

Прикладная эконометрика, 2025, т. 79, с. 99–121.

Applied Econometrics, 2025, v. 79, pp. 99–121.

DOI: 10.22394/1993-7601-2025-79-99-121

М. С. Файзулин, Т. В. Теплова, А. В. Куркин¹

Динамическая взаимосвязь объемов торгов и сентимента частных инвесторов российского фондового рынка с Биткоином в периоды внешних шоков

Представлен анализ динамической взаимосвязи между объемами торгов на российском фондовом рынке и глобальным рынком криптовалют (Биткоин) в периоды внешних шоков (ковид-кризис и российско-украинский конфликт) с 2019 г. С помощью модели TVP-VAR и оценок связности переменных системы выявлены перетоки ликвидности (движения денежных средств) между рассматриваемыми классами активов. Впервые проведен анализ сетевой связности сентимента инвесторов по наиболее популярным российским акциям и Биткоину и оценена роль сентимента в переливах ликвидности.

Результаты показывают, что дневной объем торгов Биткоина преимущественно выступает реципиентом шоков со стороны российского фондового рынка. При этом общая связность в системе была выше в период ковид-кризиса, чем после начала специальной военной операции (СВО). Исследование подтверждает наличие взаимосвязи между настроениями инвесторов на российском фондовом и на криптовалютном рынке. Особенно выраженной эта взаимосвязь была на начальном этапе анализируемого периода — в 2019 г., когда интерес к инвестициям в криптоактивы начал активно возрастать.

Отмечается взаимосвязь двух индексов сентимента: на рынках акций и криптоактивов. Интенсивность взаимосвязи превалирует в период начала COVID-19, значительно превосходя уровень, наблюдаемый в период СВО. Такое поведение метрик сентимента может означать адаптацию российского фондового рынка к внешним шокам, а также ожидания розничных инвесторов краткосрочности СВО в начале 2022 г.

Ключевые слова: переток ликвидности; рынок криптовалют; фондовый рынок; сентимент инвесторов; TVP-VAR.

JEL classification: G12; C32; G11.

1. Введение

Начало специальной военной операции России (СВО) 24 февраля 2022 г. стало одним из значимых геополитических событий последнего десятилетия, оказавшим масштабное воздействие на сырьевые и финансовые рынки не только в РФ, но и в мире.

¹ Файзулин Максим Сергеевич — НИУ ВШЭ, Москва; msfayzulin@hse.ru.

Теплова Тамара Викторовна — НИУ ВШЭ, Москва; teplova@hse.ru.

Куркин Алексей Викторович — НИУ ВШЭ, Москва; avkurkin@hse.ru.

В ряде работ показано влияние этого конфликта на товарные и энергетические рынки (Basdekis et al., 2022; Izzeldin et al., 2023), рынки акций и облигаций (Bossman, Gubareva, 2023; Polat et al., 2024) и др. На фоне военных действий и вовлечения в конфликт ЕС, США, Северной Кореи и Китая, введения рекордных в мировой истории санкций против России, вынужденного изменения логистических цепочек для товарных рынков и переориентирования экспортно-импортных потоков, роста общей экономической нестабильности, многие российские инвесторы были вынуждены пересмотреть свои стратегии управления портфелями в контексте выбора активов и приемлемости рисков. В данной работе рассматриваются объемы торгов на фондовом рынке Московской биржи в целом, а также портфели наиболее популярных у частных инвесторов акций с высокой и низкой волатильностью.

В академической литературе представлен большой пласт исследований по поведению фондовых рынков в периоды военных конфликтов (Hudson, Urquhart, 2015; Le Bris, 2012). В недавнее время появились работы и с выделением периода СВО (Derindere Köseoğlu et al., 2024; Zaheer et al., 2024). Интересны работы с акцентом на поведение частных инвесторов, поскольку с марта 2022 г. активы зарубежных инвесторов, преимущественно институциональных, были заблокированы в РФ.

В работе (Ahmed Memon et al., 2024) авторы приходят к выводу, что в периоды военных действий наблюдаются явления стадного поведения инвесторов на фондовых рынках стран, входящих в G20. В исследовании (Singh et al., 2022) доказывается, что с началом СВО глобальные инвесторы отдавали предпочтение акциям компаний энергетического, аэрокосмического и оборонного секторов экономики в связи с усилением их роли в обеспечении устойчивого развития.

Мотивация настоящего исследования связана с тем, что для российских инвесторов с 2022 г. закрылись глобальные рынки капитала и появилось много барьеров на путях движения капитала. Немалая часть инвесторов активизировала инвестиции в криптовалюту, так как закрытие доступа на криптобиржи проходило с запозданием относительно блокировки торгов через Euroclear².

Помимо этого, существует необходимость углубить понимание динамической взаимосвязи между российским фондовым рынком и рынком криптовалют в контексте нарастания внешних шоков (за точку отсчета берется 2019 г., чтобы покрыть также кризис COVID-19) и сравнить два внешних шока на фондовый рынок РФ, показать перемены ликвидности между фондовым рынком и нарастающей популярностью инвестирования в Биткоин. Авторы фокусируются на выявлении количественных взаимосвязей через оценку чистой связности и чистой попарной связности, что позволяет оценить степень влияния одного рынка на другой и их взаимное влияние в более широком контексте. Оригинальность данного исследования — учет сентимента в социальных сетях как значимого фактора, определяющего переток ликвидности. В русскоязычной литературе, в основном, представлены статьи по моделированию крипторынков (Фантаццини и др., 2016, 2017; Симонов, Зямалов, 2019; Маневич и др., 2022; Аганин и др., 2023). Новизна настоящего исследования заключается в выявлении взаимосвязей между двумя классами активов — традиционными финансовыми

² В ноябре 2024 г. популярный для россиян брокер Interactive Brokers из-за санкций уведомил о закрытии счетов физлиц с гражданством РФ. Ранее криптовалютная биржа Binance ограничила возможность проведения операций с криптовалютами для граждан России в связи с санкциями.

