их доходность. Для начала они рассмотрели влияния моментума. Авторы показали, что для биткоина наблюдается сильное влияние текущей доходности на доходность вплоть до 6 дней вперед. Лю и Цивинский также рассмотрели вопрос влияния внимания, в качестве меры которого авторы рассмотрели отклонение числа запросов в поисковой системе Google от среднего значения за предыдущие 4 недели, оказываемого по отношению к криптовалютам, на их доходность. В результате было показано, что рост внимания положительно влияет на доходность в следующую и следующую за ней недели.

Вопросы влияния информационной среды на доходность криптовалют также рассматривались в работе Малкиной и Овчинникова [14], в которой отмечено существенное падение цен на криптовалюты после появления отрицательных новостей и бурный рост после новостей положительных.

Ли, Шин и Вонг [15] рассмотрели в своей работе вопрос использования схем типа «pump-and-dump», или преднамеренной накачки уровня цен в целях проведения спекулятивных длинных операций с криптовалютными активами. Авторы

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

обнаружили, что за 5 минут до начала процедуры накачки цены уже начинают расти в среднем на 5%, что объясняется ими предварительной покупкой дешевой криптовалюты организаторами манипулирования. В отличие от рынка акций, на котором накачке подвергаются акции с крайне низкой капитализацией, организаторы накачки на крипто-биржах не ограничиваются сверхмалыми криптовалютами, медиана капитализации их крупнейших целей сопоставима с медианой капитализации всех компаний на рынке акций.

В работе Фиша [16] предпринята попытка объяснить процесс ICO с позиций теории сигналов. Как отмечает автор, высококласные стартапы должны посылать своим потенциальным вкладчикам определенные сигналы для передачи информации об уровне качества предприятия. Благодаря такой политике, более качественные инвестиционные предложения будут привлекать большее количество финансирования, поскольку инвесторы будут в состоянии «отделить зерна от плевел» и отличить хорошие компании от неблагонадежных. Оценивание эконометрических моделей показало [16], что из основных объясняющих переменных, отражающих

потенциальные сигналы, которые компании могут подавать своим инвесторам, статистически значимое влияние оказывают техничность проспекта эмиссии и количество исправленных в исходном коде ошибок. При этом дамми переменная размещения кода в открытый доступ не значима, что объясняется тем, что средний инвестор не в состоянии оценить качество опубликованного исходного кода.

В работе Корбета, Ларкина и Льюси [17] изучается влияние пандемии коронавирусной инфекции COVID-19 на рынки криптовалют и золота. Авторы попытались выявить наличие эффекта перелива для китайских фондовых рынков, связанного с началом всемирной пандемии коронавирусной инфекции COVID-19. Сравнив периоды до и после появления коронавируса в мировой информационной повестке, авторы показали, что в начале 2020 года корреляции фондовых рынков с «тихими гаванями» нефти и золота, а также с криптовалютами существенно выросли от 5 раз для нефти до 40 раз для золота. При этом оценивание GARCH моделей для доходности и волатильности фондовых рынков дает основания полагать, что пандемия оказала статистически значимое повышающее влияние на волатильность доходности фондовых рынков. Интересным является то, что оценки модели не показывают наличия корреляции между доходностью золота и криптовалютой с фондовым рынком, хотя безусловные оценки показали существенный рост соответствующих корреляций.

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

Икбал и др. [18] рассмотрели влияние динамики развития коронавирусной пандемии на доходность десяти крупнейших мировых криптовалют. Авторы показали, что доходность биткоина в целом отрицательно связана с числом новых случаев заражения, что соотносится с полученными ранее в других работах результатами. При этом, воспользовавшись методом меж-квантильной регрессии Сима и Чжоу [19], Икбал и соавторы показали, что воздействие динамики пандемии на доходность криптовалют носит несимметричный характер.

1 Описание использованных данных

В данной главе приведено краткое описание использованных в настоящем исследовании данных.

Начнем с описания данных по криптовалютному рынку. Основным источником данных по первичным предложениям монет является портал ICOBench.com. Данный портал содержит информацию по прошедшим, текущим и планируемым первичным предложениям монет (ICO). Для каждого из предложений портал содержит его краткое описание, данные по датам предварительного

предложения (PreICO) и основного предложения (ICO), доли размещаемых монет в каждом из этапов. Для каждого этапа также приведена цена размещения, для каждого размещения также определена структура бонусных выплат или скидков (если размещение монет предусматривает таковые). Портал также предоставляет ссылки на проспект эмиссии (белая книга, «whitebook»), состав команды проекта, экспертные оценки проекта. Данные портала загружались при помощи компьютерной программы, написанной авторами исследования на языке Python самостоятельно.

Еще одним источником данных по торгам криптовалютами является портал CoinMarketCap.com, который да-факто является стандартом для большинства исследований, изучающих рынок криптовалют. Данный портал на ежедневной основе и в режиме реального времени предоставляет информацию о криптовалютах, торгуемых на крупнейших криптовалютных биржах. При этом преимущество отдается криптовалютным биржам, взимающим комиссии за совершение операций с криптовалютами. Это ограничение было введено для снижения риска смещения цены из-за накачки стоимости криптовалют на биржах с отсутствием комиссий за проведение торговых операций. Портал предоставляет информацию о текущей цене криптовалют (выраженной в долларах США), ценах открытия, закрытия торгов, максимальной и минимальной цене в течение торгового дня, совокупном объеме торгов криптовалютами, доходности за 1 и 7 дней. Данные портала загружались при

Register for free at <https://www.scipedia.com> to download the version without the watermark

помощи компьютерной программы, написанной авторами исследования на языке Python самостоятельно. Данная программа была зарегистрирована авторами в качестве результата интеллектуальной деятельности по результатам НИР Госзадания РАНХиГС 2019 года [20]. Так как портал изменил формат выдачи результатов поиска, программа была доработана.

Часть информации собиралась авторами на сайте Coinopsy.com. Данный сайт предоставляет список «мертвых» криптовалют, содержащий довольно краткий набор информации. В ее число входят годы старта и завершения соответствующего проекта, имя или наименование основателя проект и краткое описание причины прекращения проекта. В упомянутом выше отчете по НИР Госзадания использовалась аналогичная информация другого портала, DeadCoins.com, однако по состоянию на сегодняшний день данный портал, по-видимому, прекратил свою работу, так как сайт портала недоступен. Данные портала загружались при помощи компьютерной программы, написанной авторами исследования на языке Python самостоятельно.

Данные по первичным публичным предложениям акций (IPO) были получены авторами при помощи системы SDC Platinum. Данная система предоставляет широкий набор данных, в том числе и по первичным публичным предложениям. Нами были использованы данные по дате первичного публичного размещения (IPO), доходности первого дня или недооценке IPO, валовому спреду, получаемому андеррайтерами, доле обычных акций, размещаемых на рынке акций и рынку, к которому принадлежит компания, размещающая акции на публичном рынке.

Данные по сделкам по предоставлению финансирования венчурными компаниями была получена при помощи системы VentureXpert. Из данной системы нами были получены данные по числу этапов каждой сделки, объему денежных средств, привлекаемых на каждом из этапов, по количеству и наименованиям компаний, участвующих в синдикате по предоставлению денежных средств в рамках сделки.

Для рассмотрения связи между индексом страха, введенным в научный оборот Салису и Аканни [10] с российским индексом РТС нами были получены данные по значениям индекса РТС, индекса S&P500, цены нефти марки Brent. Дневные значения данных показателей были загружены с портала Финам. Данные, необходимые для расчета индекса страха были загружены с портала Github.com со страницы Центра системных наук и инженерии Университета Джона Хопкинса (The Center for Systems Science and Engineering at Johns Hopkins University). Центр предоставляет ежедневно обновляемые данные по числу новых случаев заражения, числу выздоровевших и погибших больных новой коронавирусной инфекцией COVID-19. Нами были загружены все доступные данные на момент проведения исследования.

2 Изучение взаимного влияния криптовалют и традиционных методов привлечения финансирования

В настоящем разделе приведено описание результатов эмпирического исследования, ставящего своей целью изучить связь между рынком первичных предложений монет (то есть первичного размещения криптовалют на профильных биржах) и рынком традиционных способов привлечения финансирования, таких как первичные публичные предложения (IPO) и венчурное финансирование.

Рассмотрим для начала описательную статистику основных показателей рынка IPO. Основной интерес для нашего исследования представляют два показателя. Первый из них – это недооценка IPO или, как ее еще называют, доходность первого

дня. Предполагается, что по итогам первого дня торгов цена вышедших на рынок акций достигает своего справедливого уровня. Данный уровень в подавляющем большинстве случаев превышает цену размещения, что и приводит к положительной доходности по результатам первого дня торгов (см. работы Риттера, Картера и Аггарвала и др. [21–23]). Вторым показателем является валовый спред как процент от совокупных привлеченных средств в результате IPO. Под валовым спредом, как было сказано выше, понимается совокупная величина всех сборов и комиссий, взимаемых андеррайтером за осуществление услуг по размещению акций на публичном рынке.

В (таблице 1) приведена описательная статистика для доходности первого дня IPO и валового спреда как процента от совокупных привлеченных в ходе IPO средств. Для доходности первого дня рассматриваемая нами выборка включает в себя 20172 наблюдения, для которых имеется информация о доходности. По результатам оценивания на всей выборке без учета динамики во времени среднее значение доходности составило 96 базисных пункта, при этом медиана составила 25 базисных пункта. Это свидетельствует о том, что более высокое значение среднего уровня вызвано наличием относительно небольшого числа сильно недооцененных размещений. Рассмотрение перцентилей показывает, что в выборке присутствуют и переоцененные IPO, показавшие в ходе торгов первого дня отрицательную доходность. На другом полюсе располагаются компании, чьи акции выросли за первый день более чем на 1 процент.

Для валового спреда в рассматриваемых данных имеется гораздо меньше наблюдений, всего 8727. Анализ среднего и медианного значений позволяет сделать вывод о том, что распределение значений валового спреда является более симметричным относительно среднего значения, поскольку среднее значение и медиана близки: первый показатель равен 5,43 %, а второй – 5,31 %. Как можно увидеть, разброс между средним и медианными значениями для валового спреда существенно меньше, что и говорит о большей симметричности распределения спреда.

В таблице 1 также приведена статистика рассматриваемых показателей в разбивке по нескольким экономическим макрорегионам. Обращает внимание тот факт, что в выборке для недооценки IPO лидерами по числу наблюдений являются Северная Америка и Восточная и Юго-восточная Азия – регионы, включающие в себя такие страны, как Соединенные Штаты Америки, Китайская Народная Республика, Япония, то есть страны с мощной экономикой и развитыми или активно

развивающимися финансовыми рынками. Также следует отметить то, что в Северной Америке наблюдается крайне сильная асимметрия, так как средняя доходность первого дня для этого региона составляет 3,88 %, а медианный уровень равен 0,72 %. Для Восточной и Юго-восточной Азии эти уровни составляют 0,48 % и 0,40 % соответственно, что при более чем в два раза большем числе наблюдений дает право предполагать более высокий уровень симметрии распределения.

