

DOI: 10.26794/2587-5671-2021-25-4-136-151

УДК 336.01(045)

JEL G01, C58, E44

Индекс финансового страха на рынке цифровых финансовых активов

А.О. Овчаров^а, В.А. Матвеев^б ✉

Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Нижний Новгород, Россия

^а <https://orcid.org/0000-0003-4921-7780>; ^б <https://orcid.org/0000-0001-9323-2414>

✉ Автор для корреспонденции

АННОТАЦИЯ

Актуальность темы исследования диктуется возрастающей ролью нетрадиционных финансовых инструментов, которые вносят свой вклад в уровень финансовой нестабильности. Поэтому необходимы разнообразные индикаторы, позволяющие отображать ситуацию на рынке цифровых финансовых активов, волатильность котировок и уровень доверия инвесторов. **Цель** исследования – разработка и апробация на эмпирических данных обобщающего индикатора финансовой нестабильности (индекса финансового страха) на рынке цифровых финансовых активов. **Новизна** исследования заключается в адаптации классической модели построения индекса волатильности к рынку криптовалют. В работе использованы статистические **методы** сбора и обработки данных, анализа временных рядов, взвешивания, конструирования экономических показателей. Обобщены результаты современных исследований по взаимосвязи цифровизации и финансовой нестабильности. Сделан **вывод**, что в определенные непродолжительные периоды 2020 г. волатильность рубля к доллару была сопоставима или даже выше, чем к биткоину. Кроме того, на самом криптовалютном рынке сегодня намного меньше страха и неопределенности, чем было в конце 2018 г. Главный **результат** исследования – модель индекса финансового страха, основанная на применении метода расчета средневзвешенной опционной цены базисного актива и хеджирования ценовых рисков. Тестирование модели осуществлено по данным о заявочных ценах на покупку, продажу криптовалюты на определенный момент времени. Получены оценки, свидетельствующие о нарастании нестабильности на рынке цифровых финансовых активов. Сформулированы **рекомендации** в отношении пороговых значений индекса, по которым можно определить уровень страха инвесторов.

Ключевые слова: индекс страха; цифровые финансовые активы; криптовалютный рынок; волатильность; финансовая нестабильность; опционные контракты

Для цитирования: Овчаров А.О., Матвеев В.А. Индекс финансового страха на рынке цифровых финансовых активов.

Финансы: теория и практика. 2021;25(4):136-151. DOI: 10.26794/2587-5671-2021-25-4-136-151

Financial Fear Index in the Digital Financial Assets Market

А.О. Ovcharov^а, V.A. Matveev^б ✉

Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod, Russia;

^а <https://orcid.org/0000-0003-4921-7780>; ^б <https://orcid.org/0000-0001-9323-2414>

✉ Corresponding author

ABSTRACT

The **relevance** of the research topic is due to the increasing role of non-traditional financial instruments that contribute to financial instability. Therefore, various indicators are required to reflect the situation in the digital financial assets market, the volatility quotes, and the level of investor confidence. The **aim** of the study is to develop and test on empirical data a generalized indicator of financial instability (financial fear index) in the digital financial assets market. The **novelty** of the research lies in the adaptation of the classic model of building the volatility index to the cryptocurrency market. The authors use statistical **methods** for collecting and processing data, analyzing time series, weighing, designing economic indicators. The paper summarizes the results of modern research on the correlation between digitalization and financial instability. The authors **conclude** that at certain short periods of 2020 the ruble-dollar volatility was comparable or even higher than the ruble-bitcoin one. In addition, there is much less fear and uncertainty in the cryptocurrency market today than there was at the end of 2018. The main **result** of the study is the financial fear index model based on the method

of calculating the weighted average option price of the underlying asset and hedging of price risks. The model has been tested using data on the bid and ask prices of cryptocurrencies at a specific point in time. Estimates have been obtained indicating the growing instability in the digital financial asset market. The authors offer **recommendations** regarding the index threshold values, which indicate the level of investors' fear.

Keywords: fear index; digital financial assets; cryptocurrency market; volatility; financial instability; option contracts

For citation: Ovcharov A.O., Matveev V.A. Financial fear index in the digital financial assets market. *Finance: Theory and Practice*. 2021;25(4):136-151. DOI: 10.26794/2587-5671-2021-25-4-136-151

ВВЕДЕНИЕ

Современный этап развития экономики характеризуется глобальным изменением пропорций развития реального и виртуального секторов экономики, структурными сдвигами в финансовом секторе, в целом качественным изменением финансовой составляющей экономики как неотъемлемого связующего звена между процессами производства и потребления. На финансовые рынки активно внедряются новые технологии: большие массивы данных [1, 2], квантовые вычисления [3], блокчейн финансовых операций [4, 5] и т.п.

Цифровизация бизнеса, с одной стороны, способна существенным образом повысить качество жизни через рост производительности труда, качества и оперативности принимаемых решений, увеличение степени прозрачности информационных процессов, финансово-экономических операций в различных сферах деятельности. Так, в [6] доказано, что учет компонент цифрового потенциала города (информационно-коммуникационная инфраструктура, цифровое правительство и электронный бизнес) позволяет более точно оценивать его инвестиционную привлекательность. С другой стороны, цифровизация неизбежно ведет к возникновению специфических условий осуществления финансово-хозяйственной деятельности и качественно новых экономических сценариев развития, появлению дополнительных рисков и угроз. Наиболее полно перечень рисков и возможностей цифровой экономики в отношении современного этапа развития РФ представлен в работе [7].

Следует отметить, что новый курс на цифровизацию экономики происходит на фоне негативных процессов в экономике [8] и политике [9], связанных с влиянием COVID-19. В эпоху глобальной нестабильности наиболее остро стоит проблема сохранения и диверсификации инвестиционных портфелей в целях избежания отрицательных реальных ставок доходности. В этих условиях современные инструменты цифровой экономики выглядят интересной альтернативой традиционным инструментам, но не как полноценная замена, а как инструмент хеджирования, важного дополнения рисковей части

любого инвестиционного портфеля. При этом во главу угла с учетом социальных рисков инвестирования должны ставиться не сверхвысокие доходы, а сохранение ожидаемой доходности.

В данной статье мы ставим цель представить существующие подходы к построению обобщающих индикаторов нестабильности на финансовых рынках и показать их возможности применительно к рынку цифровых финансовых активов. На этой основе предполагается разработать и апробировать на примере криптовалютного рынка универсальный индикатор финансовой нестабильности (индекс финансового страха), который нужен для своевременного принятия адекватных решений, хеджирования инвестиционного риска в условиях отсутствия исчерпывающего объема статистических данных о ситуации на глобальных рынках. Для построения индикатора необходима специальная адаптация существующих измерителей стресса традиционных финансовых активов к специфике виртуального рынка.

Совершенно очевидно, что в условиях снижения доверия инвесторов к ряду традиционных финансовых активов современные рынки цифровых финансовых инструментов демонстрируют высокую активность. В настоящее время существует более двух тысяч криптовалют, активно торгующихся на нерегулируемых или зарегистрированных биржах. В январе 2016 г. общая капитализация рынка криптовалют составляла около 7,5 млрд долл. США, а уже через два года она достигла своего самого высокого значения — более 750 млрд долл. (по состоянию на май 2020 г. капитализация составила около 250 млрд долл.) [10]. Ежедневный объем торгов криптовалютами превышает миллиарды долларов. Так, по данным аналитической службы Skew, стоимость открытых позиций по биткоин-опционам на бирже Deribit к июню 2020 г. достигла 1,1 млрд долл., в контрактах на Ethereum — 150 млн долл.¹

¹ На Deribit исполняются опционы на биткоин и Ethereum стоимостью в 1 млрд долл. URL: <https://forklog.com/na-deribit-ispolnyatsya-optiony-na-bitkoin-i-ethereum-stoimostyu-v-1-mlrd/> (дата обращения: 07.02.2021).