и криптовалютными — с акцентом на использование специально разработанных авторских индексов сентимента.

В данном исследовании ключевыми являются следующие вопросы:

- как меняется динамика взаимосвязи между объемами торгов рассматриваемых рынков в периоды внешних шоков (ковид-кризис и СВО);
- является ли криптовалютный рынок инструментом диверсификации для российских инвесторов (по факту перетока ликвидности и по сентименту в социальных сетях);
- является ли сентимент на фондовом и криптовалютном рынках триггером перетока ликвидности;
- какова роль Биткойна в перераспределении капитала в условиях внешних шоков.

Значимость данного исследования заключается в раскрытии природы традиционных и криптовалютных рынков в кризисных условиях с учетом растущей роли социальных сетей и ожиданий частных инвесторов (которые преобладали до 2024 г. на рынке криптовалют и стали преобладать в объеме торгов акциями Мосбиржи³). Используя современные эконометрические методы для временных рядов, авторы стремятся не только углубить понимание механизмов взаимодействия различных классов активов, но и предоставить инвесторам и регуляторам релевантные инструменты для оценки рисков и принятия решений. Работа вносит вклад в развитие теории финансовых рынков, учитывая растущую роль цифровых активов в глобальной экономике и влияние на их объемы торгов тех или иных факторов в периоды внешних шоков.

С 22 по 24 февраля 2022 г. значение фондового индекса Мосбиржи (IMOEX) упало на 33%⁴. Только к августу 2023 г. значения индекса IMOEX вернулись на прежние (докризисные) позиции. Ликвидность на российском фондовом рынке акций (объем торгов) также пострадала — снизилась примерно в 4 раза и медленно восстанавливалась до августа 2023 г. Однако на текущий момент объем торгов по-прежнему находится на достаточно низком уровне в сравнении со значениями, которые были до начала конфликта (см. Приложение)⁵.

Падение традиционного фондового рынка, усложнение расчетов в западных финансовых системах, блокировка зарубежных активов на СПБ бирже усилила интерес российских инвесторов к криптоактивам. С началом СВО многие участники российского финансового рынка начали активно обсуждать в социальных сетях и искать альтернативные финансовые инструменты для хеджирования страновых рисков.

Данная статья посвящена анализу влияния продолжающегося с 2022 г. российско-украинского конфликта на переток денежных средств инвесторов (потоки ликвидности, измеряемые объемами торгов) между фондовым рынком РФ и рынком криптовалют (Биткойн). Особое внимание уделяется поведенческим факторам (сентимент в социальных сетях относительно разных портфелей акций российского рынка и Биткойна как инвестиционного актива), которые определяли краткосрочную и среднесрочную динамику капитала, измеряемую объемом торгов.

³ Доля частных инвесторов в торгах акциями на Мосбирже в первой половине 2022 г. доходила до 81%, к 2025 г. снизилась до 76%, но остается аномально высокой относительно всех лет до 2022 г.

⁴ См. <https://www.moex.com/ru/index/IMOEX?ysclid=m11wknjaok764389238>.

⁵ См. <https://cbr.ru/statistics/finr/>.

2. Ранее проведенные исследования

В последние годы исследователи все чаще обращаются к анализу перетоков ликвидности между фондовым рынком и рынком криптовалют. Этот интерес усиливается на фоне стремительного роста капитализации криптовалютного рынка, расширения институционального участия и постепенного признания криптоактивов на международном уровне. Особый интерес представляет динамика взаимосвязи между этими рынками в кризисные периоды, такие как пандемия COVID-19 и российско-украинский конфликт (Caferra, Vidal-Tomás, 2021; На, 2023b; Frikha et al., 2023; Taera et al., 2023). Подобные исследования по российскому фондовому рынку не проводились.

Взаимосвязь доходности между фондовым и криптовалютным рынками анализировалась в ряде работ последнего десятилетия. Zhao et al. (2022) выявили, что поведение инвесторов на рынке криптовалют зависит от ожиданий, формирующихся на фондовом рынке, через демонстрацию взаимосвязи между рыночными настроениями и поведением разных классов активов. Wanidwaranan, Termprasertsakul (2024) исследовали стадное поведение на рынке криптовалют, подчеркивая влияние сетевых эффектов и рыночных тенденций на поведение инвесторов. Aftab et al. (2023) продемонстрировали роль криптовалют в хеджировании в условиях неопределенности экономической политики. Вышеописанные исследования показывают, что взаимосвязь доходности, зарабатываемой на крипторынке и на фондовом рынке, носит неоднородный характер и зависит от таких факторов, как настроения на рынке, стадный эффект среди инвесторов и осознание роли криптовалют как альтернативных инвестиционных активов и инструментов хеджирования.