Для валового спреда ситуация несколько отличается. Лидирующими по числу наблюдений макрорегионами по-прежнему являются Северная Америка и Восточная и Юго-восточная Азия. При этом разница между средним значением спреда и его медианой для Азии, а также стандартное отклонение, выше, чем аналогичные показатели для Северной Америки. Это говорит о большей симметрии распределения валового спреда в Северной Америке, а также о его большей концентрации вокруг среднего значения. Другими словами, в Северной Америке большая часть андеррайтеров склонна взимать с клиентов более-менее одинаковую величину комиссионных платежей, в отличие от своих коллег из Восточной и Юго-восточной Азии.

И, наконец, если рассмотреть все прочие макрорегионы, то можно заметить, что на них наблюдается крайне низкий уровень недооценки IPO. Средний уровень доходности первого дня не превышает 20 базисных пунктов, что гораздо ниже аналогичного значения для Северной Америки, равного 388 базисных пунктов. Также в целом ниже и величина валового спреда, хотя отличия не столь масштабны, как в случае доходности первого дня. Этот результат может быть связан с тем, что фондовые рынки Северной Америки и Восточной и Юго-восточной Азии являются высоко конкурентными, что вызывает необходимость в большей величине недооценки с целью привлечения инвесторов. На рынках с низкой конкуренцией, выраженной в небольшом числе проводимых IPO, во-первых, нет необходимости в обеспечении высокой доходности первого дня, а во-вторых, нет стимулов как-либо существенно снижать размер взимаемых комиссий.

В (таблице 2) приведена статистика средних значений доходности первого дня и валового спреда в разбивке по макрорегионам и годам. Обращает внимание тот факт, что среднее значение доходности первого дня испытало существенное падение в 2016–2018 годах: в 2015 оно было равно 1,11 %, а в 2016 году – уже 0,48 %. Данное снижение было вызвано снижением недооценки IPO на рынке Северной Америки. Если обратиться к литературе, то можно увидеть, что в ней также отмечается

некоторое снижение доходности первого дня в 2016 году (см., например, данные Риттера¹), однако они отличаются от данных, представленных в таблице. Следует отметить, что мы рассматриваем не просто доходность первого дня, а среднее значение за предыдущие 120 дней. Также отличия могут быть вызваны разницей в использованных базах данных.

Для прочих рынков доходность первого дня не показывала какого-либо существенного изменения на протяжении представленного в таблице периода времени. Если быть более конкретными, то у показателя недооценки для макрорегионов, кроме Северной Америки и Восточной и Юго-восточной Азии, не наблюдалось выраженных трендов и заметных отклонений, напоминающих выбросы в данных.

Если рассматривать данные по валовому спреду, то можно увидеть, что они в большей степени сохраняли свою стабильность на всем протяжении представленного в таблице периода. Валовой спред в Восточной и Юго-восточной Азии показывал рост в период с 2014 по 2017 год с последующим падением уровня до значения 2013–2014 годов. На рынках прочих макрорегионов не наблюдалось какого-либо выявленного тренда. На рынке Северной Америки показатель валового спреда слабо колебался около значения 6,2–6,4 %.

¹ <https://site.warrington.ufl.edu/ritter/files/IPOs-Underpricing.pdf>

Таблица 1

Описательная статистика основных параметров IPO

Nation	Недооценка IPO, % (underpricingX)						Валовый спрэд, %					
	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	10-й перцентиль	90-й перцентиль	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	10-й перцентиль	90-й перцентиль
Всего	20172	0,959	2,636	0,247	-0,027	1,106	8727	5,433	3,101	5,317	1,750	9,245
В регионе:												
Восточная и Юго-восточная Азия	9436	0,480	0,707	0,396	0,076	0,754	5697	5,428	3,366	4,633	1,750	9,729
Северная Америка	3597	3,878	5,155	0,716	0,096	12,443	1809	6,514	1,754	6,750	4,750	10,000
Южная/Центральная Азия	1783	0,101	0,147	0,091	-0,091	0,232	85	1,830	1,579	1,000	0,500	4,720
Северная Европа	1134	0,126	0,419	0,098	-0,030	0,246	105	4,023	2,127	3,749	1,500	7,000
Австралия и Новая Зеландия	1021	0,089	0,082	0,088	-0,001	0,208	531	4,145	2,722	3,500	1,500	6,500
Западная Европа	562	0,035	0,151	0,007	-0,091	0,152	71	4,376	2,197	4,184	1,500	7,000
Южная Европа	318	0,140	0,993	0,040	-0,091	0,226	13	4,111	1,243	3,810	2,715	5,610
Западная Азия	446	0,171	1,360	-0,091	-0,091	0,202	39	6,058	2,331	7,000	2,450	7,650
Восточная Европа	275	0,022	0,310	-0,091	-0,091	0,136	9	1,625	0,916	1,224	0,105	3,200
Африка	312	0,029	0,726	-0,091	-0,091	0,165	3	3,583	1,283	3,250	2,500	5,000
Южная Америка	186	0,235	1,596	-0,091	-0,091	0,295	27	3,669	1,762	3,600	1,400	6,500
Центральная Америка	138	-0,032	0,088	-0,091	-0,091	0,058	22	3,867	1,931	3,500	2,000	7,000

Примечание: расчеты авторов

Таблица 2

Динамика основных параметров IPO

	Недооценка IPO, %						Валовый спрэд, %					
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Всего	1,164	2,139	1,110	0,477	0,529	0,395	4,646	5,052	5,540	5,809	6,217	4,904
В регионе:												
Восточная и Юго-восточная Азия	0,339	0,352	0,617	0,588	0,646	0,354	3,656	5,028	5,752	5,925	6,399	4,361
Северная Америка	3,217	9,470	4,787	1,031	1,195	1,037	6,374	6,489	6,271	6,668	6,338	6,822
Южная/Центральная Азия	0,099	0,173	0,020	0,149	0,135	0,060	0,450	0,517	1,026	1,714	0,944	2,520
Северная Европа	0,093	0,146	0,124	0,098	0,103	0,191	3,109	3,757	3,689	3,125	6,583	5,000
Австралия и Новая Зеландия	0,056	0,041	0,091	0,118	0,140	0,153	3,137	2,839	3,658	5,343	5,189	5,937
Западная Европа	0,058	0,015	0,069	0,008	0,117	0,024	4,819	4,425	3,324	4,844	4,590	4,881
Южная Европа	0,017	0,076	0,057	0,632	0,156	0,013	5,500	2,000	4,000	3,902	3,234	4,379
Западная Азия	-0,036	0,204	-0,034	-0,031	-0,012	1,408	4,127	6,818	7,000		5,867	7,016
Восточная Европа	-0,010	-0,021	0,218	-0,027	0,184	-0,040	1,503	2,300				
Африка	0,352	0,016	0,065	-0,068	-0,031	-0,066		2,500				5,000
Южная Америка	-0,028	-0,007	-0,091	0,261	-0,055	1,004	3,282	3,250		3,025	4,101	3,858
Центральная Америка	-0,034	-0,065	0,003	-0,024	-0,042	0,002	2,778	3,917		5,250	5,529	3,798

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 3) приведена описательная статистика для результатов первичных предложений монет (ICO), соответствующих выборке для первичных публичных предложений (IPO). Всего объединенная база данных содержит 16671 наблюдение.

Как можно видеть, с ростом глубины расчета числа завершенных первичных предложений монет, очевидно растет. В среднем, за 360 дней, что примерно соответствует одному году, завершается 2,76 ICO. При этом медиана для всех глубин равна 0, что говорит о большой разреженности ICO, особенно с учетом нулевого значения медианы для годовой глубины запаздывания.

Если рассмотреть разделение выборки по макрорегионам, то можно увидеть, что лидирующими являются все те же Северная Америка и Восточная и Юго-восточная Азия. При этом, в число лидеров также входит регион Северная Европа. В Северной Америке в среднем за год завершается почти 7 ICO (если быть точным, то 6,94), в Северной Европе – 2,71, а в Восточной и Юго-восточной Азии – 1,90. Медианное значение для всех макрорегионов также равно нулю, что свидетельствует о разреженности ICO даже в Северной Америке с довольно высоким средним уровнем завершений ICO.

Наконец, рассмотрим 90-й перцентиль. Рассматривать 10-й перцентиль, по очевидным причинам, нет большого смысла. 90-й перцентиль для данных, не разделенных на макрорегионы, растет от 4 для полугодичного горизонта до 6 для горизонта годового. Если перейти к данным, разделенным на макрорегионы, то картина разреженности получает еще большее подтверждение. Лидер, Северная Америка, имеет 90-й перцентиль, равный 35 завершенных ICO. Северная Европа, являющаяся второй по среднему числу завершенных первичных предложений монет, имеет 90-й перцентиль равный 14 завершенным ICO. Восточная и Юго-восточная Азия имеет 90-й перцентиль, равный 6 завершенным ICO.

Таблица 3

Статистика ICO для выборки IPO

	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	90-й перцентиль
n_finish_180	16671	1,517	5,130	0,000	4,000
n_finish_210	16671	1,765	5,883	0,000	4,000
n_finish_240	16671	1,994	6,614	0,000	5,000
n_finish_270	16671	2,207	7,280	0,000	5,000
n_finish_300	16671	2,412	7,940	0,000	5,000
n_finish_330	16671	2,600	8,542	0,000	6,000
n_finish_360	16671	2,763	9,107	0,000	6,000
В регионе (n_finish_360):					
Восточная и Юго-восточная Азия	7771	1,896	4,802	0,000	6,000
Северная Америка	3574	6,935	17,276	0,000	35,000
Южная/Центральная Азия	1596	1,040	1,298	0,000	3,000
Северная Европа	976	2,705	6,365	0,000	14,000
Австралия и Новая Зеландия	940	1,049	1,783	0,000	4,000
Западная Европа	557	1,217	2,930	0,000	5,000
Южная Европа	294	0,565	0,971	0,000	2,000

Продолжение таблицы 3

	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	90-й перцентиль
Западная Азия	311	0,428	1,147	0,000	2,000
Восточная Европа	256	0,777	3,207	0,000	1,000
Африка	125	0,096	0,410	0,000	0,000
Южная Америка	137	0,350	0,576	0,000	1,000
Центральная Америка	125	0,168	0,770	0,000	1,000

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 4) показана описательная статистика для числа раундов предоставления венчурного финансирования. В среднем для полной выборки сделка состояла из 2,69 этапов предоставления финансирования, при медиане в 2 этапа. 10-й перцентиль при этом был равен 1 этапу, а 90-й перцентиль был равен 6 этапам.

Разделение выборки на макрорегионы показало, что лидером по продолжительности сделки является Северная Америка со средним числом этапов, равным 4 этапам. При этом 90-й перцентиль для Северной Америки был равен 8 этапам. Для всех остальных макрорегионов среднее число этапов было равно 2, за исключением Африки, Центральной Америки и Восточной Европы, где этот показатель был равен 1.