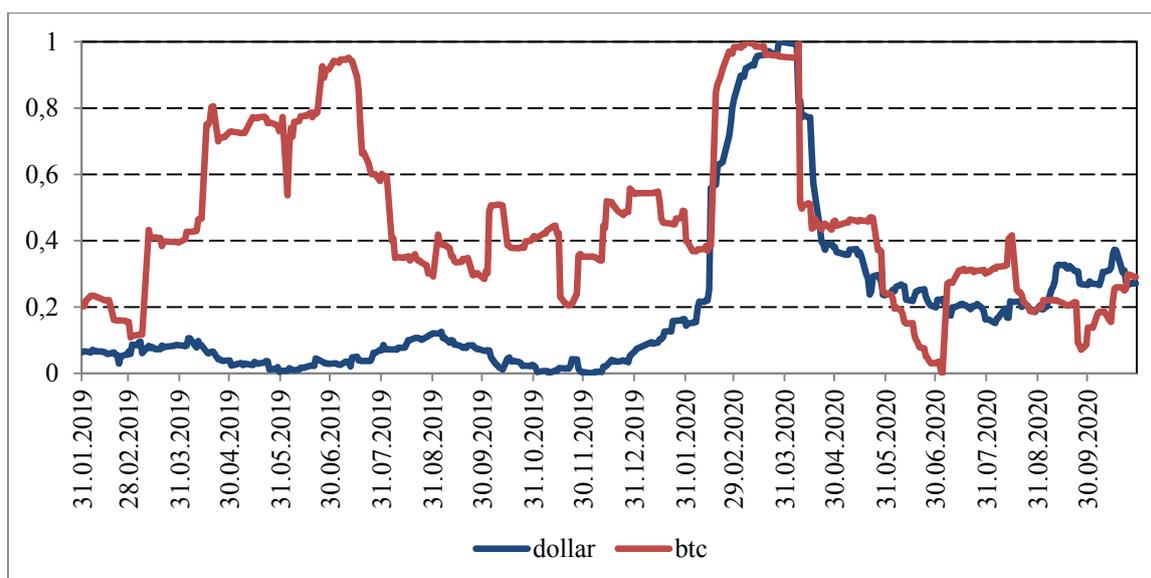


Рис. 1 / Fig. 1. Волатильность курса рубля к доллару и биткоину / Volatility of the ruble against the dollar and bitcoin

Источник / Source: рассчитано авторами по данным курса рубля к доллару и биткоину / calculated by the authors on the data of the ruble exchange rate to the dollar and bitcoin.

Все это свидетельствует о том, что большая часть игроков делает ставку на дальнейший рост рынка криптовалют. Вместе с тем высказываются мнения о чрезвычайно высоких рисках, связанных с существенной волатильностью цифровых финансовых инструментов как неизбежного атрибута процесса становления новых рынков [11]. Есть даже исследования, в которых криптовалюты сравнивают со спекулятивными пузырями, подобными тем, что встречаются на традиционных финансовых рынках [12–14]. Действительно, на криптовалютных рынках к моменту истечения срока обращения ближайших опционов, как правило, наблюдается повышенная волатильность, особенно когда экспирация затрагивает большое число открытых позиций (хотя большая часть инвесторов переносит открытые позиции на новый срок). Однако, на наш взгляд, угроза серьезных последствий, связанная с высокой волатильностью цифровых активов, сильно преувеличена. Это можно проиллюстрировать простым статистическим примером применительно к российскому валютному рынку, особенно в свете процессов, происходивших на нем в 2020 г., когда государство допустило существенное обесценение собственной национальной валюты. В качестве простейшего индикатора волатильности можно использовать стандартное отклонение курса рубля к доллару и биткоину. Для этого возьмем ежедневную выборку котировок за период с января 2019 по ноябрь 2020 г. и на каждую дату рассчитаем вариацию коэффициентов роста по 30 точкам (15 значений до данной даты

и 15 значений после). Для приведения показателей к единой шкале (от 0 до 1) осуществим нормирование и в результате получим график из скользящих стандартных отклонений (рис. 1), по пикам которого можно судить о высокой волатильности курса рубля к доллару и биткоину. Из рисунка видно, что в 2019 г. курс рубля к биткоину был более волатилен, чем к доллару. В 2020 г. ситуация изменилась. Поведение кривых во многом схожее, волатильность рубля к доллару за некоторые периоды была даже выше (апрель, июнь, сентябрь–октябрь). Однако в целом эта динамика существенно менее подвержена колебаниям. Для криптовалютного рынка заметно начало фазы сжатия волатильности, что выразилось впоследствии в бурном росте котировок почти на 200% в начале 2021 г.

Отметим также, что тезис о снижении волатильности криптовалют находит подтверждение в ряде исследований. Например, в [15] с помощью численных методов анализа временных рядов показано, что рынок криптовалют перешел в свою новую стадию развития — несмотря на наличие рисков, имеющих долгосрочную положительную связь с уровнем финансовой стабильности, после 2018 г. все же наблюдается снижение волатильности всех ликвидных криптовалют. Это обстоятельство, по мнению автора, делает возможным даже частичное использование цифровой валюты при проведении денежно-кредитной политики ЦБ РФ.

К фундаментальным причинам нестабильности российской экономики относятся не только

волатильность цифровых финансовых активов (в определенном смысле, частных и малозначимых в макроэкономическом масштабе инструментов), но неразвитость рыночных институтов и низкая эффективность управления. Колебания мировой конъюнктуры, в частности мировых цен на нефть, также вносят свою лепту в российскую нестабильность. Однако в современных условиях трудно оценить это влияние — связь между ценами на энергоносители и курсом российского рубля, фондовыми индексами, процентными ставками является противоречивой. Корреляция зачастую варьирует от тесной до слабой, от прямой до обратной, что объясняется действиями спекулянтов, ожиданиями инвесторов, в конечном счете настроением рынка, которое меняется непрерывно, в результате чего зарождаются новые тренды.

КРАТКИЙ ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

На сегодняшний день разработаны и активно используются количественные методы анализа финансовой нестабильности. Речь идет о традиционных и альтернативных оценках вариации наблюдаемых параметров социально-экономического развития: макроэкономических показателей, промышленного производства, индексов биржевых котировок, валютных курсов и т.п. В частности, имеется большой опыт разработки различных вариантов индекса финансовой нестабильности. В российских исследованиях (см., например, [16, 17]) этот индекс конструировался путем агрегирования таких индикаторов финансового и сопряженных рынков, как волатильность биржевых индексов и нефтяных цен, динамика валютного курса, спреда доходностей по гособлигациям и т.п. По сути, в этих и многих других работах индекс финансовой нестабильности представляет собой отечественный аналог широко известного в зарубежных исследованиях индекса финансовых условий (financial conditions index — FCI) или финансового стресса. Среди новейших исследований, проводимых российскими учеными, следует выделить работу [18], в которой реализован ряд альтернативных методов построения индекса. Кроме того, отметим статью [19], в которой авторы также представили несколько спецификаций российского FCI. Одним из результатов стал вывод о хороших предиктивных свойствах данного индекса в отношении рецессии 2014–2015 гг. — сигнал от него поступил за два квартала до начала резкого снижения ВВП.

В качестве предикторов мировых экономических кризисов различные варианты FCI стали разрабаты-

ваться еще в 1990-х гг. (подробный обзор мировой практики их использования представлен в [20]) и активно применяются до сих пор. Например, в [21] с применением FCI осуществлено моделирование распределения будущего реального роста ВВП США по квантилям в зависимости от текущих финансовых и экономических условий. Регрессионная модель показала асимметрию в квантилях, т.е. нижние квантили распределения демонстрируют сильную вариацию, в то время как верхние стабильны во времени. На основе данной методологии южнокорейские исследователи получили схожие результаты [22] — вначале они доказали асимметричное влияние финансовых условий на будущий рост ВВП страны посредством квантильных регрессий с включением в индекс только внутренних переменных. Затем они расширили свою модель путем включения в нее переменных, отражающих шоки от колебаний на финансовых рынках США. Сделан вывод, что ухудшение финансовых условий американской экономики делает будущий рост корейского ВВП более волатильным (причем этот эффект, по мнению авторов, стал наблюдаться только после того, как Южная Корея открыла свой финансовый рынок в 1998 г.).