Исследования (Cao, Xie, 2024); Naeem et al., 2023) вносят вклад в понимание взаимосвязанности между различными классами активов на фондовом, углеродном рынках, рынках ископаемых энергоносителей и чистой энергии. Работы (Fuentes, Herrera, 2020; Umar et al., 2023) выявили динамику взаимосвязи между запасами экологически чистой энергии, экологичными криптовалютами, ископаемым топливом и фондовыми рынками в кризисные периоды.

L. T. На (2023b) исследовал взаимосвязи между криптовалютными и фондовыми рынками США, Китая, Гонконга, Японии, Европы и Великобритании во время пандемии COVID-19, уделяя особое внимание динамической связности волатильности этих рынков. Jana, Sahu (2023) предположили, что включение криптовалют в портфель акций (кроме Tether) через эффект диверсификации может снизить риски портфеля акций и улучшить доходность с поправкой на риск во время кризисов. К аналогичному выводу приходят и Ghorbel et al. (2022), которые изучали взаимосвязь между криптовалютами, золотом и фондовыми рынками во время пандемии COVID-19, анализируя информацию о сетевых взаимосвязях между основными криптовалютами, фондовыми индексами стран G7 и фьючерсом на золото. Jeribi et al. (2021) исследовали биржевые характеристики биткоина и эфира во время COVID-19, подчеркивая их потенциал в снижении рисков на фондовых рынках и трактуя их как защитные активы во время возникновения роста риска на рынках капитала. Majumder (2022) пришел к выводу, что криптовалюты играют значительную роль в хеджировании рисков фондового рынка, что подтверждается их динамической связью с индексом S&P 500, проверенной с использованием моделей Copula GARCH.

Таким образом, ранее проведенные исследования показывают, что в кризисные периоды (наиболее полно исследована пандемия COVID-19) приток ликвидности с фондового рынка

на рынок криптовалют может быть обусловлен преимуществами диверсификации, возможностями управления рисками и хеджирующими свойствами криптовалют. Это важно для инвесторов и регуляторов для ориентирования на финансовых рынках в ситуации геополитических и экономических потрясений.

Влияние военных конфликтов на изменение паттернов поведения биржевых характеристик активов исследуется в работе (Theiri et al., 2023), где анализируются объемы торгов Bitcoin и Ethereum во время российско-украинского конфликта. Авторы приходят к выводу, что хотя российско-украинский конфликт временно увеличил ликвидность криптовалют, но он не привел к долгосрочной дестабилизации криптовалютного рынка.

Это говорит о том, что криптовалюты не могут восприниматься как активы-убежища в той же степени, что и традиционные классы защитных активов, такие как золото или доллар США. Полученные результаты подтверждают быструю адаптацию и восстановление равновесия на криптовалютных рынках в ответ на геополитические шоки.

Отдельного внимания заслуживает пласт работ по выявлению сентимента на разных классах активов и тестированию вопроса роли сентимента как триггера перетоков ликвидности, доходности и волатильности. Le et al. (2023) исследовали роль новостной ленты до и в период российского-украинского конфликта, предлагая уникальный взгляд на психологические факторы, влияющие на поведение фондового рынка. L. T. Ha (2023a) исследовал динамические взаимосвязи между рынками сырой нефти, золота и акций после начала СВО, используя метод TVP-VAR для анализа взаимосвязанности волатильности рынков. Автор показывает, что российско-украинский конфликт существенно повлиял на динамику взаимосвязей между исследуемыми рынками: нефть и золото выступали в качестве чистых источников эффекта заражения. Подчеркивается важность нефтяного рынка в распространении потрясений на другие рынки во время СВО. В работе (Chowdhury et al., 2024) показывается, что сентимент имеет значимый позитивный эффект на доходность как фондового рынка, так и рынка криптовалют. Однако в другом исследовании (Abakah et al., 2023) сентимент инвесторов на основе социальной сети Twitter, поисковых запросов Google Trends и др. доминирует в системе и выступает в качестве чистого передатчика отрицательных шоков доходности для рынков FinTech и блокчейна. Авторы предполагают, что инвесторы могут быть не готовы к будущим потерям на фоне кризиса и могут поддаваться стадному поведению, вызванному СВО и санкционной неопределенностью.

Для принятия инвестиционных решений и аллокации капитала важным является понимание роли отдельных классов активов в качестве краткосрочных и долгосрочных передатчиков шоков. Данная работа лежит в русле этого направления финансовой экономики. Развиваемая концепция анализа связности сегментов финансового рынка позволяет количественно оценивать меняющиеся взаимозависимости и перетоки биржевых характеристик рассматриваемых классов активов. Diebold, Yilmaz (2014) предложили инструмент для тестирования концепции связности — методологию выявления «переливов доходности» и «переливов волатильности» с использованием разложения дисперсии, полученной из векторных авторегрессионных моделей (VAR).

В исследовании (Mensi et al., 2021) применялась методология (Diebold, Yilmaz, 2014; Baruník, Křehlík, 2018) для анализа перелива волатильности среди основных индексов акций. Локальные фондовые индексы демонстрируют значительные межрыночные взаимодействия. Как показывают исследования, есть и глобальный передатчик шоков — рынок США (S&P 500 играет доминирующую роль в передаче волатильности другим рынкам, подчеркивая его

статус глобального триггера изменений). Например, спад на американском фондовом рынке часто вызывает падение европейских и азиатских рынков из-за общего настроения инвесторов и движений капитала (Forbes, Rigobon, 2002).