Таблица 4

Раунды венчурного финансирования

	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	10-й перцентиль	90-й перцентиль
Всего	46040	2,69	2,66	2,00	1,00	6,00
В регионе:						
Восточная и Юго-восточная Азия	8192	2,00	1,20	1,00	1,00	3,00
Северная Америка	22642	4,00	3,23	2,00	1,00	8,00
Южная/Центральная Азия	1725	2,00	1,68	1,00	1,00	4,00
Северная Европа	4121	2,00	2,05	1,00	1,00	4,00
Австралия и Новая Зеландия	465	2,00	2,38	2,00	1,00	5,00
Западная Европа	5527	2,00	1,61	1,00	1,00	4,00
Южная Европа	986	2,00	1,31	1,00	1,00	3,00
Западная Азия	956	2,00	1,46	1,00	1,00	4,00
Восточная Европа	560	1,00	1,09	1,00	1,00	2,00
Африка	346	1,00	0,87	1,00	1,00	3,00
Южная Америка	341	2,00	1,13	1,00	1,00	3,00
Центральная Америка	97	1,00	1,32	1,00	1,00	3,00

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 5) представлена статистика завершений ICO для выборки венчурного финансирования. Рассматривалось число завершенных первичных предложений монет для двух горизонтов: полгода (180 дней) и год (360 дней). Среднее число завершенных ICO к моменту рассмотрения составило 0,81 для горизонта 180 дней, и 1,81 для горизонта в 1 год (360 дней).

Если рассмотреть разбиение по макрорегионам, то лидером будет Северная Америка со средним значением завершенных ICO, равным 2. 90-й перцентиль при этом равен 10. На втором месте с большим отрывом находится Северная Европа со средним числом завершенных ICO равным 0,573 и 90-м перцентилем, равным 3.

Статистика ICO для выборки венчурного финансирования

Nation	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	90-й перцентиль
n_final_180	44443	0,805	2,063	0,000	2,000
n_final_360	44443	1,606	3,479	0,000	8,000
В регионе:					
Восточная и Юго-восточная Азия	1905	0,343	0,726	0,000	1,000
Северная Америка	33981	1,998	3,874	0,000	10,000
Южная/Центральная Азия	456	0,211	0,408	0,000	1,000
Северная Европа	2583	0,573	1,045	0,000	3,000
Австралия и Новая Зеландия	330	0,245	0,532	0,000	1,000
Западная Европа	3929	0,232	0,589	0,000	1,000
Южная Европа	427	0,110	0,313	0,000	1,000
Западная Азия	667	0,309	0,578	0,000	1,000
Восточная Европа	117	0,171	0,513	0,000	1,000
Африка	32	0,250	0,440	0,000	1,000
Южная Америка	6	0,333	0,516	0,000	1,000
Центральная Америка	10	0,200	0,632	0,000	1,000

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 6) приведена описательная статистика для используемых в моделях контрольных переменных. Среднее значение отраслевого индекса Херфиндаля-Хиршнера, рассчитанного для каждой страны по-отдельности, составляет 0,436, при медианном уровне 0,340. Это говорит о том, что выборка имеет смещение в сторону отраслей с более высоким уровнем концентрации. Отметим, что индекс Херфиндаля-Хиршнера, приведенный в настоящем исследовании, выражен не в квадратах процентов, как традиционно указывается в формулах, а в долях единицы, то есть при его расчете доли компаний также выражались в долях единицы, а не в процентах.

Доля обычных акций, предлагаемых компаниями в ходе IPO на внутреннем рынке, составляет в среднем 93,5 %. При этом медиана равна 1, что говорит о том, что компании в большинстве своем реализуют преимущественно обычные не привилегированные акции. Интересно отметить, что 10-й перцентиль равен 71,4 %, что подтверждает склонность компаний реализовывать на домашнем рынке преимущественно обычные не привилегированные акции.

Среднее число IPO за прошедшие 120 дней равно 107,8. При этом интересно, что медианное значение этого показателя равно 62, что значительно меньше среднего значения. 10-й перцентиль равен 6 завершенным IPO, а 90-й перцентиль равен 260 завершенным IPO. Данные результаты показывают, что первичные публичные предложения менее сконцентрированы по сравнению с первичными предложениями монет.

Средняя величина недооценки IPO за предыдущие 120 дней равно в среднем 0,96 %. Медиана при этом равна 0,25 %. Это говорит в пользу того, что имеется асимметрия в сторону более высоких доходностей первого дня. Как уже было показано выше, данное

смещение вызвано в первую очередь лидирующими макрорегионами: Северной Америкой и Восточной и Юго-восточной Азией.

Моментум, выраженный как средняя доходность равновзвешенного портфеля за предыдущие 120 дней, равен в среднем 4 базисным пунктам. Медиана моментума равна 0,1 базисного пункта. Значения 10-го и 90-го перцентилей, равные 0 и 24,5 базисных пункта, соответственно, говорят о том, что данные по моментуму имеют сильную асимметрию.

Аналогичный результат для средней волатильности за предыдущие 120 дней. Среднее значение равно 0,123 при медиане, равной 0,010. 10-й перцентиль средней волатильности равен 0,004. 90-й перцентиль равен 0,792. Все представленные значения указывают на сильную асимметрию данных.

Также анализ данных показал, что в среднем 32 % компаний, участвующих в сделках выхода на IPO, являются частными компаниями, либо дочерними компаниями.

Таблица 6

Описательная статистика для контрольных переменных

	Набл.	Среднее	Станд. отклонение	Медиана	10-й перцентиль	90-й перцентиль
hh_index	16892	0,436	0,302	0,340	0,126	1,000
primary_total	12549	0,935	0,203	1,000	0,714	1,000
carve_out	20172	0,320	0,466	0,000	0,000	1,000
number_IPO_120	20172	107,763	112,969	62,000	6,000	260,000
Underpricingx	20172	0,959	2,636	0,247	-0,027	1,106
Momentum	20172	0,040	0,112	0,001	0,000	0,245
Volatilityx	20172	0,123	0,316	0,010	0,004	0,792
price_range_middle	7875	17,891	99,068	1,476	0,077	20,000

Примечание: расчеты авторов

После рассмотрения описательной статистики для использованных в исследовании переменных, перейдем к непосредственному описанию результатов оценивания эконометрических моделей, показывающих нам связь между количеством закрытых сделок по размещению криптовалютных инструментов (первичное предложение монет, ICO) и условиями на рынках первичных публичных размещений акций и предоставления венчурного финансирования.

В (таблице 7) приведены результаты для величины недооценки IPO в зависимости от числа завершенных ICO и ряда контрольных переменных. Главными объясняющими переменными в модели являются переменные, показывающие число завершенных ICO на горизонтах 180 дней (примерно 6 месяцев), 210 дней (примерно 7 месяцев), 240 дней (примерно 8 месяцев), 270 дней (9 месяцев), 300 дней (примерно 10 месяцев), 330 дней (11 месяцев) и 360 дней (примерно один год).

В число прочих объясняющих контрольных переменных в модель включены индекс Херфиндала-Хиршнера, рассчитанный для секторов экономики SIC2 на уровне страны для каждого календарного года; доля обычных акций, размещаемых на

отечественном рынке по отношению к совокупному числу размещаемых акций; фиктивная переменная, равная 1, если компания является частной или дочерней компанией какой-либо более крупной корпорации; число завершенных первичных публичных предложений за предыдущие 120 дней; средняя недооценка IPO для каждой страны, рассчитанная на горизонте 120 дней; моментум, рассчитанный для каждой страны на горизонте 120 дней; стандартное отклонение доходности компаний, рассчитанное для каждой страны на горизонте 120 дней; середина ценового разброса стоимости акций, представленных на рынке.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны выпуска акций. Все представленные t-статистики являются робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране выпуска акций. Три звездочки обозначается значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Для начала отметим, что средняя недооценка IPO за предыдущие 120 дней положительно связана с текущей доходностью первого дня. Это означает, что в периоды, когда рынок находится в разогретом состоянии, андеррайтеры предлагают потенциальным инвесторам более привлекательные условия. С другой стороны, число завершенных IPO за предыдущие 120 дней отрицательно, хоть и слабо значимо связано с текущей недооценкой IPO. Это может быть связано с тем, что в условиях насыщенного рынка андеррайтеры стремятся привлечь клиентов большей ценой размещаемых ими акций.

Наконец, перейдем к рассмотрению коэффициентов при переменных, представляющих наибольший интерес. Все коэффициенты при числе завершенных ICO для различных глубин расчета значимы на уровне значимости 5 % и отрицательны. То есть фактор ICO вызывает у андеррайтеров необходимость снижать недооценку акций с целью привлечения клиентов на рынок IPO. Причем с ростом глубины расчета значение коэффициентов монотонно уменьшается (для глубины 180 дней коэффициент равен -0,789, а для глубины 360 дней он равен -0,447), что может свидетельствовать о том, что влияние недавних завершенных ICO более существенно влияет на доходность первого дня.

Таблица 7

Результаты регрессий для недооценки IPO

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
n_finish_180	-0,789** (-2,57)						
n_finish_210		-0,726** (-2,67)					
n_finish_240			-0,648*** (-2,84)				
n_finish_270				-0,595*** (-2,81)			

n_finish_300					-0,539**		
					(-2,44)		
n_finish_330						-0,501**	
						(-2,40)	
n_finish_360							-0,447**
							(-2,23)
hh_index	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001
	(-0,97)	(-0,95)	(-0,97)	(-0,94)	(-0,96)	(-0,97)	(-0,97)
primary_total	-0,048	-0,048	-0,048	-0,048	-0,048	-0,048	-0,048
	(-0,61)	(-0,62)	(-0,62)	(-0,62)	(-0,62)	(-0,61)	(-0,61)
carve_out	-0,070	-0,070	-0,070	-0,070	-0,070	-0,069	-0,069
	(-1,15)	(-1,15)	(-1,15)	(-1,15)	(-1,15)	(-1,15)	(-1,14)
number_IPO_120	-0,123*	-0,123*	-0,123*	-0,123*	-0,123*	-0,123*	-0,123*
	(-1,86)	(-1,85)	(-1,86)	(-1,86)	(-1,90)	(-1,93)	(-1,95)
underpricingx	0,128***	0,128***	0,128***	0,128***	0,128***	0,128***	0,128***
	(12,30)	(14,73)	(12,13)	(14,52)	(15,08)	(13,64)	(12,16)
momentumx	0,040	0,043	0,032	0,025	0,014	0,004	-0,010
	(0,22)	(0,23)	(0,17)	(0,13)	(0,07)	(0,03)	(-0,05)
volatilityx	-0,035	-0,036	-0,034	-0,033	-0,032	-0,030	-0,028
	(-1,44)	(-1,46)	(-1,39)	(-1,369)	(-1,30)	(-1,25)	(-1,146)
Price_range_middle	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,003	-0,002
	(-1,43)	(-1,34)	(-1,43)	(-1,38)	(-1,42)	(-1,47)	(-1,52)
FE год-квартал	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
FE страна	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
Наблюдений	3184	3184	3184	3184	3184	3184	3184
R-squared	0,321	0,321	0,321	0,321	0,321	0,321	0,321

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 8) приведены результаты для валового спреда IPO в зависимости от числа завершенных ICO и ряда контрольных переменных. Главными объясняющими переменными в модели являются переменные, показывающие число завершенных ICO на горизонтах 180 дней (примерно 6 месяцев), 210 дней (примерно 7 месяцев), 240 дней (примерно 8 месяцев), 270 дней (9 месяцев), 300 дней (примерно 10 месяцев), 330 дней (11 месяцев) и 360 дней (примерно один год).