В целом в индексах класса FCI используется «портфельный» подход в том смысле, что такие индексы получаются путем агрегирования частных или групповых переменных с помощью методов взвешивания, главных компонент или динамического фактора. При этом довольно часто в состав FCI включают в качестве одной из переменных индекс волатильности (VIX), называемый также «индексом страха». Например, это было сделано еще в 2009 г. при разработке KCFSI — Kansas City Financial Stress Index [23]. Однако VIX используется и как самостоятельный рыночный индикатор, который, как известно, рассчитывается на основе волатильности фактических цен опционов на тот ли иной фондовый индекс. Так, классический VIX, разработанный Чикагской биржей опционов, получен на основе данных о ценах опционов на индекс S&P500 с различными сроками экспирации². Российский же аналог (RVI) использует цены опционов на индекс РТС со сроком до экспирации более 30 дней³. Отметим, что динамика VIX и RVI отражает влияние американской экономики на российские рынки. Правда, трансграничность ин-

² The Cboe Volatility Index. URL: <https://www.cboe.com/indices/> (дата обращения: 07.02.2021).

³ Индекс волатильности российского рынка. URL: <https://www.moex.com/ru/index/RVI> (дата обращения: 07.02.2021).

дексов волатильности присутствует с некоторым временным лагом, обусловленным регламентом торгов на биржевых площадках. При этом анонимность биткойна⁴ не является критическим фактором, влияющим, по нашему мнению, существенным образом на волатильность котировок.

Есть также множество других индексов (VIXY, VXHEEM, VXGOG и т.п.) — все они считаются надежными рыночными предикторами и используются участниками рынка как аналитическое средство до принятия инвестиционных решений. Кроме того, информация о VIX используется в некоторых моделях для совершенствования ценообразования самих опционов [24].

Многочисленные исследования подтверждают прогностические способности VIX. Интересно отметить, что в [25] доказана высокая эффективность данного индекса в период COVID-19. Авторы на эмпирических данных по 19 фондовым индексам разных стран построили и сравнили три модели для прогнозирования волатильности финансовых рынков во время пандемии. Разные тесты и оценки позволили сделать вывод о лучшей результативности модели VIX (более точно — модели HAR-RV-VIX, представляющей собой спецификацию авторегрессионной модели реализованной волатильности) в отношении большинства рынков. Вместе с тем есть работы, которые критически относятся к данному индексу. Так, в [26] утверждается, что корреляция между вмененной (ожидаемой) волатильностью (именно ее позволяет оценить VIX, построенный в соответствии с моделью Блэка-Шоулза) и реальной (реализованной) волатильностью рынка очень слаба.

В [27] делается вывод, что в зависимости от ожиданий инвесторов в отношении роста или снижения рыночной доходности VIX может давать разные оценки. В случае положительно предвзятых ожиданий VIX обычно переоценивает рыночную волатильность, в противном случае — недооценивает. Причем чем выше отрицательно предвзятые ожидания инвесторов, тем сильнее VIX недооценивает волатильность.

Оценка волатильности с помощью количественных методов осуществляется и в отношении рынка цифровых финансовых активов. Прежде

⁴ Анонимность криптовалют — это дискуссионный вопрос. Многие считают анонимность мифом, поскольку любые сделки с криптовалютой оставляют цифровые следы, по которым легко отслеживаются их участники через социальные сети, ip-адреса, криптокошельки и т.д. Это открывает путь к передаче данных об участниках рынка, см., например: Один из крупнейших криптообменников выдаст властям США данные клиентов. URL: <https://ria.ru/20180225/1515243837.html> (дата обращения: 28.02.2021).

всего, следует отметить рост интереса исследователей как к информационно-технологическим, так и экономическим аспектам проблемы. Активно используются статистические и эконометрические методы для анализа криптовалютных рынков. Так, в [28] проанализированы драйверы цен на биткойн с помощью методов вейвлет-анализа, в [29] оценены преимущества диверсификации криптовалют в портфелях различных классов активов, в [30] с помощью VAR-моделей обнаружены доказательства того, что более высокая активность транзакций биткойна временно приводит к его более высокой доходности.

В литературе значительное число исследований рынка цифровых финансовых активов посвящено рассмотрению их как инвестиционных инструментов. В этом контексте большое значение имеют способы оценки доходности и волатильности криптовалют [31, 32]. Однако с учетом целей нашей работы определенный интерес представляют индексные методы оценки. Среди них следует выделить CRIX (CRyptocurrency IndeX) — один из первых индексов, предложенный в [33]. Он основан на известной в экономической статистике методике Ласпейреса, позволяющей оценивать динамику цен портфеля цифровых активов с фиксированными весами. Данный индекс стал основой для конструирования более совершенного VCRIX (Volatility CRyptocurrency IndeX) — индекса, использующего методологию VIX в отношении вмененной волатильности и позволяющего ежедневно прогнозировать среднегодовую волатильность криптовалют на ближайшие 30 дней.

В [34] VCRIX протестирован на эмпирических данных 2015–2019 гг. — индекс зафиксировал все существенные скачки волатильности, связанные с шоками на криптовалютных рынках. Например, авторам удалось обнаружить значительные амплитуды и высокую частоту индекса в 2017 г. — VCRIX демонстрировал значения, которые интерпретировались как ожидаемая дневная волатильность в 140%. Это объясняется серьезными изменениями в криптовалютном законодательстве Китая, Кореи, Японии и США, а также дебатами по поводу принятия Segregated Witness (SegWit) — обновления протокола, призванного повысить эффективность блокчейна.

Следует отметить, что недостатки блокчейна влияют на волатильность, однако известные уязвимости и типы атак позволяют своевременно выработать и реализовывать меры защиты. В частности, общеизвестен факт, что во время транзакции биткойна после проверки формируется новый блок в цепочке, который содержит сведения об этой

транзакции. Но для проверки требуются вычислительные мощности и некоторое время. И только затем осуществляется финансовая операция.

Суть подавляющего большинства криптовалютных атак сводится к следующему. Злоумышленник с относительно большим объемом вычислительных ресурсов может создать свой вариант цепочки, не отправляя его на проверку. Блокчейн не санкционировано разветвляется на настоящую и вредоносную цепочку, которая не транслируется в основную сеть⁵. Злоумышленник выполняет некоторую легальную операцию в настоящей цепочке, не включая сведений о ней во вредоносное ответвление, которое растет и обгоняет по длине настоящий блокчейн. Происходит как бы двойной платеж, при этом исходная сумма средств не меняется.

Отметим, что проблема уязвимости всех финансовых операций несколько шире и касается необходимых мер безопасности при работе с блокчейном. Повсеместное внедрение нейросетевых технологий в работу классического фондового рынка несет в себе аналогичные риски. При этом активное использование блокчейна и соответствующие меры информационной безопасности позволят сгладить возможные негативные последствия и, соответственно, вклад этого фактора в колебания криптовалютных котировок.

В этом контексте немаловажным являются оценки попыток контроля над глобальным криптовалютным рынком со стороны государства. Необходимые меры регулирования в этой сфере содержатся в стандартах и рекомендациях FATF⁶, а также в ряде работ по данной проблематике (см., например, в [35]). В частности, в них говорится о необходимости внедрения механизмов лицензирования услуг в криптовалютной отрасли, внесения изменений в законодательство, установление пороговых сумм транзакций и т.п. По нашему мнению, современная регуляторная политика на рынке цифровых активов — это стремление к монополии государства на эмиссию всех платежных средств, т.е. фактически это путь к оцифрованным национальным валютам в безналичной форме. В этой ситуации блокчейн должен, по всей видимости, стать связующим звеном между национальными и глобальными криптовалютами, а также техно-

логической основой функционирования не только цифровой, но и реальной экономики.

ИНДЕКС ФИНАНСОВОГО СТРАХА КАК ОБОБЩАЮЩИЙ ИНДИКАТОР ФИНАНСОВОЙ НЕСТАБИЛЬНОСТИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВИЗАЦИИ ФИНАНСОВЫХ ОПЕРАЦИЙ

Предварительный статистический анализ

Используя статистические данные котировок базисного актива (биткоина) и его производной (фьючерса на биткоин), можно приблизительно смоделировать динамику собственного индикатора (индекса) финансового страха на рынке цифровых финансовых активов — в дальнейшем будем использовать аббревиатуру ИФСЦ. Данная индексная модель построена как обратная величина к производной базисного актива, нормированная по среднеквадратическому отклонению.

На *рис. 2* представлена динамика ИФСЦ, где любая точка на графике — это не дискретная величина, а некоторый разброс числовых значений, достигающих в моменте своего максимума или минимума. Можно отметить, что индекс в 2019 г. снизился до 30–40 пунктов, что примерно в два раза выше, чем показатели волатильности на фондовых рынках (*рис. 3*). Однако на криптовалютном рынке намного меньше страха и неопределенности, чем было в конце 2018 г.