Работа (Yen, 2024) на основе модели квантильной векторной авторегрессии (QVAR) анализирует взаимосвязь между рынками криптовалют и акций в период пандемии COVID-19. Основные выводы исследования показывают, что пандемия существенно усилила взаимосвязь между криптовалютами (Bitcoin, Ethereum, Binance Coin) и глобальными фондовыми рынками, причем криптовалюты выступали важными источниками рыночных шоков, особенно в начале 2020 г.

Концепция связности позволяет измерять эффекты переноса количественно, помогая регуляторам и инвесторам лучше понять механизмы передачи финансовых шоков. Регуляторы могут более точно реализовывать регуляторные действия для снижения системных рисков. Например, если конкретный рынок или сегмент оказывается основным источником передачи волатильности на другие сегменты, может вводиться более строгий надзор или требования к капиталу участников, чтобы снизить его потенциальное влияние на остальную часть системы (Tobias, Brunnermeier, 2016). В риск-менеджменте портфельного управления нашли применение такие подходы, как Bivariate Portfolio (Kroner, Sultan, 1993) и Minimum Connectedness Portfolio (Broadstock et al., 2022) на основе концепции связности. Портфельные стратегии, строящиеся исключительно на исторических корреляциях, демонстрируют недостаточную эффективность прогнозирования рисков и доходностей в периоды растущей взаимосвязанности. Включение динамических мер связности (в частности, модель TVP-VAR Connectedness) позволяет повысить устойчивость портфеля и улучшить результаты инвестирования (Billio et al., 2012).

Авторы выдвигают гипотезу, что настроения по наиболее популярным акциям и криптоактивам демонстрируют сетевую связность, на которую влияют такие факторы, как динамика финансовых рынков, нарастание системных рисков и шоковые внешние события — пандемия COVID-19 и геополитические конфликты (СВО). Понимание этих взаимосвязанных отношений имеет решающее значение для принятия инвестиционных решений на современных финансовых рынках.

На основе проведенного обзора литературы было выдвинуто две гипотезы исследования относительно российского фондового рынка, которые тестируются на основе переменных, описанных в табл. 1 в разделе 3.2.

H1: Для периода после 24.02.2022 характерен значительно больший эффект перетока ликвидности из фондового рынка РФ на рынок криптовалют, чем до начала СВО — вне зависимости от потенциала роста фондового рынка РФ.

H2: Сентимент инвесторов на рынке наиболее популярных акций и сентимент инвесторов на рынке криптоактивов демонстрируют сетевую взаимосвязь между собой.

3. Методология и данные

Выявление взаимозависимостей в динамике между портфелями российских акций, метриками сентимента и Биткойна реализовано с применением модели TVP-VAR. Авторские индексы сентимента построены с применением моделей искусственного интеллекта в рамках текстового анализа русскоязычных соцсетей.

3.1. Авторские индексы сентимента

Для выявления меняющегося сентимента российских инвесторов на фондовом рынке была проведена работа по сбору текстовых сообщений с наиболее популярных онлайн платформ инвестиционной направленности: Tinkoff Pulse, SmartLab, MFD. Всего для ручной разметки данных было собрано более 6 тыс. сообщений, которые были классифицированы на три категории:

- позитивная тональность (1) — если сообщение носит характер одобрения фондового актива;
- нейтральная тональность (0) — если сообщение не относится к активу или имеет равновесное значение оптимизма и пессимизма;
- негативная тональность (–1) — если сообщение характеризует явное неодобрение инвестирования в анализируемый актив.

С целью векторизации и токенизации текстовых данных был использован алгоритм TF-IDF (term frequency – inverse document frequency). Для классификации текстовых данных обучался Stacking ансамбль, состоящий из моделей машинного обучения двух уровней. В данном ансамбле предсказания моделей первого уровня передаются на вход для обучения мета-классификатора (модель второго уровня). В качестве моделей первого уровня использовались алгоритмы машинного обучения: Random Forest, XGBoost, AdaBoost, Linear SVC, Logistic Regression и Naïve Bayes. Лучший результат мета-классификатора показала модель логистической регрессии. Полученный результат классификации на тестовой выборке текстовых сообщений в социальных сетях показал точность на уровне 61.68%, что превысило показатель точности часто используемых предобученных моделей RuBERT и FinBERT.

Объектом исследования российского рынка акций стали 5 наиболее обсуждаемых акций Мосбиржи: «Газпром» (GAZP), «Лукойл» (LKOH), «Мечел» (MTLR), «Сбербанк» (SBER), «Банк ВТБ» (VTBR).

Как переменная системы, в работе использовался авторский сентимент-индекс, который позволяет учитывать общее настроение рынка на основе обсуждаемых компаний на онлайн платформах (формула (1)). Данный индекс охватывает обсуждения только по пяти наиболее обсуждаемым компаниям⁶. Данная методика подсчета сентимента инвесторов основывается на ранее проведенных работах, в которых изучалось влияние сентимента на поведение биржевых характеристик различных финансовых активов (Wu et al., 2014; Sul et al., 2017). Авторы этих исследований утверждают, что логарифм отношения позитивных и негативных сообщений позволяет получать более устойчивые оценки настроений инвесторов. Для учета дней, в которые биржа не работала, было использовано экспоненциальное взвешивание прошлых значений сентимента (Barberis et al., 2015; Qiu et al., 2022). Такое взвешивание позволяет сглаженно учитывать с меньшим весом наиболее поздние сообщения в прошлом и с большим весом — недавние сообщения. Учитывая, что фондовая биржа не работает в выходные и праздничные дни, удаление данных по сентименту в эти дни исказило бы оценку настроения инвесторов. Поэтому введена экспоненциальная форма метрики сентимента, учитывающая веса прошлых наблюдений — см. формулу (2):