В число прочих объясняющих контрольных переменных в модель включены индекс Херфиндаля-Хиршнера, рассчитанный для секторов экономики SIC2 на уровне страны для каждого календарного года; доля обычных акций, размещаемых на отечественном рынке по отношению к совокупному числу размещаемых акций; фиктивная переменная, равная 1, если компания является частной или дочерней компанией какой-либо более крупной корпорации; число завершенных первичных публичных предложений за предыдущие 120 дней; средняя недооценка IPO для каждой страны, рассчитанная на горизонте 120 дней; моментум, рассчитанный для каждой страны на горизонте 120 дней; стандартное отклонение доходности компаний, рассчитанное для каждой страны на горизонте 120 дней; середина ценового разброса стоимости акций, представленных на рынке.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны выпуска акций. Все представленные t-статистики являются

робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране выпуска акций. Тремя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Анализ таблицы показывает, что имеется статистически значимая связь валового спреда и статуса компании: для частных компаний он меньше на 0,56 %. Это связано скорее всего с тем, что клиенты андеррайтеров, не являющиеся частными компаниями, способны выплачивать большие комиссии, что и вызывает отрицательный знак оцененного коэффициента.

Если перейти к интересующему вопросу, то для спреда также наблюдается значимая отрицательная связь с числом завершенных ICO. Причем относительно недавние завершённые первичные предложения монет также оказывают большее влияние на валовый спред, взимаемый андеррайтерами. Другими словами, фактор ICO вынуждает андеррайтеров улучшать условия для своих клиентов.

Таблица 8

Результаты регрессий для валового спреда IPO

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
n_finish_180	-2,983*** (-4,70)						
n_finish_210		-2,914*** (-4,71)					
n_finish_240			-2,788*** (-4,90)				
n_finish_270				-2,512*** (-4,64)			
n_finish_300					-2,417*** (-4,37)		
n_finish_330						-2,365*** (-3,82)	
n_finish_360							-2,278*** (-3,41)
hh_index	-0,002 (-0,44)	-0,002 (-0,44)	-0,002 (-0,44)	-0,002 (-0,437)	-0,002 (-0,436)	-0,002 (-0,442)	-0,002 (-0,448)
primary_total	0,227 (0,81)	0,227 (0,81)	0,226 (0,81)	0,226 (0,81)	0,226 (0,81)	0,227 (0,82)	0,228 (0,82)
carve_out	-0,567*** (-3,59)	-0,567*** (-3,59)	-0,567*** (-3,61)	-0,565*** (-3,59)	-0,565*** (-3,59)	-0,564*** (-3,59)	-0,562*** (-3,59)

Продолжение таблицы 8

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
number_IPO_120	0,099 (0,48)	0,097 (0,48)	0,096 (0,48)	0,096 (0,47)	0,094 (0,48)	0,093 (0,48)	0,092 (0,48)
underpricingx	0,525 (0,80)	0,496 (0,74)	0,470 (0,70)	0,461 (0,69)	0,441 (0,66)	0,420 (0,65)	0,401 (0,64)
momentumx	-0,417 (-0,22)	-0,363 (-0,19)	-0,344 (-0,17)	-0,429 (-0,22)	-0,429 (-0,23)	-0,456 (-0,23)	-0,482 (-0,24)
volatilityx	0,142 (0,65)	0,131 (0,60)	0,127 (0,56)	0,141 (0,63)	0,139 (0,62)	0,143 (0,63)	0,147 (0,64)
Price_range_middle	-0,0129 (-1,03)	-0,0129 (-1,01)	-0,0129 (-1,00)	-0,0130 (-1,00)	-0,013 (-0,99)	-0,013 (-1,01)	-0,013 (-1,02)
FE год-квартал	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
FE страна	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
Наблюдений	1969	1969	1969	1969	1969	1969	1969

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 9) приведены результаты для недооценки IPO в зависимости от числа завершенных ICO, размера размещения акций и ряда контрольных переменных. Главными объясняющими переменными в модели являются переменные, показывающие число завершенных ICO на горизонтах 180 дней (примерно 6 месяцев), 210 дней (примерно 7 месяцев), 240 дней (примерно 8 месяцев), 270 дней (9 месяцев), 300 дней (примерно 10 месяцев), 330 дней (11 месяцев) и 360 дней (примерно один год). Также в модель добавлена фиктивная переменная, характеризующая размер IPO, равная 1, если размер привлеченных в ходе IPO средств превышает 75-й перцентиль.

В число прочих объясняющих контрольных переменных в модель включены индекс Херфиндаля-Хиршнера, рассчитанный для секторов экономики SIC2 на уровне страны для каждого календарного года; доля обычных акций, размещаемых на отечественном рынке по отношению к совокупному числу размещаемых акций; фиктивная переменная, равная 1, если компания является частной или дочерней компанией какой-либо более крупной корпорации; число завершенных первичных публичных предложений за предыдущие 120 дней; средняя недооценка IPO для каждой страны, рассчитанная на горизонте 120 дней; моментум, рассчитанный для каждой страны на горизонте 120 дней; стандартное отклонение доходности компаний, рассчитанное для каждой страны на горизонте 120 дней; середина ценового разброса стоимости акций, представленных на рынке.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны выпуска акций. Все представленные t-статистики являются робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране выпуска акций. Три звездочки обозначает значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Для начала отметим, что средняя недооценка IPO за предыдущие 120 дней положительно связана с текущей доходностью первого дня. Это означает, что в периоды, когда рынок находится в разогретом состоянии, андеррайтеры предлагают потенциальным инвесторам более привлекательные условия. С другой стороны, число завершенных IPO за предыдущие 120 дней отрицательно, хоть и слабо значимо связано с текущей недооценкой IPO. Это может быть связано с тем, что в условиях насыщенного рынка андеррайтеры стремятся привлечь клиентов большей ценой размещаемых ими акций.

Также наблюдается слабая отрицательная связь со средней волатильностью за предыдущие 120 дней. Это может свидетельствовать о том, что при росте рыночной

неопределенности андеррайтеры могут предлагать своим клиентам несколько более выгодные условия с целью вывода их на рынок.

Перейдем к рассмотрению коэффициентов при переменных, представляющих наибольший интерес. Все коэффициенты при числе завершенных ИСО для различных глубин расчета значимы преимущественно на уровне значимости 5 % и отрицательны. Также отрицательны и коэффициенты при фиктивной переменной для размера IPO. При этом, для больших глубин при расчете числа завершенных ИСО наблюдается слабая положительная связь с произведением этого числа на фиктивную переменную для размера размещения. В совокупности коэффициенты позволяют предположить следующее. Во-первых, рост числа ИСО может побудить андеррайтеров предлагать клиентам более выгодные условия, причем это особенно выражено для крупных клиентов. Это может быть связано с тем, что крупные компании имеют достаточно рыночной власти для того, чтобы побуждать андеррайтеров предоставлять им лучшие условия проведения размещения.

Таблица 9

Результаты регрессий для недооценки IPO. Влияние размера

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
n_finish_180	-1,023*** (-2,78)						
n_finish_210		-0,914** (-2,65)					
n_finish_240			-0,810*** (-2,81)				
n_finish_270				-0,745** (-2,74)			
n_finish_300					-0,682** (-2,43)		
n_finish_330						-0,635** (-2,38)	
n_finish_360							-0,580** (-2,22)
LargeIPO*n_finish_XXX	0,467 (1,41)	0,428 (1,48)	0,382 (1,66)	0,357* (1,78)	0,344* (1,78)	0,323* (1,796)	0,314* (1,762)
LargeIPO	-0,226*** (-3,045)	-0,226*** (-3,027)	-0,226*** (-3,013)	-0,225*** (-2,997)	-0,226*** (-2,988)	-0,225*** (-2,992)	-0,225*** (-2,986)

Продолжение таблицы 9

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
hh_index	-0,001 (-0,89)	-0,001 (-0,88)	-0,001 (-0,90)	-0,001 (-0,91)	-0,001 (-0,82)	-0,001 (-0,85)	-0,001 (-0,69)
primary_total	-0,071 (-0,96)	-0,071 (-0,96)	-0,071 (-0,97)	-0,071 (-0,96)	-0,071 (-0,97)	-0,071 (-0,96)	-0,071 (-0,96)
carve_out	-0,045 (-0,86)	-0,045 (-0,86)	-0,045 (-0,86)	-0,045 (-0,86)	-0,044 (-0,86)	-0,044 (-0,85)	-0,044 (-0,85)
number_IPO_120	-0,116** (-2,22)	-0,116** (-2,22)	-0,116** (-2,19)	-0,116** (-2,13)	-0,116** (-2,14)	-0,116** (-2,17)	-0,116** (-2,18)
Underpricingx	0,130*** (8,89)	0,130*** (9,50)	0,130*** (8,86)	0,130*** (8,09)	0,130*** (9,35)	0,130*** (9,27)	0,130*** (10,91)
momentumx	0,171 (1,19)	0,172 (1,17)	0,160 (1,08)	0,153 (1,03)	0,143 (0,96)	0,133 (0,90)	0,121 (0,80)
volatilityx	-0,048* (-1,19)	-0,049* (-1,17)	-0,046* (-1,08)	-0,045* (-1,03)	-0,044 (-1,03)	-0,042 (-1,03)	-0,041 (-1,03)

	(-1,76)	(-1,80)	(-1,76)	(-1,74)	(-1,70)	(-1,67)	(-1,61)
Price_range_middle	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001	-0,001
	(-1,04)	(-1,02)	(-1,04)	(-1,02)	(-1,02)	(-1,04)	(-1,05)
FE год-квартал	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
FE страна	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
Наблюдений	3183	3183	3183	3183	3183	3183	3183
R-squared	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333
F-test	2,656	3,707	4,796	5,153	4,320	4,614	3,927
Prob > F	0,114	0,064	0,037	0,031	0,047	0,040	0,057

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 9) приведены результаты для валового спреда в зависимости от числа завершенных ICO, размера размещения акций и ряда контрольных переменных. Главными объясняющими переменными в модели являются переменные, показывающие число завершенных ICO на горизонтах 180 дней (примерно 6 месяцев), 210 дней (примерно 7 месяцев), 240 дней (примерно 8 месяцев), 270 дней (9 месяцев), 300 дней (примерно 10 месяцев), 330 дней (11 месяцев) и 360 дней (примерно один год). Также в модель добавлена фиктивная переменная, характеризующая размер IPO, равная 1, если объем средств, привлеченных в ходе IPO, превышает 75-й перцентиль.

В число прочих объясняющих контрольных переменных в модель включены индекс Херфиндала-Хиршнера, рассчитанный для секторов экономики SIC2 на уровне страны для каждого календарного года; доля обычных акций, размещаемых на отечественном рынке по отношению к совокупному числу размещаемых акций; фиктивная переменная, равная 1, если компания является частной или дочерней компанией какой-либо более крупной корпорации; число завершенных первичных публичных предложений за предыдущие 120 дней; средняя недооценка IPO для каждой страны, рассчитанная на горизонте 120 дней; моментум, рассчитанный для каждой страны на горизонте 120 дней; стандартное отклонение доходности компаний, рассчитанное для каждой страны на горизонте 120 дней; середина ценового разброса стоимости акций, представленных на рынке.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны выпуска акций. Все представленные t-статистики являются робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране выпуска акций. Три звездочки обозначается значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Анализ таблицы показывает, что имеется статистически значимая связь валового спреда и статуса компании: для частных компаний он меньше на 0,41 %. Это связано скорее всего с тем, что клиенты андеррайтеров, не являющиеся частными компаниями, способны

выплачивать большие комиссии, что и вызывает отрицательный знак оцененного коэффициента.