Уровень финансовой нестабильности реальных и виртуальных финансовых активов характеризуется отрицательной корреляцией по индексам динамики котировок и относительной величине волатильности, особенно в период кризиса 2014–2016 гг. и в последующий кризис 2020 г., что определяет уровень доверия инвесторов к реальным и цифровым финансовым активам. При этом рост индекса недоверия в финансовом секторе существенно отличается по сегментам цифровых и нецифровых финансовых активов. Имеет место отставание в развитии средних темпов динамики с определенным временным лагом.

Это позволяет рекомендовать соответствующий индекс в качестве важнейшего опережающего индикатора финансовой нестабильности и эффективного инструмента диверсификации инвестиционного портфеля в целях хеджирования рисков.

Если сравнить динамику ИФСЦ и VIX, то можно увидеть, что кризис еще в 2019 г. отразился на доверии инвесторов к рынку криптовалют, тогда как на фондовый рынок кризис пришел только спустя год. Кроме количественных оценок уровней

⁵ Как взломать биткоин, атака 51. URL: <https://altcoinlog.com/attack-cryptocurrency-51-percent/> (дата обращения: 28.02.2021).

⁶ FATF (2012–2020). International Standards on Combating Money Laundering and the Financing of Terrorism & Proliferation. FATF, Paris, France. URL: www.fatf-gafi.org/recommendations.html (дата обращения: 28.02.2021).



Рис. 2 / Fig. 2. Динамика индекса финансового страха на рынке цифровых финансовых активов / Dynamics of the financial fear index in the digital financial assets market

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

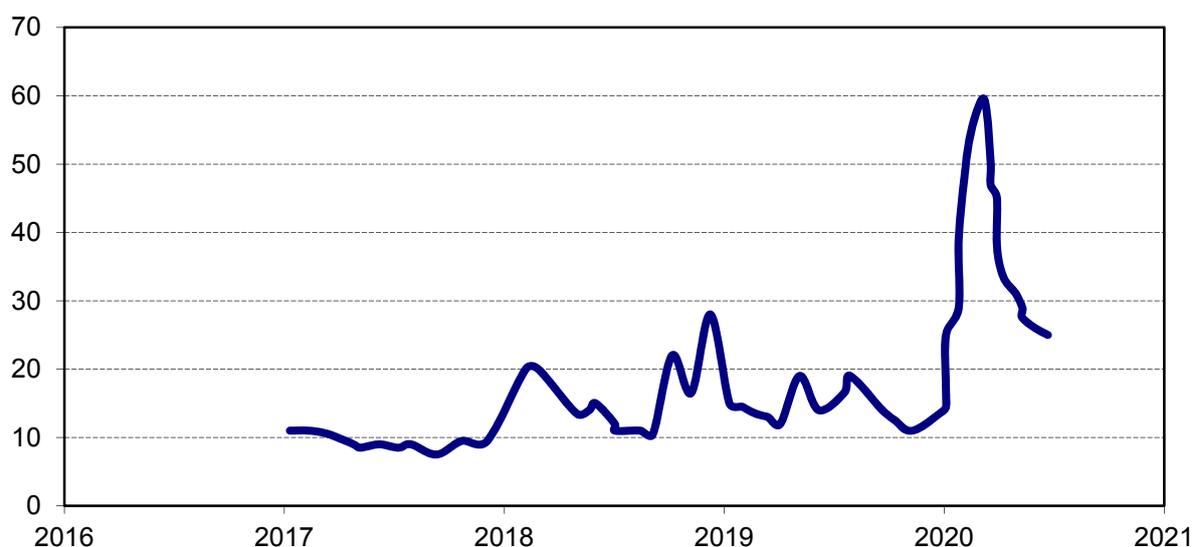


Рис. 3 / Fig. 3. Динамика VIX / VIX dynamics

Источник / Source: составлено авторами по данным URL: <https://ru.tradingview.com/chart/?symbol=CBOE:VIX> / compiled by the authors based on data <https://ru.tradingview.com/chart/?symbol=CBOE:VIX> (дата обращения: 28.02.2021) / (accessed on 21.01.2021).

отличается характер риска виртуальной и реальной экономики. Это объясняется спецификой проявления разных типов взаимосвязанных кризисных явлений в финансовой среде, инерционностью соответствующих процессов на цифровых и традиционных финансовых рынках.

Теоретические предпосылки

В целях разработки систем раннего предупреждения финансовой нестабильности крайне необходим опережающий индикатор финансовой нестабильности, оперативно отображающий ситуацию

на финансовом рынке, степень доверия инвесторов, уровень, динамику и относительную величину волатильности основных котировок. Принимая во внимание вышесказанное, приступим к разработке собственного показателя — индекса финансового страха. При его расчете необходимо учитывать спрос инвесторов на цифровые финансовые активы.

Предваряя нашу разработку, отметим различия в понимании сути терминов волатильности и страха инвесторов. Периодам турбулентности на финансовых рынках обычно предшествует крат-

ковременная фаза сжатия волатильности. Неопределенность текущего состояния и направления дальнейшего развития экономики порождает страх за финансовое состояние, объемы, структуру вложений в финансовые активы, принятие финансовых обязательств. Этот страх дает импульсы, раскачивает и расширяет рамки волатильности, вызывает увеличение амплитуды ценовых колебаний, в свою очередь, еще более усиливающие опасения инвесторов и порождающие панику. Любое малейшее колебание конъюнктуры порой по субъективным, но системно значимым причинам способно вызвать лавинообразный эффект, стать точкой перелома тенденции. Происходит массовое закрытие позиций участников рынка и формируется новый тренд. В конечном счете все решают ожидания, настроения, сопряженные часто со случайными факторами, имеющими к экономике опосредованное отношение: спекулятивная игра, интересы политических и бизнес элит, противодействие политических сил, влияние международной ситуации, локальные конфликты, стихийные бедствия, воздействия техногенного характера и, наконец, массовое распространение заболеваний. Последнее напрямую воздействует на реальный сектор экономики, вызывая соответствующие проблемы финансового характера.

Индекс финансового страха — это отображение количественных оценок прогнозов инвесторов по поводу изменчивости цены базисного актива на определенный период. Примем в качестве основы для разработки нашего показателя индекс VIX, базисным активом которого, как уже было сказано, выступает опцион на американский индекс S&P500, охватывая большое количество ценных бумаг различных компаний. Установлена статистическая закономерность, согласно которой S&P500 и рассчитываемый на его основании VIX имеют обратную корреляционную зависимость, что обусловлено финансовыми страхами участников рынка, вызванными значительными изменениями котировок на финансовом рынке. Когда же волатильность приходит в норму, рынок становится более предсказуемым, что ведет к росту цены финансовых инструментов.

По цифровому сегменту финансового рынка возможно применение аналогичных индикаторов, оценивая ожидаемую волатильность по аналогии с индикатором VIX. Об этом мы писали в обзорной части. Однако наличие нескольких индикаторов, применяемых для различных сегментов финансового рынка, не позволяет принимать оперативные финансовые решения, связанные с диверсифика-

цией инвестиционного портфеля, состоящего как из традиционных, так и цифровых финансовых активов.

Методы

Если детально проанализировать выборку опционных контрактов по криптовалютной бирже Deribit на определенные моменты времени с датами исполнения на ближайшее время, то можно более точно, чем на рис. 2, смоделировать динамику ИФСЦ, применяя метод расчета средневзвешенной опционной цены базисного актива и хеджирования ценовых рисков. Такой подход полностью согласуется с классической методикой по аналогии с VIX.

Применяя классическую модель Блэка и Шоулза, проведем количественный анализ по позициям инвесторов в цифровых финансовых активах. Значение предлагаемого ИФСЦ будем определять как средневзвешенную прогнозную оценку вариации на основе цен всех опционов, которые инвесторы готовы платить за право купить или продать базисный актив по установленной цене, хеджируя риски резких ценовых колебаний на рынке.