⁶ Демонстрационные сентимент-данные по криптовалютному и фондовому рынкам представлены на портале https://senti-way.ru/crypto_stock/.

$$S_log_t = \log \frac{1 + N_t^{pos}}{1 + N_t^{neg}}, \quad (1)$$

$$RUSENT_t = S_log_t + \sum_{i=1}^5 (e^{0.2})^{-i} S_log_{t-i}, \quad (2)$$

где $S_log_{i,t}$ — sentimento в момент времени t ; $N_{i,t}^{pos}$ — количество позитивных сообщений в момент времени t ; $N_{i,t}^{neg}$ — количество негативных сообщений в момент времени t ; i — порядок лага на пятидневном временном промежутке.

Для оценки эффектов перетока ликвидности между фондовым и криптовалютным рынками как переменной системы модели TVP-VAR использовалось портфельное построение из пяти акций с выделением более волатильного и менее волатильного портфеля, с изменением весов пяти активов. Оценивалась взвешенная оценка доли каждой акции на основе уровня волатильности ее доходности (3)–(5):

$$R_{i,t} = \ln(P_{i,t}/P_{i,t-1}), \quad (3)$$

$$\sigma_{i,t} = \sqrt{\frac{1}{19} \sum_{m=t-19}^t (R_{i,m} - \bar{R}_{i,t})^2}, \quad (4)$$

$$w_i = \bar{\sigma}_i / \sum_{i=1}^k \bar{\sigma}_i, \quad (5)$$

где $P_{i,t}$ — цена актива; $R_{i,t}$ — логарифмическая доходность i -го актива в момент времени t ; $\bar{R}_{i,t}$ — среднее значение логарифмической доходности за 20 торговых дней в окне $[t-19; t]$; $\sigma_{i,t}$ — волатильность доходности актива в момент времени t ; $\bar{\sigma}_i$ — среднее значение волатильности i -й компании за весь исследуемый период по всем годам; w_i — вес акции в портфеле на основе учета суммы средних значений волатильности по k акциям.

После расчета веса для каждой акции в портфеле формируется взвешенный портфель для расчета его ежедневной доходности (LRWPR — Low Risk Weighted Portfolio Return) и объема торгов (ликвидности, LRWPL — Low Risk Weighted Portfolio Liquidity), где наибольший вес приходится на акции с наименьшим уровнем средней волатильности. Помимо этого, также рассчитывается доходность (HRWPR — High Risk Weighted Portfolio Return) и ликвидность (HRWPL — High Risk Weighted Portfolio Liquidity) портфеля с высоким уровнем риска. Тем самым наибольший вес присваивается той акции, у которой наблюдается наибольшее значение средней волатильности за весь период исследования. Такой подход позволяет определить, насколько инвесторы предпочитают переводить собственные денежные средства из криптоактивов в фондовый рынок и наоборот в зависимости от типа инвестиционного портфеля с низким или высоким уровнем риска.

3.2. Модель TVP-VAR и оценка динамической связности, сетевой и попарной связности переменных системы

В данном исследовании применен метод на основе связанности TVP-VAR модели (Antonakakis et al., 2020), который базируется на подходе (Diebold, Yilmaz, 2014). Метод TVP-VAR позволяет варьировать дисперсию за счет оценки фильтра Калмана с коэффициентами забывания. Для получения рядов волатильности была применена не простая выборочная дисперсия, а модель ARMA-GARCH:

$$y_t = \Phi_t z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \Sigma_t), \quad (6)$$

$$\text{vec}(\Phi_t) = \text{vec}(\Phi_{t-1}) + \xi_t, \quad \xi_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \Xi_t), \quad (7)$$

$$z_{t-1} = \begin{pmatrix} y_{t-1} \\ y_{t-2} \\ \vdots \\ y_{t-p} \end{pmatrix}, \quad \Phi_t' = \begin{pmatrix} \Phi_{1t} \\ \Phi_{2t} \\ \vdots \\ \Phi_{pt} \end{pmatrix}, \quad (8)$$

где Ω_{t-1} содержит всю информацию, доступную до периода $t-1$; z_{t-1} и y_t представляют собой векторы наблюдаемых переменных размерами $Np \times 1$ и $N \times 1$ соответственно; p — это оптимальная длина лага, выбранная на основе информационных критериев AIC и BIC; ε_t и ξ_t представляют собой векторы ошибок размерами $N \times 1$ и $N^2 p \times 1$ соответственно; изменяющиеся во времени матрицы Σ_t и Ξ_t имеют размеры $N \times N$ и $N^2 p \times N^2 p$ соответственно. Φ_t — это $N \times Np$ матрица, которая представляет собой оцененные коэффициенты каждой переменной z_{t-1} .

Для оценки связности подхода (Diebold, Yilmaz, 2014) на основе обобщенной дисперсионной декомпозиции ошибки прогноза (GFEVD) преобразуем модель TVP-VAR в модель векторного скользящего среднего с изменяющимся параметром (TVP-VMA). Представление TVP-VMA может быть записано как

$$y_t = \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_{j,t} \varepsilon_{t-j}, \quad (9)$$

где $\Psi_{j,t}$ — матрица размером $N \times N$.