Коэффициент при фиктивной переменной для размера IPO показывает, что спред для крупных компаний также ниже, что также можно объяснить большим влиянием рыночной власти крупных компаний.

Самый интересный результат мы получаем при рассмотрении числа завершённых ICO и его произведении с дамми-переменной размера IPO. Во-первых, коэффициенты при числе завершённых ICO отрицательны и значимы на уровне значимости 1 %. Как и ранее, величина коэффициентов снижается по мере роста глубины расчёта, то есть опять же, недавние ICO сильнее связаны с текущей ситуацией. При этом коэффициенты при произведении числа завершённых ICO и дамми крупного размещения акций значимо положительны. Причем совокупный эффект для крупных размещений оказывается сопоставимым с показанным в таблице 8. Сами же коэффициенты при коэффициентах для числа завершённых ICO отражают эффект для малых размещений, что делает эффект от ICO для них еще более существенным.

Таблица 10

Результаты регрессий для совокупного спреда IPO. Влияние размера

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
n_finish_180	-4,993*** (-3,59)						
n_finish_210		-4,615*** (-3,98)					
n_finish_240			-4,337*** (-5,45)				
n_finish_270				-3,789*** (-4,60)			
n_finish_300					-3,553*** (-4,87)		
n_finish_330						-3,410*** (-5,11)	

Продолжение таблицы 10

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
n_finish_360							-3,277*** (-4,72)
LargeIPO*n_finish_XXX	4,032* (1,84)	3,515* (1,84)	3,189* (1,99)	2,703* (1,82)	2,416* (1,81)	2,245* (1,92)	2,103* (1,95)
LargeIPO	-1,515*** (-3,86)	-1,513*** (-3,85)	-1,514*** (-3,82)	-1,505*** (-3,81)	-1,501*** (-3,78)	-1,498*** (-3,75)	-1,495*** (-3,73)
hh_index	-0,003 (-0,42)	-0,003 (-0,39)	-0,003 (-0,39)	-0,003 (-0,35)	-0,003 (-0,37)	-0,003 (-0,37)	-0,003 (-0,40)
primary_total	0,131 (0,51)	0,129 (0,51)	0,125 (0,49)	0,126 (0,49)	0,124 (0,49)	0,125 (0,50)	0,126 (0,50)
carve_out	-0,406** (-2,45)	-0,405** (-2,44)	-0,406** (-2,44)	-0,405** (-2,43)	-0,406** (-2,43)	-0,405** (-2,43)	-0,404** (-2,42)
number_IPO_120	0,169 (0,73)	0,167 (0,70)	0,167 (0,70)	0,166 (0,59)	0,165 (0,62)	0,164 (0,63)	0,163 (0,65)
underpricingx	0,745 (1,42)	0,724 (1,38)	0,705 (1,36)	0,695 (1,33)	0,677 (1,29)	0,661 (1,25)	0,644 (1,21)
momentumx	1,087 (0,79)	1,133 (0,81)	1,167 (0,80)	1,072 (0,76)	1,077 (0,75)	1,061 (0,73)	1,046 (0,72)

volatilityx	-0,018 (-0,12)	-0,027 (-0,18)	-0,033 (-0,20)	-0,017 (-0,11)	-0,020 (-0,12)	-0,017 (-0,11)	-0,015 (-0,09)
Price_range_middle	-0,006 (-0,68)	-0,006 (-0,69)	-0,006 (-0,69)	-0,642 (-0,69)	-0,646 (-0,70)	-0,650 (-0,70)	-0,654 (-0,70)
FE год-квартал	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
FE страна	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА	ДА
Наблюдений	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968
R-squared	0,619	0,619	0,619	0,619	0,619	0,619	0,619
F-test	0,588	0,914	1,082	1,216	1,468	1,753	1,994
Prob > F	0,457	0,357	0,317	0,290	0,247	0,208	0,181

Примечание: расчеты авторов

Перейдем к рассмотрению связи между первичными предложениями монет и рынком венчурного финансирования. В (таблице 11) приведены результаты для четырех простейших моделей, связывающих количество этапов в сделке по предоставлению венчурного финансирования с числом завершенных ICO. Первые две спецификации в качестве объясняющих переменных включают только число завершенных ICO, вторые две добавляют к их числу фиктивную переменную, равную 1, если компания не принадлежит к высокотехнологичной отрасли, и ее производство с числом завершенных ICO.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны. Все представленные t-статистики являются робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране. Три звездочки обозначается значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Как можно увидеть, число завершенных первичных предложений монет отрицательно связано с продолжительностью сделок по предоставлению венчурного финансирования. В среднем одно завершенное ICO уменьшает продолжительность сделки на 0,04–0,05. При этом интересно отметить, что продолжительность предоставления финансирования для компаний, не входящих в высокотехнологичный сектор, ниже в среднем на 0,37 сделки. Но при росте числа завершенных ICO, в которых участвуют скорее высокотехнологичные компании, несколько растет и количество этапов предоставления финансирования для нетехнологичных компаний.

Таблица 11

Результаты регрессий для венчурного финансирования

	(1)	(2)	(3)	(4)
n_finish_180	-0,038* (-1,82)		-0,043** (-2,11)	
n_finish_365		-0,050*** (-3,55)		-0,052*** (-3,91)
NoHiTech*n_finish_XXX			0,065*** (7,59)	0,041*** (7,66)
NoHiTech			-0,373*** (-8,30)	-0,375*** (-8,14)

FE год-квартал	Y	Y	Y	Y
FE страна	Y	Y	Y	Y
Наблюдений	20953	20953	20953	20953
R-squared	0,140	0,143	0,147	0,150
F-test			0,811	0,572
Prob > F			0,376	0,456

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 12) приведены результаты для четырех моделей, связывающих количество этапов в сделке по предоставлению венчурного финансирования с числом завершенных ICO и этапом проекта. Первые две спецификации в качестве объясняющих переменных включают число завершенных ICO и фиктивную переменную этапа «посева» проекта, вторые две включают число завершенных ICO и фиктивную переменную этапа выкупа или продажи проекта, то есть самый поздний этап сделки.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны. Все представленные t-статистики являются робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране. Три звездочки обозначается значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Как можно увидеть из результатов, во всех спецификациях число завершенных ICO отрицательно связано с числом этапов сделки по предоставлению финансирования. Причем если для сделок на раннем этапе ожидаемое число этапов растет, то при росте количества завершенных ICO ожидаемое количество этапов для сделок на раннем этапе снижается. С другой стороны, для сделок на завершающих этапах ожидаемое число сделок при росте числа завершенных ICO растет.

Таблица 12

Раунды и этапы венчурного финансирования

	(1)	(2)	(3)	(4)
n_finish_180	-0.016 (-1.10)		-0.039* (-1.88)	
n_finish_360		-0.034*** (-3.60)		-0.050*** (-3.68)
EarlySeed*n_finish_XXX	-0.029*** (-3.11)	-0.020*** (-3.51)		
BuyoutExpansion*n_finish_XXX			0.010** (2.36)	0.006** (2.43)
EarlySeed	0.224*** (5.87)	0.227*** (6.37)		
BuyoutExpansion			-0.120*** (-4.98)	-0.119*** (-4.92)
FE год-квартал	Y	Y	Y	Y
FE страна	Y	Y	Y	Y
Наблюдений	20,953	20,953	20,953	20,953

Примечание: расчеты авторов

В (таблице 13) приведены результаты для моделей, связывающих количество этапов в сделке по предоставлению венчурного финансирования с числом завершённых ИСО с учетом показателей репутации венчурных компаний. В качестве объясняющих переменных модели помимо числа завершённых ИСО включают фиктивные переменные, равные 1, если в сделке участвует венчурная компания или фонд, которая по объемам предоставленного финансирования за предыдущие 3 года входит в тройку лидеров на своем рынке. Первые четыре спецификации построены для полной выборки, а последующие четыре – для выборки проектов на раннем этапе.

Во все рассмотренные спецификации были включены фиксированные эффекты года-квартала и страны. Все представленные t-статистики являются робастными, кластеризованными по году-кварталу и стране. Три звездочки обозначается значимость на уровне значимости 1 %, двумя звездочками обозначается значимость на уровне значимости 5 %, одной звездочкой обозначается значимость на уровне значимости 10 %.

Как можно увидеть, число завершённых ИСО в течение прошедшего года отрицательно связано с количеством этапов сделки по предоставлению финансирования. Также, эта связь усиливается для лидирующих венчурных компаний и фондов. Хотя следует отметить, что для этих венчурных инвесторов сделка в среднем на 0,45-0,57 этапа длиннее, что можно объяснить большей способностью таких компаний назначать более выгодные для себя условия в силу своей репутации и повышенного спроса на свои услуги.

Таблица 13 – Раунды венчурного финансирования и репутация

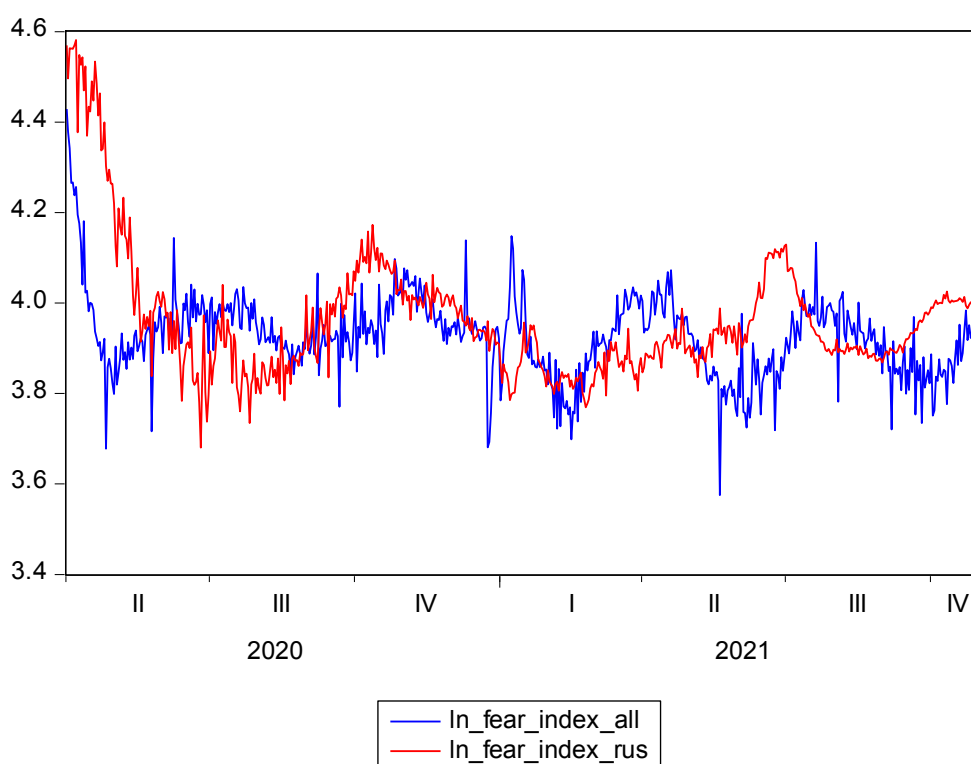
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
n_finish_180	-0,037* (-1,73)		-0,037* (-1,75)		-0,026 (-1,43)		-0,025 (-1,42)	
n_finish_360		-0,049*** (-3,68)		-0,049*** (-3,68)		-0,039*** (-3,39)		-0,038*** (-3,34)
TopFund*n_finish_XXX	-0,049** (-2,12)	-0,034** (-2,70)			-0,076** (-2,70)	-0,053*** (-3,10)		
TopFirm*n_finish_XXX			-0,047* (-1,82)	-0,038** (-2,69)			-0,074** (-2,58)	-0,056*** (-3,34)
TopFund	0,445*** (2,90)	0,448*** (2,91)			0,561*** (3,007)	0,565*** (3,006)		
TopFirm			0,439*** (2,84)	0,442*** (2,88)			0,560*** (3,04)	0,565*** (3,05)
FE год-квартал	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
FE страна	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Наблюдений	20953	20953	20953	20953	13751	13751	13751	13751
R-squared	0,146	0,149	0,147	0,150	0,158	0,160	0,160	0,163