Модель ИФСЦ будет иметь вид:

$$I = 100 \cdot \sqrt{\frac{2}{T} \sum \frac{\Delta p_{ex}}{P_{ex.i}^2} \cdot P_{opt.i} - \frac{1}{T} \left(\frac{P_a + P_{opt}}{P_{ex.0}} - 1 \right)^2},$$

где T — время в долях от календарного года до исполнения конкретной серии опциона; $P_{ex.i}$ — конкретная из совокупности цена исполнения опциона; Δp_{ex} — среднее абсолютное изменение цены исполнения опциона, рассчитываемое как среднее арифметическое абсолютного изменения следующей и предыдущей цены исполнения; $P_{ex.0}$ — ближайшая цена исполнения опциона к ожидаемой на момент исполнения, которая на каждый конкретный момент времени рассматривается относительно множества цен исполнения, фиксируемых в текущих контрактах; P_a — фактическая текущая цена базисного актива на рынке; $P_{opt.i}$ — среднее значение между заявочной ценой покупки и продажи по конкретному опциону (цена опциона).

Что касается непосредственно цены каждого опциона (P_{opt}), то она зависит исключительно от ожидаемой вероятности движения цены базисного актива, начиная с текущего уровня цены относительно цены исполнения опциона в течение ближайшего календарного месяца, оставшегося до истечения срока действия. Например, цена оп-

циона на покупку будет определяться как разность между текущей ценой и дисконтированной ценой исполнения, взвешенным по факторам риска, т.е. следующим образом:

$$p_{opt} = p_a \cdot p(EO) - p_{ex} \cdot p^{-r_f \cdot T} \cdot p(NO),$$

где $p(EO)$ — вероятность превышения спотовой цены базисного актива (распределенной приближенно по нормальному закону с нулевой средней и стандартным отклонением, равным единице) цены исполнения, т.е. вероятность исполнения опциона на покупку; $p(NO)$ — вероятность не превышения спотовой цены базисного актива цены исполнения, т.е. вероятность неисполнения опциона на покупку (коэффициент хеджирования риска); r_f — безрисковая процентная ставка (принимается равной 4,5% годовых); T — время до исполнения опциона в годах (принимается равной 1/12).

Числовые значения факторов риска, т.е. шансов исполнения опциона и неисполнения опциона, вычислим следующим образом:

$$EO = \frac{\ln\left(\frac{p_a}{p_{ex}}\right) + r_f \cdot T + \frac{\sigma^2 \cdot T}{2}}{\sigma^2 \cdot \sqrt{T}},$$

$$NO = EO - \sigma \cdot \sqrt{T},$$

где σ — теоретическое стандартное отклонение (в долях единицы) в годовом выражении (принимается в размере 0,4, исходя из данных о ценах опционах).

Цена опциона на продажу определяется по аналогичной формуле с противоположным знаком с корректировкой множителей факторов риска, соответственно, на $1 - p(EO)$ и $1 - p(NO)$.

Для получения обобщающего показателя необходимо произвести взвешивание числовых значений индикатора по числу дней до экспирации каждой из серий в годовом выражении. С этой целью будем определять 30-дневное взвешенное среднее (I_T) с использованием следующей формулы:

$$I_T = \sqrt{\frac{T_{365}}{T_{30}} \left(T_1 I_1^2 \left(\frac{T_2 - T_{30}}{T_2 - T_1} \right) + T_2 I_2^2 \left(\frac{T_{30} - T_1}{T_2 - T_1} \right) \right)},$$

где T_{365} , T_{30} — время в долях от календарного года; T_1 , T_2 — время до даты исполнения ближайшей и последующей серии опционных контрактов в долях от календарного года; I_1 , I_2 — оценка во-

латильности по ИФСЦ ближайшей и последующей серии опционных контрактов.

Данные и результаты

В качестве исходных статистических данных мы использовали цены опционных контрактов. За основу брали заявочные цены на покупку, продажу криптовалюты на момент расчета, т.е. на 26 июня 2020 г. — всего 15 заявочных позиций оцениваемых активов. Формирование цены конкретного опциона покажем на примере опциона на покупку. Будем исходить из среднерыночной оценки инвестором развития ситуации на рынке, которая выражается в распределении заявочных цен на покупку и продажу.

Так, текущая цена базисного актива составляла 9230 долл. Принимая приблизительно цену исполнения опциона в июле 2020 г. на покупку на уровне 9410 долл., определяем сначала аргументы факторной функции:

$$EO = \frac{\ln\left(\frac{9230}{9410}\right) + 0,045 \cdot 1/12 + \frac{0,4^2 \cdot 1/12}{2}}{0,4^2 \cdot \sqrt{1/12}} = -0,077,$$

$$NO = EO - 0,4 \cdot \sqrt{1/12} = -0,192.$$

Для определения вероятностей $p(EO)$ и $p(NO)$ воспользуемся стандартной функцией электронных таблиц НОРМ.СТ.РАСП(x), которая возвращает стандартное нормальное интегральное распределение, имеет нулевое среднее и стандартное отклонение, равное единице:

$$p(ИО) = 0,469 \text{ и } p(НО) = 0,424.$$

Следовательно,

$$p_{opt} = 9230 \cdot 0,469 - 9410 \cdot e^{-0,045 \cdot (1/12)} \cdot 0,424 = 358,6 \text{ долл.}$$

Расчет индекса был произведен на основе двух ближайших серий опционов на покупку и продажу с различными сроками до даты экспирации, соответственно, 27 июня и 31 июля в долларах по состоянию на 26 июня 2020 г. при текущей цене базисного актива 9230 долл.

Использование данных выборки в моменте обусловлено объективным отсутствием исторических сведений о динамике всех параметров опционных сделок. В расчетах используются выборочные данные, предоставляемые исследуемой торговой системой. Однако они тесно коррелируют с данными иных

Таблица 1 / Table 1

Данные по опционам с различными сроками до даты экспирации (27 июня 2020 г.) по состоянию на 26 июня 2020 г. / Data for options with various expiration dates (June 27, 2020) as of June 26, 2020

Опцион на покупку (call опцион) / Buy option (call option)			Цена исполнения, долл. / strike price, dollar	Опцион на продажу (put опцион) / Option to sell (put option)		
Заявочная цена, долл. / bid price, dollar		Объем заявок, btc. / volume of bids, btc.		Заявочная цена, долл. / bid price, dollar		Объем заявок, btc. / volume of bids, btc.
покупки / purchase	продажи / sale			покупки / purchase	продажи / sale	
677,85	1005,25	0	8375	0	13,83	22
553,35	885,36	0	8500	9,22	13,83	44088
433,46	765,47	0	8625	9,22	18,44	43832
313,57	645,58	0,1	8750	13,84	23,07	44102
355,26	382,94	43831	8875	23,07	32,3	43866
230,67	267,57	43866	9000	32,3	41,53	43886
143,08	166,16	43840	9125	64,57	73,8	31
78,41	87,64	43851	9250	106,12	124,58	56,1
27,69	41,53	52	9375	156,91	295,36	43933
18,45	23,07	118	9500	276,88	406,09	43831
13,83	18,45	90	9625	396,93	498,47	0,1
4,61	18,45	9	9750	498,02	0	0
0	13,83	43985	9875	0	0	0
0	18,45	35,4	10000	0	0	0
0	13,83	43895	10125	0	0	0

Источник / Source: составлено авторами по данным сайта <https://www.deribit.com/main#/futures> / compiled by the authors based on data <https://www.deribit.com/main#/futures> (дата обращения: 28.02.2021) / (accessed on 21.01.2021).

торговых систем, поскольку общеизвестным фактом является существование арбитражных сделок, которые оперативно выравнивают цены между разными рынками и поддерживают их равновесие. Следует отметить, что, несмотря на возможность использования сведений о реальных котировках базисного актива, особенностью нашего исследования является применение массива данных на момент расчета (на 26 июня 2020 г.) ввиду отсутствия соответствующих исторических сведений о распределении заявочных цен, объемов заявок относительно цен исполнения. Это объясняется желанием авторов сосредоточиться не на реальных сделках, отражающих результаты работы рыночных механизмов ценообразования, а на скрытых за этими цифрами ожиданиями инвесторов. Исходные данные непрерывно в реальном времени формируются участниками торгов, исходя из собственных взглядов на развитие ситуации, прогнозов, ожиданий, убеждений, настроений, страха, жадности и т.п., т.е. расчету не подлежат.