В соответствии с концепцией обобщенного разложения дисперсии, предложенной Коор, Korobilis (2014) и Pesaran, Shin (1998), определяем обобщенное разложение дисперсии ошибки прогноза (GFEVD) с шагом H вперед следующим образом:

$$\Theta_{ij,t}(H) = \frac{\sigma_{jj,t}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (\tau_i' \Psi_{h,t} \Sigma_t \tau_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (\tau_i' \Psi_{h,t} \Sigma_t \Psi_{h,t}' \tau_j)}, \quad (10)$$

где $\Theta_{ij,t}(H)$ — вклад переменной j (в которой возникает возмущение) в дисперсию ошибки прогноза переменной i (принимаяющая шок переменная, для которой анализируется доля ошибки прогноза, вызванная шоком из переменной j) на горизонте прогнозирования H ; $\sigma_{jj,t}$ — диагональный элемент матрицы ковариаций Σ_t для вектора ошибок ε_t из формулы (6); $\Psi_{h,t}$ — матрица размером $N \times N$; τ_i и τ_j — выборочные $N \times 1$ вектора с единицей в качестве i -го и j -го элементов соответственно, и нулями в других местах для выбора конкретных переменных.

Чтобы дисперсия ошибки прогноза переменной i на горизонте H была полностью объяснена вкладом всех переменных модели, применяется нормировка дисперсионного разложения. Каждый элемент $\Theta_{ij,t}(H)$, отражающий вклад шока от переменной j в дисперсию прогноза переменной i в момент времени t , делится на сумму таких вкладов по всем j . Нормализованный GFEVD вычисляется следующим образом:

$$\tilde{\Theta}_{ij,t}(H) = \frac{\Theta_{ij,t}(H)}{\sum_{j=1}^N \Theta_{ij,t}(H)}, \quad (11)$$

где $\tilde{\Theta}_{ij,t}(H)$ определяется как попарная направленная связанность от переменной j к переменной i на горизонте прогнозирования H .

На основе нормализованного GFEVD строится индекс общей связанности:

$$Total_{C_t}(H) = 100 \times \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\Theta}_{ij,t}(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\Theta}_{ij,t}(H)} = 100 \times \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\Theta}_{ij,t}(H)}{N}. \quad (12)$$

$Total_{C_t}(H)$ отражает общую связанность системы, которая представляет собой среднее влияние одной переменной на все остальные в рассматриваемой системе. Чем выше общая связанность, тем теснее взаимосвязь между переменными в системе.

Значения, передаваемые от переменной i к другим переменным, определяются как “To”, что представляет собой общую направленную связанность с другими переменными в системе, см. (13). Значения, получаемые переменной i от других переменных в системе, определяются как “From”, представляя собой общую направленную связанность от других переменных (14):

$$To_{Ci \rightarrow \bullet, t}(H) = 100 \times \sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\Theta}_{ji,t}(H), \quad (13)$$

$$From_{Ci \leftarrow \bullet, t}(H) = 100 \times \sum_{i=1, i \neq j}^N \tilde{\Theta}_{ij,t}(H). \quad (14)$$

С помощью “To” или “From” определяется влияние переменной i на систему, состоящую из нескольких изучаемых переменных. Чистая общая связанность по i -й переменной определяется как разность между “To” и “From”:

$$Net_{Ci,j}(H) = To_{Ci \rightarrow \bullet, t}(H) - From_{Ci \leftarrow \bullet, t}(H). \quad (15)$$

Если $Net_{Ci,j}(H) < 0$, то переменная i является шокополучателем, т. е. получает больше эффекта перетока от всех других переменных в системе. Если $Net_{Ci,j}(H) > 0$, то переменная трактуется как передатчик шока в системе, это означает, что i -я переменная передает всем другим переменным больше эффекта перетока, чем переток, полученный от i -й переменной в системе.

Следовательно, чистая парная направленная связность рассчитывается как разность между перетоком от переменной i к переменной j и перетоком, полученным переменной i от переменной j :

$$NPDC_{ij,t}(H) = \tilde{\Theta}_{ji,t}(H) - \tilde{\Theta}_{ij,t}(H). \quad (16)$$

$NPDC_{ij,t}(H) > 0$ означает, что в системе переменная i преобладает над переменной j , а $NPDC_{ij,t}(H) < 0$ означает, что j преобладает над i . Расчеты строятся на 1016 ежедневных наблюдениях по 10 переменным, характеризующим состояние фондового рынка РФ и Биткоина.

Для получения рядов волатильности на первом этапе была подобрана оптимальная модель ARIMA для каждой переменной с использованием байесовского информационного критерия. Затем на остатках этой переменной строилась модель GARCH, параметры которой также оптимизировались с помощью информационного критерия AIC. На последнем шаге была получена условная дисперсия модели GARCH, которая приняла роль показателя волатильности.