Примечание: расчеты авторов

3 Влияние индекса страха на отечественный фондовый рынок

В настоящем разделе приведены результаты изучения применимости индекса страха, предложенного в работе Салису и Аканни [10], к данным по российскому индексу РТС. Исследование проводилось на дневных данных в период с 1 апреля 2020 года по 27 октября 2021 года. В исследовании использовались данные по ценам закрытия индекса РТС, цены нефти марки Brent, индекса S&P500 и индекса страха, рассчитанного для России согласно методике Салису и Аканни [10].

Для расчета индекса страха использовались данные Центра системных наук и инженерии Университета Джона Хопкинса (The Center for Systems Science and Engineering at Johns Hopkins University), находящиеся в свободном доступе на портале GitHub [24]. Авторами были рассчитаны индекс страха для агрегированных данных для всех представленных в выборке стран и, отдельно, для данных по ситуации в России. Коэффициент корреляции между мировым и российским индексом оказался равен 0,296 (для первых разностей корреляция оказалась равна 0,081). Как можно увидеть на (рисунке 1), динамика графиков отличается, поэтому в расчетах были рассмотрены оба индекса.



Примечание: расчеты авторов

Рисунок 1 – Графики значений индекса страха для России и всего мира

В (таблицах 14-16) приведены результаты тестов на наличие единичных корней в использованных переменных. Рассматривались расширенный тест Дики-Фуллера и тест РР. Как можно увидеть, если не включать в модели свободный член (константу) и тренд, то все переменные, взятые в уровнях, оказываются нестационарными, причем с довольно высокими р-значениями. Если в модели включить свободный член, то индексы страха станут стационарными, что также наглядно представлено на рисунке 1, на котором, начиная со второй половины второго квартала индексы демонстрируют движение вокруг некоторого среднего уровня. Очевидно, что они также остаются стационарными при добавлении тренда. При этом стационарными становятся и остальные показатели, что связано с тем, что на протяжении двух лет они показывали устойчивую тенденцию к росту.

Таблица 14

Тесты на единичный корень. Без константы и тренда

Series	Prob.	Дики-Фуллер			Фишер – РР		
		Lag	Max Lag	Obs	Prob.	Bandwidth	Obs
LN_RTISI	0,9836	0	18	574	0,9848	1	574
LN_SNP500	0,9986	0	18	574	0,9995	7	574
LN_BRENT	0,9647	0	18	574	0,9692	7	574
LN_FEAR_INDEX_ALL	0,6485	15	18	559	0,2814	139	574
LN_FEAR_INDEX_RUS	0,3413	14	18	560	0,2286	17	574
D_LN_RTISI	0,0000	0	18	573	0,0000	1	573
D_LN_SNP500	0,0000	0	18	573	0,0000	4	573
D_LN_BRENT	0,0000	0	18	573	0,0000	7	573
D_LN_FEAR_INDEX_ALL	0,0000	14	18	559	0,0001	44	573
D_LN_FEAR_INDEX_RUS	0,0000	13	18	560	0,0000	2	573

Примечание: расчеты авторов

Таблица 15

Тесты на единичный корень. С использованием константы

Series	Prob.	Дики-Фуллер			Фишер – РР		
		Lag	Max Lag	Obs	Prob.	Bandwidth	Obs
LN_RTISI	0,3746	0	18	574	0,3746	0	574
LN_SNP500	0,0762	0	18	574	0,0417	9	574
LN_BRENT	0,2119	0	18	574	0,2109	6	574
LN_FEAR_INDEX_ALL	0,0009	15	18	559	0,0000	12	574
LN_FEAR_INDEX_RUS	0,0009	14	18	560	0,0003	2	574
D_LN_RTISI	0,0000	0	18	573	0,0000	3	573
D_LN_SNP500	0,0000	0	18	573	0,0000	8	573
D_LN_BRENT	0,0000	0	18	573	0,0000	8	573
D_LN_FEAR_INDEX_ALL	0,0000	14	18	559	0,0001	45	573
D_LN_FEAR_INDEX_RUS	0,0000	13	18	560	0,0000	1	573

Примечание: расчеты авторов

Таблица 16

Тесты на единичный корень. С использованием константы и тренда

Series	Prob.	Дики-Фуллер			Фишер – РР		
		Lag	Max Lag	Obs	Prob.	Bandwidth	Obs
LN_RTISI	0,0560	0	18	574	0,0486	4	574
LN_SNP500	0,0000	0	18	574	0,0000	4	574
LN_BRENT	0,0785	0	18	574	0,0708	1	574
LN_FEAR_INDEX_ALL	0,0028	15	18	559	0,0000	12	574
LN_FEAR_INDEX_RUS	0,0139	14	18	560	0,0032	1	574
D_LN_RTISI	0,0000	0	18	573	0,0000	3	573
D_LN_SNP500	0,0000	0	18	573	0,0000	9	573
D_LN_BRENT	0,0000	0	18	573	0,0000	8	573
D_LN_FEAR_INDEX_ALL	0,0000	14	18	559	0,0001	48	573
D_LN_FEAR_INDEX_RUS	0,0000	13	18	560	0,0000	2	573

Примечание: расчеты авторов

Несмотря на результаты тестов, в силу того что переменные помимо индексов страха исторически в литературе имеют тенденцию рассматриваться как интегрированные,

они будут рассматриваться в первых разностях. Так как все переменные были прологарифмированы, то первые разности, фактически, являются логарифмами доходностей от владения соответствующими активами. Так как мы не обладаем достаточной историей значений индекса страха, то расчеты были произведены для уровней и первых разностей индексов страха для всего мира и России. Оценивались модели как для индексов по-отдельности, так и для обоих индексов совместно. Риски наличия в модели мультиколлинеарности невысоки, так как, как было отмечено выше, корреляция между индексами страха для всего мира и для России менее 30 % для уровней и около 8 % для первых разностей.

В таблицах 17 и 18 приведены результаты оценивания линейных моделей регрессий для индекса РТС без использования векторных авторегрессий. В первых пяти спецификациях модели включали индекс страха, рассчитанный для российского рынка, вторые пять спецификаций включали индекс страха, рассчитанный для всего мира в совокупности, а последние пять спецификаций – оба индекса страха, как для России, так и для мира в целом. Помимо индексов страха в модели включены цена нефти и индекс S&P500. Спецификации отличаются глубиной запаздываний. Первая спецификация из каждой пятерки включает в себя только текущие значения всех переменных, а в каждой из последующих спецификаций добавляется один лаг, вплоть до четырех запаздывающих значений.

Как можно видеть в таблицах 17 и 18, значения коэффициентов при всех переменных, если не рассматривать индексы страха, показывают наличие связей, характерных для российских индексов, цены нефти и зарубежных индексов (подробнее можно увидеть, например, в работах Федоровой и Назаровой [25], Федоровой и Афанасьева [26], Хайо и Кутана [27]). Первый лаг прироста индекса РТС оказывает отрицательное влияние, что согласуется с установленной стационарностью первой разности значения индекса и говорит о том, что скачки доходности самостоятельно себя корректируют.

Прирост цены нефти, в свою очередь, положительно связан с доходностью индекса РТС. Прирост цены нефти на 1 % приводит к росту доходности при прочих равных на величину примерно 13 базисных пунктов. На втором лаге наблюдается отрицательная связь прироста цены нефти с доходностью индекса, но оценки коэффициентов статистически менее значимы и существенно меньше по абсолютному значению.

Интересно, что связь с индексом S&P500 гораздо сильнее. На нулевом лаге мы можем наблюдать оценки коэффициентов, значимые на уровне 1% и равные примерно 0,44–0,48. То есть дополнительный процент доходности зарубежного индекса S&P500 приводит к росту доходности индекса РТС на 44–48 базисных пункта. Положительные и

значимые оценки коэффициентов при доходности индекса S&P500 наблюдаются вплоть до 3 запаздывающего значения.

Если перейти к рассмотрению оценок коэффициентов при индексах страха, то можно сделать следующие выводы. Во-первых, в рамках линейных моделей индекс страха, рассчитанный для всего мира, не демонстрирует сколь-нибудь выраженной статистически значимой связи с индексом РТС. Причем это справедливо как для использования индексов страха в уровнях, так и для использования индексов в первых разностях. Связь проявляется в единичных значимых коэффициентах с невысоким уровнем этой самой статистической значимости.

Индекс страха, рассчитанный для российского рынка, наоборот, демонстрирует более выраженную связь с индексом РТС. Следует отметить, что это справедливо только для случая использования индекса в уровнях. Использование индекса в первых разностях не показывает какой-либо значимой связи. Имеющиеся значимые оценки показывают, что возможная связь российского индекса страха с индексом РТС, скорее, отрицательная, то есть рост индекса страха сопровождается снижением доходности индекса РТС.

В целом можно сделать следующие выводы. Во-первых, влияние индекса страха, предложенного Салису и Аканни [10], на динамику российского индекса РТС обнаруживается, хотя статистическая значимость подобного влияния не столь велика, по сравнению. Причем это характерно преимущественно для индекса страха, рассчитанного для российского рынка, на динамике заболеваемости новой коронавирусной инфекцией COVID-19 в России. Индекс страха, рассчитанный для совокупных данных по всему миру, не оказывает столь же заметного влияния на индекс РТС. Другими словами, главное влияние на динамику индекса оказывает российский индекс страха, однако это влияние довольно слабое.