Также отметим, что любой инвестор действует в условиях отсутствия у него исчерпывающей информации о всех сделках, совершаемых на различных торговых площадках, полагаясь только на определенные индикаторы (скользящие средние, индексы относительной силы, дивергенции и конвергенции и т.п.), выборочные данные о ситуации на рынках. Инвестиционные решения в таких условиях принимаются импульсивно. Однако в целом такие выборочные данные и полученные в расчетах количественные оценки являются несмещенными (например, средние цены опционных контрактов) и с известной долей вероятности представляют генеральную совокупность. Таким образом, в наших расчетах отсутствует систематическая ошибка, что позволяет считать принятую точность расчетов удовлетворительной.

В качестве примера приведем исходные данные (табл. 1) и покажем расчет в отношении только одной даты — 27 июня.

Для расчетов по опционам с датой исполнения на 27 июня воспользуемся *табл. 2*. Отберем для расчетов контракты, сконцентрированные около базовой цены исполнения, т.е. ближайшей к ожидаемой на момент исполнения. В нашем случае она равна 9250 долл. Ей, как правило, соответствует минимальная абсолютная разница цен опционов на покупку и продажу. Далее отбрасываем внеденежные контракты call и put соответственно ниже и выше базовой цены исполнения. Отбрасываем также контракты с нулевыми заявочными ценами, объемами на покупку и продажу.

Согласно формуле выполняем расчет по опционам первой серии с экспирацией через 1 день по состоянию на 26 июня 2020 г.:

$$I_1 = 100 \times \sqrt{\frac{2}{1/365} (0,000114915 + 0,000446591) - \frac{1}{1/365} \left(\frac{9230 + \frac{83,025 + 115,35}{2}}{9250} - 1 \right)^2} = 61,899.$$

Аналогичные расчеты были проведены нами для серии опционов с датой исполнения 31 июля, т.е. через 35 дней по состоянию на 26 июня 2020 г. В результате мы получили, что $I_2 = 68,826$.

Взвешиваем полученные числовые значения индикатора по числу дней до экспирации каждой из серий в годовом выражении и получаем 30-дневное взвешенное среднее:

$$I_T = \sqrt{\frac{365}{30} \left(\frac{1}{365} \cdot 61,899^2 \cdot \left(\frac{35-30}{35-1} \right) + \frac{35}{365} \cdot 68,826^2 \cdot \left(\frac{30-1}{35-1} \right) \right)} = 68,788.$$

Обсуждение

Предлагаемый индикатор дает количественную оценку разброса цен на опционы по базисному активу и интерпретируется следующим образом. Числовое значение ИФСЦ измеряется в процентах ожидаемого движения цены базисного актива на протяжении ближайшего календарного года. Так, для нашего расчета ожидается вариация котировок базисного актива вниз или вверх на 68,8%. Тогда с вероятностью 0,954 можно утверждать, что ожидаемый уровень котировок в течение следующего календарного месяца будет находиться в доверительном интервале от текущего уровня в пределах

двух стандартных отклонений, т.е. плюс или

$$\text{минус } 2 \times \frac{0,68788}{\sqrt{12}} = 0,39714, \text{ или } 39,7\%. \text{ Однако}$$

критерий Стьюдента для малой выборки, как известно, накладывает более жесткие ограничения на вариацию, учитывая характер распределения. Это связано с тем, что выборочная дисперсия является смещенной количественной оценкой генеральной дисперсии. Поэтому необходимо дополнительно учесть такой параметр распределения, как число степеней свободы для выборочной дисперсии. Тогда с вероятностью 0,954 можно утверждать, что ожидаемый уровень котировок в течение следующего календарного месяца будет находиться в доверительном интервале от текущего уровня в пределах 2,145 стандартных отклонений, т.е. плюс или минус 0,428, или 42,8%.

Сформулируем следующие рекомендации для пороговых значений индекса применительно к рынку цифровых финансовых активов:

1. Менее 30% — низкая волатильность говорит о хорошем настроении инвесторов, однако, чем ниже это значение, тем больше вероятность перелома тренда.
2. 30–50% — среднее значение, нормальное состояние, однако такое значение не позволяет дать конкретных сигналов для открытия или закрытия позиций.
3. 50–70% — серьезное возрастание степени волатильности, что сигнализирует о зарождающихся кризисных явлениях и соответствующих колебаниях биржевых котировок.
4. Более 70% — на рынке начинается паника, что приводит к обвалу биржевых котировок.

Полученная оценка нашего индикатора на уровне 68,8% превысила критериальное значение в 50%, что свидетельствует о нарастании нестабильности в сегменте цифровых финансовых активов. Отметим, что очень часто фазам турбулентности, характеризующимся кратным ростом котировок, предшествует определенный период сжатия волатильности, когда происходит распределение или накопление соответствующих активов. Такие периоды были выявлены нами в 2020 г. — волатильность биткоина была сопоставима с волатильностью рубля (см. *рис. 1*). Однако за такими периодами неизбежно следует всплеск волатильности — наша прогнозная оценка, сделанная по данным о ценах на опционные контракты в июне 2020 г., оказалась верной, поскольку в начале 2021 г. рынок крип-

Таблица 2 / Table 2

Результаты расчетов элементов индекса финансового страха / Results of calculations of components of the financial fear index

$p_{ex,i}$	$p^2_{ex,i}$	$p_{opt,i} (call)$	$p_{opt,i} (put)$	$\Delta p_{ex} \times p_{opt,i} / p^2_{ex,i} (call)$	$\Delta p_{ex} \times p_{opt,i} / p^2_{ex,i} (put)$
8375	70 140 625	841,55	6,915		0,000012323
8500	72 250 000	719,355	11,525		0,000019939
8625	74 390 625	599,465	13,83		0,000023239
8750	76 562 500	479,575	18,455		0,000030131
8875	78 765 625	369,1	27,685		0,000043936
9000	81 000 000	249,12	36,915		0,000056968
9125	83 265 625	154,62	69,185		0,000103862
9250	85 562 500	83,025	115,35		0,000168517
9375	87 890 625	34,61	226,135	0,000049223	
9500	90 250 000	20,76	341,485	0,000028753	
9625	92 640 625	16,14	447,7	0,000021778	
9750	95 062 500	11,53	249,01	0,000015161	
9875	97 515 625	6,915	0	0	
10000	100 000 000	9,225	0	0	
10125	102 515 625	6,915	0	0	
Итого				0,000114915	0,000446591

Источник / Source: расчеты авторов / authors' calculations.

товалюты продемонстрировал очень высокую волатильность.

Предложенный индикатор доверия инвесторов к финансовым активам может с успехом использоваться в различных сферах экономической деятельности, вставших на путь цифровизации, служить опережающим индикатором возникновения негативных импульсов развития и диспропорций.

В дальнейшем возможно совершенствование данной модели как путем уточнения характера взаимосвязи компонентов финансового рынка, так и с помощью экспертных оценок. Обобщающий индекс финансового страха может быть сформирован из соответствующих индексов финансового страха для сегментов финансового рынка. Построение такой модели позволит сделать еще более точные выводы относительно динамики основных параметров экономического развития.

ВЫВОДЫ

Проведенное исследование позволяет сформулировать ряд выводов. Цифровая трансформация

экономики происходит в условиях финансовой нестабильности. В этой ситуации современные инструменты цифровой экономики в качестве метода хеджирования могут выступать альтернативой традиционным инструментам.

Сегодня мы наблюдаем повышенный интерес инвесторов к цифровым финансовым активам — общая капитализация рынка составляет сотни миллиардов долларов. При этом одним из результатов нашего исследования стало подтверждение гипотезы о наличии фаз с относительно низкими рисками волатильности криптовалютного рынка. Методами статистического анализа было показано, что в отдельные короткие периоды 2020 г. волатильность рубля к доллару сопоставима или даже выше, чем к биткоину. Однако за фазами сжатия волатильности всегда следует фаза всплеска волатильности, что особенно ярко продемонстрировали котировки биткоина в 2021 г.

Анализ современных научных публикаций позволяет сделать вывод о большом числе разработок, на количественном уровне оценивающих финансо-

вую нестабильность. Особое место здесь занимают индексы финансовых условий (финансового стресса), получаемые путем агрегирования частных или групповых переменных и выступающие хорошими предикторами нестабильности и кризисов. Эти показатели стали активно применяться и на рынке цифровых финансовых активов — они позволяют фиксировать скачки волатильности, связанные с шоками на криптовалютных рынках. Обобщение этих показателей позволило смоделировать динамику собственного индекса, полученного как обратная величина к базисному активу и нормированного по среднеквадратическому отклонению.