С целью расчета чистой связности предварительно проведены статистическое тестирование: 1) формальная проверка на нормальность переменных с помощью теста Jarque–Bera (Харке–Бера); 2) обязательная проверка на стационарность всех временных рядов с последующим приведением их к стационарному виду путем взятия первых разностей, поскольку

Таблица 1. Описание переменных

Переменная	Описание
<i>RUSENT</i>	Экспоненциально взвешенный сентимент по ТОП-5 наиболее обсуждаемых акций
<i>HRWPR</i>	Взвешенная по риску (в порядке убывания волатильности) дневная доходность портфеля из пяти акций (самый большой вес у наиболее волатильной акции)
<i>LRWPR</i>	Взвешенная по риску (в порядке возрастания волатильности) дневная доходность портфеля из пяти акций (самый большой вес у наименее волатильной акции)
<i>HRWPL</i>	Взвешенное по риску (в порядке убывания волатильности) дневное изменение ликвидности портфеля из пяти акций (самый большой вес у наиболее волатильной акции)
<i>LRWPL</i>	Взвешенное по риску (в порядке убывания волатильности) дневное изменение ликвидности портфеля из пяти акций (самый большой вес у наименее волатильной акции)
<i>Return_IMOEX</i>	Дневная доходность индекса Мосбиржи
<i>TV_IMOEX</i>	Дневное изменение объема торгов на Мосбирже по всей фондовой секции
<i>Return_Crypto</i>	Доходность всего крипторынка
<i>TV_Crypto</i>	Изменение объема торгов Биткоина
<i>Crypto_Sent</i>	Индекс страха и жадности alternative.me отслеживает настроения рынка вокруг Биткоина. Большая часть криптовалютного рынка коррелирует с основными монетами, такими как Bitcoin и Ethereum, поэтому этот индекс часто является хорошим прокси для криптовалютного рынка в целом. Индекс alternative.me рассчитывается с помощью ряда факторов, каждый из которых вносит свой вклад в общий индекс

это является предпосылкой модели TVP-VAR. Определен порядок модели TVP-VAR с помощью графиков ACF PACF и байесовского информационного критерия.

В рамках исследования построены суммарно две модели для каждой гипотезы и оценены метрики связности, графики динамической связности (TCI), а также графики чистой связности для всех факторов системы. После проведения тестов относительно рассматриваемых переменных в табл. 1 сделано заключение о наличии автокорреляции и целесообразности применения модели TVP-VAR.

4. Результаты

4.1. Определение порядка лага в модели TVP-VAR

Для определения максимального порядка лага, который будет включен в модель TVP-VAR, были построены автокорреляционные функции (ACF) и частичные автокорреляционные функции (PACF) для каждой переменной (Aftab et al., 2023).

Далее для каждой переменной была построена модель ARIMA с параметрами $(p, 0, 0)$ и оценен байесовский информационный критерий (BIC) для различных p (Bossman, Gubareva, 2023). Также выбирался порядок лага, при котором критерий BIC минимален.

Если опираться на BIC, то для *RUSENT* наиболее подходящим является процесс AR(1), т. е. значим первый лаг. Для *HRWPR* и *LRWPR* максимально значим второй лаг, для *HRWPL* и *LRWPL* — четвертый. *Return_IMOEX* описывается процессом авторегрессии первого порядка, объем торгов на Мосбирже (*TV_IMOEX*) — процессом пятого порядка. Для *Return_Crypto* компонента AR вовсе оказалась незначима, для объема торгов на криптобирже (*TV_Crypto*) значим максимально четвертый лаг, для сентимента криптовалют (*Crypto_Sent*) — первый. Наличие автокорреляции в переменных обосновывает необходимость использования *TVP_VAR*, что позволяет учесть меняющуюся во времени структуру дисперсии и ковариации (variance-covariance structure, (Balcilar et al., 2021)). Как можно заметить, для разных факторов значимы лаги различного порядка. Порядок лага в модели был принят авторами равным 5⁷.

4.2. Исследование перетока ликвидности между российским фондовым рынком и рынком криптовалют

Согласно гипотезе **H1**, для периода после 24.02.2022 характерен значительно больший эффект перетока ликвидности из фондового рынка РФ на рынок криптовалют, чем в период до начала СВО — вне зависимости от потенциала роста фондового рынка РФ. Для проверки этого была построена модель по четырем факторам (*HRWPL*, *LRWPL*, *TV_Crypto*, *TV_IMOEX*).

Был выбран максимальный лаг, равный 5, т. к. для *TV_IMOEX* значим AR(5) процесс. Усредненные результаты связности для модели гипотезы 1, основанные на модели TVP-VAR и обобщенном разложении дисперсии ошибки прогноза на 20 шагов вперед, представлены в табл. 2.

⁷ Для модели TVP-VAR необходимо взять наибольший из лагов для рассматриваемых рядов.

Таблица 2. Усредненные по времени результаты связности для **H1**

	<i>HRWPL</i>	<i>LRWPL</i>	<i>TV_IMOEX</i>	<i>TV_Crypto</i>	<i>From</i>
<i>HRWPL</i>	5.46	56.49	35.93	2.12	94.54
<i>LRWPL</i>	53.27	4.45	40.43	1.85	95.55
<i>TV_IMOEX</i>	34.96	41.63	21.89	1.52	78.11
<i>TV_Crypto</i>	2.63	2.65	2.29	92.43	7.57
<i>To</i>	90.86	100.76	78.65	5.50	275.77
<i>Inc. Own</i>	96.32	105.21	100.54	97.93	TCI
<i>NET</i>	-3.68	5.21	0.54	-2.07	68.94
<i>NPT</i>	1.00	3.00	2.00	0.00	

Учитывая суммарный NET Index, равный 68.94, сеть факторов может объяснять более 2/3 изменений в своей структуре. Другими словами, почти 70% разложения дисперсии ошибки прогноза можно считать результатом кросс-рыночных изменений. Из этого также вытекает, что идиосинкратические эффекты занимают остальные 30% разложения дисперсии ошибки прогноза в системе. Объем торгов портфеля широкообсуждаемых и низковолатильных акций (*LRWPL*) и объем торгов на Мосбирже в целом (*TV_IMOEX*) являются шокопередатчиками в системе. Интересно, что наряду с *TV_Crypto* шокополучателем выступает ликвидность акций с наибольшим риском (*HRWPL*). Объем торгов перемещается в Биткоин и высокорискованные российские акции.