Таблица 17

Результаты оценивания линейных моделей. Индекс страха в уровнях

VARIABLES	(1) D.ln_rtsi	(2) D.ln_rtsi	(3) D.ln_rtsi	(4) D.ln_rtsi	(5) D.ln_rtsi	(6) D.ln_rtsi	(7) D.ln_rtsi	(8) D.ln_rtsi	(9) D.ln_rtsi	(10) D.ln_rtsi	(11) D.ln_rtsi	(12) D.ln_rtsi	(13) D.ln_rtsi	(14) D.ln_rtsi	(15) D.ln_rtsi
LD.ln_rtsi		-0.121*** (0.0415)	-0.122*** (0.0421)	-0.120*** (0.0423)	-0.126*** (0.0427)		-0.119*** (0.0415)	-0.124*** (0.0422)	-0.122*** (0.0422)	-0.129*** (0.0425)		-0.120*** (0.0416)	-0.121*** (0.0422)	-0.119*** (0.0424)	-0.127*** (0.0427)
L2D.ln_rtsi			0.00272 (0.0418)	-0.0141 (0.0424)	-0.0163 (0.0427)			0.00344 (0.0419)	-0.0120 (0.0424)	-0.0132 (0.0425)			0.00697 (0.0419)	-0.00994 (0.0426)	-0.00992 (0.0427)
L3D.ln_rtsi				-0.0240 (0.0419)	-0.0343 (0.0427)				-0.0317 (0.0422)	-0.0371 (0.0428)				-0.0306 (0.0423)	-0.0376 (0.0429)
L4D.ln_rtsi					-0.0140 (0.0420)					-0.0135 (0.0423)					-0.0162 (0.0424)
D.ln_brent	0.135*** (0.0185)	0.128*** (0.0188)	0.117*** (0.0201)	0.121*** (0.0202)	0.123*** (0.0204)	0.135*** (0.0184)	0.130*** (0.0188)	0.123*** (0.0199)	0.128*** (0.0201)	0.136*** (0.0203)	0.135*** (0.0185)	0.129*** (0.0189)	0.118*** (0.0202)	0.121*** (0.0205)	0.127*** (0.0206)
LD.ln_brent		0.0137 (0.0191)	0.0147 (0.0196)	0.0134 (0.0207)	0.0124 (0.0210)		0.0128 (0.0191)	0.0131 (0.0196)	0.0107 (0.0206)	0.0147 (0.0208)		0.0127 (0.0191)	0.0147 (0.0197)	0.0126 (0.0209)	0.0137 (0.0212)
L2D.ln_brent			-0.0295 (0.0192)	-0.0333* (0.0197)	-0.0417** (0.0208)			-0.0299 (0.0193)	-0.0335* (0.0197)	-0.0387* (0.0207)			-0.0308 (0.0193)	-0.0351* (0.0198)	-0.0412** (0.0210)
L3D.ln_brent				0.0295 (0.0194)	0.0224 (0.0200)				0.0335* (0.0194)	0.0267 (0.0199)				0.0317 (0.0195)	0.0221 (0.0201)
L4D.ln_brent					-0.00745 (0.0196)					-0.00569 (0.0195)					-0.00543 (0.0196)
D.ln_snp500	0.448*** (0.0539)	0.472*** (0.0539)	0.483*** (0.0551)	0.473*** (0.0556)	0.479*** (0.0561)	0.443*** (0.0540)	0.464*** (0.0540)	0.468*** (0.0554)	0.457*** (0.0559)	0.448*** (0.0564)	0.442*** (0.0542)	0.464*** (0.0543)	0.479*** (0.0558)	0.469*** (0.0565)	0.466*** (0.0570)
LD.ln_snp500		0.209*** (0.0573)	0.211*** (0.0583)	0.204*** (0.0595)	0.213*** (0.0603)		0.206*** (0.0568)	0.208*** (0.0578)	0.204*** (0.0590)	0.209*** (0.0595)		0.210*** (0.0574)	0.210*** (0.0586)	0.205*** (0.0603)	0.217*** (0.0610)
L2D.ln_snp500			0.0605 (0.0583)	0.0922 (0.0593)	0.104* (0.0606)			0.0726 (0.0579)	0.102* (0.0586)	0.105* (0.0597)			0.0609 (0.0585)	0.0949 (0.0597)	0.101 (0.0612)
L3D.ln_snp500				0.108* (0.0587)	0.126** (0.0601)				0.103* (0.0581)	0.119** (0.0591)				0.108* (0.0589)	0.133** (0.0603)
L4D.ln_snp500					0.0640 (0.0593)					0.0537 (0.0586)					0.0637 (0.0594)
ln_fear_index_rus	0.00153 (0.00324)	-0.00496 (0.0109)	0.00351 (0.0118)	-0.000614 (0.0122)	-0.00370 (0.0126)						0.000564 (0.00336)	-0.00606 (0.0110)	0.00239 (0.0119)	-0.00142 (0.0123)	-0.00569 (0.0127)
L.ln_fear_index_rus		0.00480 (0.0107)	0.0183 (0.0129)	0.0149 (0.0133)	0.0117 (0.0134)							0.00580 (0.0108)	0.0192 (0.0130)	0.0159 (0.0133)	0.0144 (0.0134)
L2.ln_fear_index_rus			-0.0229* (0.0117)	-0.0247* (0.0134)	-0.0277** (0.0136)								-0.0224* (0.0117)	-0.0237* (0.0134)	-0.0268* (0.0136)
L3.ln_fear_index_rus				0.00814 (0.0120)	0.00355 (0.0135)									0.00731 (0.0121)	0.00294 (0.0135)

Продолжение таблицы 17

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
L4.ln_fear_index_rus					0.0121 (0.0124)										0.0109 (0.0124)
ln_fear_index_all						0.00611 (0.00514)	0.00929 (0.00776)	0.0127 (0.00854)	0.0127 (0.00863)	0.00931 (0.00883)	0.00587 (0.00533)	0.00964 (0.00781)	0.0128 (0.00855)	0.0126 (0.00865)	0.00900 (0.00885)
L.ln_fear_index_all							-0.00754 (0.00758)	-0.00375 (0.00853)	-0.00643 (0.00911)	-0.00745 (0.00918)		-0.00780 (0.00768)	-0.00469 (0.00857)	-0.00718 (0.00913)	-0.00842 (0.00920)
L2.ln_fear_index_all								-0.00884 (0.00838)	-0.0106 (0.00905)	-0.0167* (0.00941)			-0.00770 (0.00844)	-0.00918 (0.00909)	-0.0155 (0.00943)
L3.ln_fear_index_all									0.00261 (0.00844)	-0.00495 (0.00906)				0.00278 (0.00852)	-0.00484 (0.00912)
L4.ln_fear_index_all										0.0174** (0.00872)					0.0181** (0.00879)
Constant	-0.00580 (0.0128)	0.000731 (0.0130)	0.00464 (0.0134)	0.00897 (0.0139)	0.0161 (0.0145)	-0.0237 (0.0202)	-0.00677 (0.0217)	-0.000509 (0.0229)	0.00644 (0.0240)	0.00931 (0.0249)	-0.0250 (0.0217)	-0.00610 (0.0231)	0.00169 (0.0245)	0.0114 (0.0260)	0.0228 (0.0274)
Observations	574	573	572	571	570	574	573	572	571	570	574	573	572	571	570
R-squared	0.249	0.257	0.265	0.276	0.281	0.250	0.259	0.263	0.274	0.283	0.250	0.259	0.268	0.279	0.291

Примечание: расчеты авторов

Таблица 18

Результаты оценивания линейных моделей. Индекс страха в первых разностях

VARIABLES	(1) D.ln_rtsi	(2) D.ln_rtsi	(3) D.ln_rtsi	(4) D.ln_rtsi	(5) D.ln_rtsi	(6) D.ln_rtsi	(7) D.ln_rtsi	(8) D.ln_rtsi	(9) D.ln_rtsi	(10) D.ln_rtsi	(11) D.ln_rtsi	(12) D.ln_rtsi	(13) D.ln_rtsi	(14) D.ln_rtsi	(15) D.ln_rtsi
LD.ln_rtsi		-0.119*** (0.0414)	-0.121*** (0.0423)	-0.121*** (0.0423)	-0.124*** (0.0427)		-0.119*** (0.0415)	-0.123*** (0.0422)	-0.124*** (0.0420)	-0.130*** (0.0427)		-0.118*** (0.0414)	-0.119*** (0.0424)	-0.121*** (0.0422)	-0.126*** (0.0429)
L2D.ln_rtsi			0.00234 (0.0418)	-0.0110 (0.0425)	-0.0145 (0.0427)			0.00384 (0.0419)	-0.00984 (0.0422)	-0.0136 (0.0425)			0.00718 (0.0420)	-0.00494 (0.0424)	-0.00824 (0.0428)
L3D.ln_rtsi				-0.0252 (0.0419)	-0.0345 (0.0428)				-0.0292 (0.0420)	-0.0373 (0.0428)				-0.0287 (0.0421)	-0.0384 (0.0431)
L4D.ln_rtsi					-0.0157 (0.0421)					-0.0140 (0.0422)					-0.0179 (0.0424)
D.ln_brent	0.134*** (0.0185)	0.124*** (0.0188)	0.118*** (0.0199)	0.122*** (0.0200)	0.126*** (0.0203)	0.136*** (0.0185)	0.129*** (0.0187)	0.123*** (0.0198)	0.134*** (0.0199)	0.137*** (0.0201)	0.136*** (0.0185)	0.124*** (0.0188)	0.118*** (0.0200)	0.127*** (0.0201)	0.131*** (0.0204)
LD.ln_brent		0.0165 (0.0191)	0.0157 (0.0196)	0.0140 (0.0205)	0.0161 (0.0208)		0.0140 (0.0191)	0.0134 (0.0196)	0.0142 (0.0204)	0.0169 (0.0208)		0.0165 (0.0191)	0.0156 (0.0196)	0.0162 (0.0206)	0.0190 (0.0210)
L2D.ln_brent			-0.0297 (0.0193)	-0.0308 (0.0197)	-0.0379* (0.0207)			-0.0303 (0.0193)	-0.0307 (0.0196)	-0.0371* (0.0206)			-0.0315 (0.0194)	-0.0303 (0.0197)	-0.0363* (0.0208)
L3D.ln_brent				0.0290 (0.0194)	0.0249 (0.0200)				0.0311 (0.0194)	0.0278 (0.0199)				0.0286 (0.0195)	0.0253 (0.0200)
L4D.ln_brent					-0.00585 (0.0196)					-0.00577 (0.0196)					-0.00379 (0.0196)
D.ln_snp500	0.450*** (0.0538)	0.480*** (0.0536)	0.481*** (0.0547)	0.469*** (0.0551)	0.470*** (0.0555)	0.444*** (0.0539)	0.469*** (0.0538)	0.469*** (0.0548)	0.443*** (0.0552)	0.442*** (0.0558)	0.444*** (0.0540)	0.476*** (0.0539)	0.478*** (0.0550)	0.453*** (0.0555)	0.453*** (0.0562)
LD.ln_snp500		0.207*** (0.0567)	0.207*** (0.0580)	0.199*** (0.0588)	0.201*** (0.0594)		0.205*** (0.0566)	0.207*** (0.0576)	0.203*** (0.0581)	0.204*** (0.0588)		0.207*** (0.0568)	0.206*** (0.0582)	0.201*** (0.0588)	0.201*** (0.0597)
L2D.ln_snp500			0.0585 (0.0579)	0.0833 (0.0588)	0.0919 (0.0599)			0.0736 (0.0577)	0.0928 (0.0581)	0.102* (0.0591)			0.0607 (0.0580)	0.0783 (0.0588)	0.0869 (0.0600)
L3D.ln_snp500				0.105* (0.0582)	0.116* (0.0596)				0.107* (0.0577)	0.115* (0.0589)				0.110* (0.0582)	0.121** (0.0597)
L4D.ln_snp500					0.0561 (0.0590)					0.0531 (0.0585)					0.0553 (0.0591)
D.ln_fear_index_rus	-0.00101 (0.0107)	0.00401 (0.0115)	0.00346 (0.0119)	-0.00149 (0.0122)	-0.000577 (0.0123)						-0.00198 (0.0108)	0.00269 (0.0116)	0.00256 (0.0120)	-0.00310 (0.0123)	-0.00242 (0.0124)
LD.ln_fear_index_rus		0.0229** (0.0115)	0.0210 (0.0129)	0.0129 (0.0136)	0.0126 (0.0139)							0.0225* (0.0116)	0.0210 (0.0130)	0.0142 (0.0136)	0.0138 (0.0139)
L2D.ln_fear_index_rus			-0.00391 (0.0119)	-0.0137 (0.0135)	-0.0144 (0.0141)								-0.00305 (0.0119)	-0.0116 (0.0135)	-0.0119 (0.0142)
L3D.ln_fear_index_rus				-0.0109 (0.0122)	-0.0106 (0.0138)									-0.00939 (0.0122)	-0.00853 (0.0138)