Главным результатом исследования стала модель индекса финансового страха на рынке цифровых финансовых активов. Эта модель основана на применении метода расчета средневзвешенной опционной цены базисного актива и хеджирования рисков резких ценовых колебаний на рынке. Такой подход полностью согласуется с классической моделью Блэка и Шоулза, используемой при разработке широко известного индикатора волатильности VIX.

Модель ИФСЦ была протестирована по статистическим данным о ценах опционных контрактов. Рассматривались заявочные цены на покупку,

продажу криптовалюты не в динамике, а на определенную дату — это связано с отсутствием соответствующих исторических сведений о распределении заявочных цен и объемов заявок относительно цен исполнения. Результатом стал расчет индекса и его интерпретация. Предложены пороговые значения индекса, по которым можно определить уровень страха инвесторов на рынке цифровых финансовых активов. Полученные оценки (расчеты делались по данным на июнь 2020 г.) дали сигнал о нарастании нестабильности на рынке, что подтвердилось резким ростом волатильности котировок в начале 2021 г.

Разработанная модель может использоваться в реальных финансовых операциях с целью своевременного принятия верного инвестиционного решения в условиях неопределенности, отсутствия исчерпывающей информации, инсайдов и т.д. Практическая ценность индекса объясняется его способностью сигнализировать о перегреве цифрового сегмента финансового рынка, что требует незамедлительного закрытия длинных позиций, возможного открытия коротких позиций. Это позволяет рекомендовать индекс в качестве опережающего индикатора финансовой нестабильности в целях снижения инвестиционных рисков.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19–010–00716. Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского, Нижний Новгород, Россия.

ACKNOWLEDGMENTS

The reported study was funded by RFBR according to the research project No. 19–010–00716. Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod, Russia.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Trelewicz J.Q. Big data and big money: The role of data in the financial sector. *IT Professional*. 2017;19(3):8–10. DOI: 10.1109/MITP.2017.45
2. Булгаков А.Л. Big Data в финансах. *Корпоративные финансы*. 2017;11(1):7–15. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073–0438.11.1.2017.7–15
3. Маслов В.П. Квантовая экономика. М.: Наука; 2006. 92 с.
4. Корнивская В.О. Биткоин и блокчейн сквозь призму глубинных условий финансового и социально-экономического развития. *Экономическая теория*. 2017;14(4):60–76.
5. Бутенко Е.Д., Исахаев Н.Р. Контуры применения технологии блокчейн в финансовой организации. *Финансы и кредит*. 2018;24(6):1420–1431. DOI: 10.24891/fc.24.6.1420
6. Киселева Е.Г. Влияние цифровизации на инвестиционный потенциал города. *Финансы: теория и практика*. 2020;24(5):72–83. DOI: 10.26794/2587–5671–2020–24–5–72–83
7. Эскиндаров М.А., Масленников В.В., Масленников О.В. Риски и шансы цифровой экономики в России. *Финансы: теория и практика*. 2019;23(5):6–17. DOI: 10.26794/2587–5671–2019–23–5–6–17
8. Глазьев С.Ю. Российская экономика в начале 2020 года: о глубинных причинах нарастающего хаоса и комплексе антикризисных мер. *Российский экономический журнал*. 2020;(2):3–39. DOI: 10.33983/0130–9757–2020–2–03–39
9. Громько А.А. Коронавирус как фактор мировой политики. *Научно-аналитический вестник Института Европы РАН*. 2020;(2):5–13. DOI: 10.15211/vestnikieran2020413

10. Shah A., Chauhan Y., Chaudhury B. Principal component analysis based construction and evaluation of cryptocurrency index. *Expert Systems with Applications*. 2021;163:113796. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113796
11. Захаров И. В., Колесов Д. В. Риски криптовалюты. *Вестник Московского университета. Серия 26: Государственный аудит*. 2019;(1):130–138.
12. Chen C. Y.-H., Hafner C. M. Sentiment-induced bubbles in the cryptocurrency market. *Journal of Risk and Financial Management*. 2019;12(2):53. DOI: 10.3390/jrfm12020053
13. Corbet S., Lucey B., Yarovaya L. Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles. *Finance Research Letters*. 2018;26:81–88. DOI: 10.1016/j.frl.2017.12.006
14. Fry J., Cheah E.-T. Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*. 2016;47:343–352. DOI: 10.1016/j.irfa.2016.02.008
15. Михайлов А. Ю. Развитие рынка криптовалют: метод Херста. *Финансы: теория и практика*. 2020;24(3):81–91. DOI: 10.26794/2587-5671-2020-24-3-81-91
16. Куликов Д. М., Баранова В. М. Индекс финансового стресса для финансовой системы России. *Деньги и кредит*. 2017;(6):39–48.
17. Пестова А. А., Панкова В. А., Ахметов Р. Р., Голощапова И. О. Разработка системы индикаторов финансовой нестабильности на основе высокочастотных данных. *Деньги и кредит*. 2017;(6):49–58.
18. Столбов М. И. Индекс финансового стресса для России: новые подходы. *Экономический журнал Высшей школы экономики*. 2019;23(1):32–60. DOI: 10.17323/1813-8691-2019-23-1-32-60
19. Данилов Ю. А., Пивоваров Д. А., Давыдов И. С. Создание внутренних кризисных предикторов: российский индекс финансовых условий. *Экономическое развитие России*. 2020;27(2):49–59.
20. Данилов Ю. А., Пивоваров Д. А., Давыдов И. С. К вопросу о предвидении глобальных финансово-экономических кризисов. *Финансы: теория и практика*. 2020;24(1):87–104. DOI: 10.26794/2587-5671-2020-24-1-87-104
21. Adrian T., Boyarchenko N., Giannone D. Vulnerable growth. *American Economic Review*. 2019;109(4):1263–1289. DOI: 10.1257/aer.20161923
22. Kwark N.-S., Lee C. Asymmetric effects of financial conditions on GDP growth in Korea: A quantile regression analysis. *Economic Modelling*. 2021;94:351–369. DOI: 10.1016/j.econmod.2020.10.014
23. Hakkio C. S., Keeton W. R. Financial stress: What is it, how can it be measured, and why does it matter? *Economic Review*. 2009;94(2):5–50. URL: https://www.kansascityfed.org/documents/432/PDF-09q2hakkio_keeton.pdf
24. Kannianen J., Lin B., Yang H. Estimating and using GARCH models with VIX data for option valuation. *Journal of Banking & Finance*. 2014;43:200–211. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2014.03.035
25. Wang J., Lu X., He F., Ma F. Which popular predictor is more useful to forecast international stock markets during the coronavirus pandemic: VIX vs EPU? *International Review of Financial Analysis*. 2020;72:101596. DOI: 10.1016/j.irfa.2020.101596
26. Canina L., Figlewski S. The informational content of implied volatility. *The Review of Financial Studies*. 1993;6(3):659–681. DOI: 10.1093/rfs/5.3.659
27. Chow V., Jiang W., Li J. Does VIX truly measure return volatility. *SSRN Electronic Journal*. 2018. DOI: 10.2139/ssrn.2489345
28. Kristoufek L. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. *PloS ONE*. 2015;10(4): e0123923. DOI: 10.1371/journal.pone.0123923
29. Symitsi E., Chalvatzis K. J. The economic value of Bitcoin: A portfolio analysis of currencies, gold, oil and stocks. *Research in International Business and Finance*. 2019;48:97–110. DOI: 10.1016/j.ribaf.2018.12.001
30. Koutmos D. Bitcoin returns and transaction activity. *Economics Letters*. 2018;167:81–85. DOI: 10.1016/j.econlet.2018.03.021
31. Balcilar M., Bouri E., Gupta R., Roubaud D. Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*. 2017;64:74–81. DOI: 10.1016/j.econmod.2017.03.019
32. Katsiampa P. Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*. 2017;158:3–6. DOI: 10.1016/j.econlet.2017.06.023
33. Trimborn S., Härdle W. K. CRIX an Index for cryptocurrencies. *Journal of Empirical Finance*. 2018;49:107–122. DOI: 10.1016/j.jempfin.2018.08.004
34. Kim A., Trimborn S., Härdle W. K. VCRIX — A volatility index for crypto-currencies. *SSRN Electronic Journal*. 2019. DOI: 10.2139/ssrn.3480348