Продолжение таблицы 18

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
L4D.ln_fear_index_rus					0.000929 (0.0123)										0.00238 (0.0123)
D.ln_fear_index_all						0.00806 (0.00722)	0.0121 (0.00815)	0.0122 (0.00829)	0.00892 (0.00854)	0.00963 (0.00868)	0.00817 (0.00725)	0.0121 (0.00816)	0.0122 (0.00832)	0.00906 (0.00857)	0.00993 (0.00875)
LD.ln_fear_index_all							0.00779 (0.00817)	0.00703 (0.00946)	0.00157 (0.00976)	0.00201 (0.0102)		0.00679 (0.00817)	0.00602 (0.00948)	0.000667 (0.00980)	0.00152 (0.0102)
L2D.ln_fear_index_all								-0.00329 (0.00831)	-0.0143 (0.00975)	-0.0144 (0.0103)			-0.00331 (0.00834)	-0.0141 (0.00979)	-0.0139 (0.0103)
L3D.ln_fear_index_all									-0.0189** (0.00855)	-0.0201* (0.0103)				-0.0189** (0.00859)	-0.0193* (0.0103)
L4D.ln_fear_index_all										-0.00361 (0.00870)					-0.00241 (0.00876)
Constant	0.000260 (0.000464)	0.000113 (0.000461)	0.000101 (0.000466)	-7.18e-05 (0.000469)	-0.000126 (0.000475)	0.000271 (0.000463)	0.000114 (0.000461)	8.98e-05 (0.000466)	-8.29e-05 (0.000466)	-0.000136 (0.000471)	0.000269 (0.000464)	0.000128 (0.000461)	0.000110 (0.000466)	-8.80e-05 (0.000467)	-0.000138 (0.000474)
Observations	574	573	572	571	570	574	573	572	571	570	574	573	572	571	570
R-squared	0.248	0.262	0.265	0.276	0.279	0.250	0.260	0.263	0.281	0.283	0.250	0.265	0.268	0.286	0.289

Примечание: расчеты авторов

Заключение

В ходе проведенного авторами исследования было проведено построение и обновление базы данных, содержащей информацию о криптовалютных инструментах, в частности данные о первичных предложениях монет, торгах криптовалютами на специализированных торговых площадках и о проектах, прекративших свое существование по каким-либо причинам. Как показал анализ полученной информации, важность изучения влияния криптовалютного рынка на рынок традиционных средств инвестирования не только не снижается, но и остается крайне высокой, так как по состоянию на первую половину 2021 года (конкретнее на начало апреля 2021 года) совокупная капитализация криптовалютного рынка, согласно данным портала CoinMarketCap, превысила величину валового внутреннего продукта России, оцененную Международным валютным фондом².

Проведенное эмпирическое исследование показало, что в период вплоть до 2019 года включительно, на американском фондовом рынке наблюдались признаки того, что появление криптовалют, как альтернативного способа привлечения финансирования, оказало некоторое влияние на условия проведения первичных публичных размещений и предоставления финансирования венчурными компаниями. Было обнаружено, что появление первичных предложений монет привело к статистически значимому снижению недооценки IPO или доходности первого дня, преимущественно для размещений малого размера. Этот результат легко объяснить, особенно с учетом того, что крупные компании с малой вероятностью будут проводить привлечение финансирования при помощи криптовалютных размещений. Аналогичные результаты были получены и для валового спреда – суммарной комиссии, взимаемой андеррайтером IPO. Эти результаты говорят о том, что появление ICO улучшило положение компаний, выходящих на IPO, в особенности малых компаний, которые с большей вероятностью могут обратиться к альтернативным методам привлечения финансирования.

Результаты для рынка предоставления финансирования венчурными компаниями показали, что появление ICO оказало влияние и на него. В частности, рост числа завершенных первичных предложений монет оказывает понижающее давление на продолжительность сделки, выраженной в числе этапов предоставления финансирования.

Полученные результаты обладают высокой научной новизной, так как, как было сказано выше, авторам неизвестны работы, в которых рассматривались вопросы взаимодействия ICO, IPO и сделок с венчурными компаниями. Практическое применение результатов возможно в целях проведения дальнейших исследований на близкие темы, а

² World Economic Outlook Database. URL: <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/weo-database/2020/October>

также в целях более глубокого понимания механизмов ценообразования на рынках размещения акций и предоставления венчурного финансирования.

Результаты проведенной научно-исследовательской работы являются важными для более полного понимания того, какую роль и какое влияние имеют новые криптовалютные инструменты на более традиционные методы привлечения финансирования. Особенно важным это является в свете того, что криптовалютный рынок все еще активно растет и развивается при крайне слабой проработанности правовой базы и отсутствии общего подхода к регулированию отрасли.

Проведенный авторами дополнительный анализ связи российского рынка акций с индексом страха, рассчитываемым на основе статистики по уровню заболеваемости новой коронавирусной инфекцией COVID-19, показал, что для российского индекса РТС наблюдается слабая статистически значимая связь с индексом страха, рассчитанного для данных для России, тогда как мировой индекс не оказывает столь же значимого влияния на индекс.

Список использованных источников

1. Wallmeroth J., Wirtz P., Groh A. P. Venture Capital, Angel Financing, and Crowdfunding of Entrepreneurial Ventures: A Literature Review. Rochester, NY: Social Science Research Network, 2017.
2. Bayar O., Chemmanur T. J., Tian X. Peer Monitoring, Syndication, and the Dynamics of Venture Capital Interactions: Theory and Evidence. Rochester, NY: Social Science Research Network, 2018.
3. Lerner J., Nanda R. Venture capital's role in financing innovation: what we know and how much we still need to learn // Journal of Economic Perspectives. 2020. Т. 34. № 3. С. 237–261.
4. Cheng C., Hua Y., Tan D. Spatial dynamics and determinants of sustainable finance: Evidence from venture capital investment in China // Journal of Cleaner Production. 2019. Т. 232. С. 1148–1157.
5. Howell S. и др. Financial Distancing: How Venture Capital Follows the Economy Down and Curtails Innovation. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2020.
6. Yan J., Williams D. W. Timing is everything? Curvilinear effects of age at entry on new firm growth and survival and the moderating effect of IPO performance // Journal of Business Venturing. 2020. С. 106020.
7. Li X., Wang S. S., Wang X. Trust and IPO underpricing // Journal of Corporate Finance. 2019. Т. 56. С. 224–248.
8. Mazumder S., Saha P. COVID-19: Fear of pandemic and short-term IPO performance // Finance Research Letters. 2021. С. 101977.

9. Da Z., Engelberg J., Gao P. The Sum of All FEARS Investor Sentiment and Asset Prices // *The Review of Financial Studies*. 2015. Т. 28. № 1. С. 1–32.
10. Salisu A. A., Akanni L. O. Constructing a Global Fear Index for the COVID-19 Pandemic // *Emerging Markets Finance and Trade*. 2020. Т. 56. № 10. С. 2310–2331.
11. Makarov I., Schoar A. Trading and arbitrage in cryptocurrency markets // *Journal of Financial Economics*. 2020. Т. 135. № 2. С. 293–319.
12. Liu Y., Tsyvinski A. Risks and returns of cryptocurrency. National Bureau of Economic Research, 2018.
13. Liu Y., Tsyvinski A., Wu X. Common risk factors in cryptocurrency. National Bureau of Economic Research, 2019.
14. Малкина М. Ю., Овчинников В. Н. Рынок криптовалют: сверхреакция на новости и стадные инстинкты // *Экономическая политика*. 2020. Т. 15. № 3. С. 74–105.
15. Li T., Shin D., Wang B. Cryptocurrency Pump-and-Dump Schemes. Rochester, NY: Social Science Research Network, 2021.
16. Fisch C. Initial coin offerings (ICOs) to finance new ventures // *Journal of Business Venturing*. 2019. Т. 34. № 1. С. 1–22.
17. Corbet S., Larkin C., Lucey B. The contagion effects of the COVID-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies // *Finance Research Letters*. 2020. Т. 35. С. 101554.
18. Iqbal N. и др. Asymmetric nexus between COVID-19 outbreak in the world and cryptocurrency market // *International Review of Financial Analysis*. 2021. Т. 73. С. 101613.
19. Sim N., Zhou H. Oil prices, US stock return, and the dependence between their quantiles // *Journal of Banking & Finance*. 2015. Т. 55. С. 1–8.
20. Зямалов В. Е. Программа для сбора статистических данных по торгам криптовалютами. Москва: РАНХиГС при Президенте РФ, 2019.
21. Aggarwal R. K., Krigman L., Womack K. L. Strategic IPO underpricing, information momentum, and lockup expiration selling // *Journal of Financial Economics*. 2002. Т. 66. № 1. С. 105–137.
22. Carter R. B., Dark F. H., Singh A. K. Underwriter reputation, initial returns, and the long-run performance of IPO stocks // *The Journal of Finance*. 1998. Т. 53. № 1. С. 285–311.
23. Ritter J. R. The long-run performance of initial public offerings // *The Journal of Finance*. 1991. Т. 46. № 1. С. 3–27.
24. COVID-19 Data Repository [Электронный ресурс]. URL: <https://github.com/CSSEGISandData/COVID-19> (дата обращения: 29.10.2021).
25. Федорова Е. А., Назарова Ю. Н. Факторы, влияющие на изменение индекса РТС российского фондового рынка // *Аудит И Финансовый Анализ*. 2010. № 1. С. 174–179.

26. Федорова Е. А., Афанасьев Д. О. Определение степени влияния цен нефти и золота на индекс ММВБ и ее структурных сдвигов с применением модели Markov-switching autoregressive model (MS-ARX) // Финансы и кредит. 2013. № 17 (545). С. 2–11.
27. Hayo B., Kutan A. The impact of news, oil prices, and international spillovers on russian financial markets. University Library of Munich, Germany, 2002.
28. Basher S. A., Haug A. A., Sadorsky P. Oil prices, exchange rates and emerging stock markets // Energy Economics. 2012. Т. 34. № 1. С. 227–240.