35. Кинсбургская В. А. Идентификация держателей криптовалюты в целях противодействия отмыванию доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма. *Национальная безопасность / nota bene*. 2019;(3):1–14. DOI: 10.7256/2454–0668.2019.3.29720

REFERENCES

1. Trelewicz J. Q. Big data and big money: The role of data in the financial sector. *IT Professional*. 2017;19(3):8–10. DOI: 10.1109/МITP.2017.45
2. Bulgakov A. L. Big Data in finance. *Korporativnye finansy = Journal of Corporate Finance Research*. 2017;11(1):7–15. (In Russ.). DOI: 10.17323/j.jcfr.2073–0438.11.1.2017.7–15
3. Maslov V. P. Quantum economy. Moscow: Nauka; 2006. 92 p. (In Russ.).
4. Kornivska V. O. Bitcoin and blockchain through the prism of the underlying conditions of financial and socio-economic development. *Ekonomicheskaya teoriya = Economic Theory*. 2017;14(4):60–76. (In Russ.).
5. Butenko E. D., Isakhaev N. R. Application contours of blockchain technology in financial organizations. *Finansy i kredit = Finance and Credit*. 2018;24(6):1420–1431. (In Russ.). DOI: 10.24891/fc.24.6.1420
6. Kiseleva E. G. The impact of digital transformation on the investment potential of the Russian cities. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2020;24(5):72–83. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2020–24–5–72–83
7. Eskindarov M. A., Maslennikov V. V., Maslennikov O. V. Risks and chances of the digital economy in Russia. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2019;23(5):6–17. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2019–23–5–6–17
8. Glaziev S. Yu. The Russian economy at the beginning of 2020: The root causes of the growing chaos and the complex of anti-crisis measures. *Rossiiskii ekonomicheskii zhurnal = Russian Economic Journal*. 2020;(2):3–39. (In Russ.). DOI: 10.33983/0130–9757–2020–2–03–39
9. Gromyko A. A. Coronavirus as a factor in world politics. *Nauchno-analiticheskij vestnik Instituta Evropy RAN = Scientific and Analytical Herald of the Institute of Europe RAS*. 2020;(2):5–13. (In Russ.). DOI: 10.15211/vestnikieran22020413
10. Shah A., Chauhan Y., Chaudhury B. Principal component analysis based construction and evaluation of cryptocurrency index. *Expert Systems with Applications*. 2021;163:113796. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113796
11. Zakharov I. V., Kolesov D. V. Risks of cryptocurrency. *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 26: Gosudarstvennyi audit = Bulletin of Moscow University. Series 26: State Audit*. 2019;(1):130–138. (In Russ.).
12. Chen C. Y.-H., Hafner C. M. Sentiment-induced bubbles in the cryptocurrency market. *Journal of Risk and Financial Management*. 2019;12(2):53. DOI: 10.3390/jrfm12020053
13. Corbet S., Lucey B., Yarovaya L. Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles. *Finance Research Letters*. 2018;26:81–88. DOI: 10.1016/j.frl.2017.12.006
14. Fry J., Cheah E.-T. Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*. 2016;47:343–352. DOI: 10.1016/j.irfa.2016.02.008
15. Mikhailov A. Yu. Cryptocurrency market development: Hurst method. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2020;24(3):81–91. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2020–24–3–81–91
16. Kulikov D. M., Baranova V. M. Financial stress index for Russian financial system. *Den'gi i kredit = Russian Journal of Money and Finance*. 2017;(6):39–48. (In Russ.).
17. Pestova A. A., Pankova V. A., Akhmetov R. R., Goloshchapov I. O. Developing a system of financial instability indices based on high frequency data. *Den'gi i kredit = Russian Journal of Money and Finance*. 2017;(6):49–58. (In Russ.).
18. Stolbov M. I. Constructing a financial stress index for Russia: New approaches. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki = The HSE Economic Journal*. 2019;23(1):32–60. (In Russ.). DOI: 10.17323/1813–8691–2019–23–1–32–60
19. Danilov Yu. A., Pivovarov D. A., Davydov I. S. Creation of internal crisis predictors: Russian financial conditions index. *Ekonomicheskoe razvitie Rossii = Russian Economic Developments*. 2020;27(2):49–59. (In Russ.).
20. Danilov Yu. A., Pivovarov D. A., Davydov I. S. On the issue of predicting global financial and economic crises. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2020;24(1):87–104. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2020–24–1–87–104
21. Adrian T., Boyarchenko N., Giannone D. Vulnerable growth. *American Economic Review*. 2019;109(4):1263–1289. DOI: 10.1257/aer.20161923
22. Kwark N.-S., Lee C. Asymmetric effects of financial conditions on GDP growth in Korea: A quantile regression analysis. *Economic Modelling*. 2021;94:351–369. DOI: 10.1016/j.econmod.2020.10.014

23. Hakkio C.S., Keeton W.R. Financial stress: What is it, how can it be measured, and why does it matter? *Economic Review*. 2009;94(2):5–50. URL: https://www.kansascityfed.org/documents/432/PDF-09q2hakkio_keeton.pdf
24. Kannianen J., Lin B., Yang H. Estimating and using GARCH models with VIX data for option valuation. *Journal of Banking & Finance*. 2014;43:200–211. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2014.03.035
25. Wang J., Lu X., He F., Ma F. Which popular predictor is more useful to forecast international stock markets during the coronavirus pandemic: VIX vs EPU? *International Review of Financial Analysis*. 2020;72:101596. DOI: 10.1016/j.irfa.2020.101596
26. Canina L., Figlewski S. The informational content of implied volatility. *The Review of Financial Studies*. 1993;6(3):659–681. DOI: 10.1093/rfs/5.3.659
27. Chow V., Jiang W., Li J. Does VIX truly measure return volatility. *SSRN Electronic Journal*. 2018. DOI: 10.2139/ssrn.2489345
28. Kristoufek L. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. *PloS ONE*. 2015;10(4): e0123923. DOI: 10.1371/journal.pone.0123923
29. Symitsi E., Chalvatzis K.J. The economic value of Bitcoin: A portfolio analysis of currencies, gold, oil and stocks. *Research in International Business and Finance*. 2019;48:97–110. DOI: 10.1016/j.ribaf.2018.12.001
30. Koutmos D. Bitcoin returns and transaction activity. *Economics Letters*. 2018;167:81–85. DOI: 10.1016/j.econlet.2018.03.021
31. Balcilar M., Bouri E., Gupta R., Roubaud D. Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*. 2017;64:74–81. DOI: 10.1016/j.econmod.2017.03.019
32. Katsiampa P. Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*. 2017;158:3–6. DOI: 10.1016/j.econlet.2017.06.023
33. Trimborn S., Härdle W.K. CRIX an Index for cryptocurrencies. *Journal of Empirical Finance*. 2018;49:107–122. DOI: 10.1016/j.jempfin.2018.08.004
34. Kim A., Trimborn S., Härdle W.K. VCRIX — A volatility index for crypto-currencies. *SSRN Electronic Journal*. 2019. DOI: 10.2139/ssrn.3480348
35. Kinsburskaya V.A. Identifying cryptocurrency holders for the purposes of counteracting laundering of illegally obtained moneys and financing of terrorism. *Natsional'naya bezopasnost' / nota bene = National Security / nota bene*. 2019;(3):1–14. (In Russ.). DOI: 10.7256/2454–0668.2019.3.29720

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / ABOUT THE AUTHORS



Антон Олегович Овчаров — доктор экономических наук, профессор кафедры бухгалтерского учета, Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Нижний Новгород, Россия

Anton O. Ovcharov — Dr. Sci. (Econ.), Prof., Department of Accounting, Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod, Russia
anton19742006@yandex.ru



Виктор Александрович Матвеев — кандидат экономических наук, доцент кафедры бухгалтерского учета, Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Нижний Новгород, Россия

Viktor A. Matveev — Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof., Department of Accounting, Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod, Russia
super.vma@yandex.ru

Статья поступила в редакцию 10.02.2021; после рецензирования 10.03.2021; принята к публикации 27.04.2021.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 10.02.2021; revised on 10.03.2021 and accepted for publication on 27.04.2021.

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