Следующим шагом стало построение сетевого графа попарной связности факторов (рис. 1). Сетевой граф строится на основе усредненных показателей попарной связности переменных моделей, и тем самым не позволяет отследить динамику изменения взаимосвязей между конкретными парами факторов, однако дает наглядное представление о силе эффектов, которые оказывают факторы-переменные друг на друга.

Из графа на рисунке 1 можно видеть, что наиболее сильный эффект наблюдается от *LRWPL* к *HRWPL*, *LRWPL* также оказывает заметное влияние на *TV_IMOEX*. Объем торгов Биткоина (*TV_Crypto*) принимает шоки от всех остальных переменных и является чистым шокополучателем. Общая связность в системе во времени колебалась довольно слабо, при этом рост связности в период COVID-19 в 2020 г. был гораздо более ощутимым, чем рост связности в начале 2022 г. в начале СВО (рис. 3). График TCI для рассматриваемой модели из четырех факторов не позволяет подтвердить изначальную гипотезу о росте эффектов перелива от фондового рынка на рынок криптовалют после начала СВО. Ковид-кризис оказал более сильное влияние на переток ликвидности.

Анализ графиков чистой связности для каждого из четырех факторов показывает, что портфель российских акций низкой волатильности *LRWPL* является практически чистым шокопередатчиком на всем промежутке анализа с 2020 г., а портфель

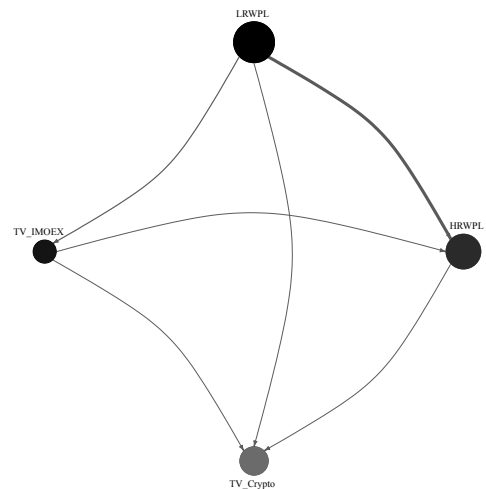


Рис. 1. Сетевой граф попарной связности факторов для **H1**

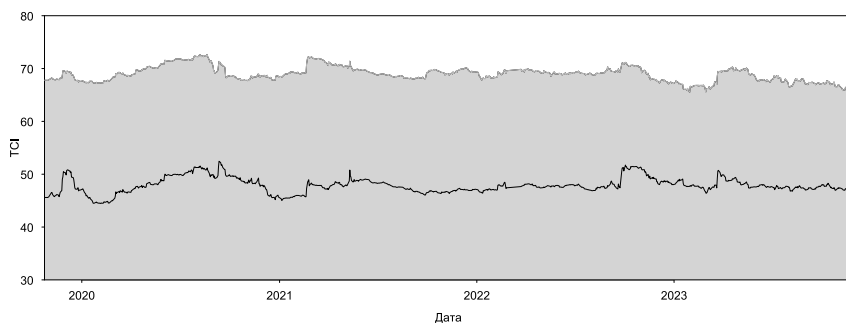


Рис. 2. График динамического TCI для **H1**

обсуждаемых в соцсетях высоковолатильных акций *HRWPL*, наоборот, выступает абсорбером шоков. В кризисные периоды ликвидность перемещается в высоковолатильные акции.

Изменение объема торгов Биткоина принимает шоки на протяжении практически всего рассматриваемого периода, за исключением второй половины 2021 г. При этом из графика чистой связности в целом можно заключить, что *TV_Crypto* сильнее подвергался воздействию в период СВО, чем в период ковидных ограничений. Метрика связности без нормализации Joint Connectedness на рис. 2 показывает, что *TV_Crypto* значительно сильнее абсорбировал шоки во время ковид-кризиса, что противоречит гипотезе **H1**. Серый фон на графике отображает динамику связности в рамках спецификации Extended Joint Connectedness, отражая более полную совокупную взаимосвязь между переменными системы. Черная линия соответствует динамике общей связности в спецификации Time Connectedness, которая демонстрирует изменения общего уровня взаимосвязанности во времени. Таким образом, график позволяет сопоставить обе спецификации в едином временном контексте.

На рис. 3 представлены три графика попарной связи каждой переменной модели и *TV_Crypto*, как принимающего шоки фактора системы. Если для первой указанной над графиком переменная связность положительна, то это означает передачу шока от данной переменной на изменение объема торгов на крипторынке.

Из графиков на рис. 3 можно заключить, что изменение объема торгов на крипторынке (*TV_Crypto*) принимало существенные эффекты перелива ликвидности от остальных факторов после начала пандемии COVID-19 и после начала СВО. Но при этом короткий промежуток

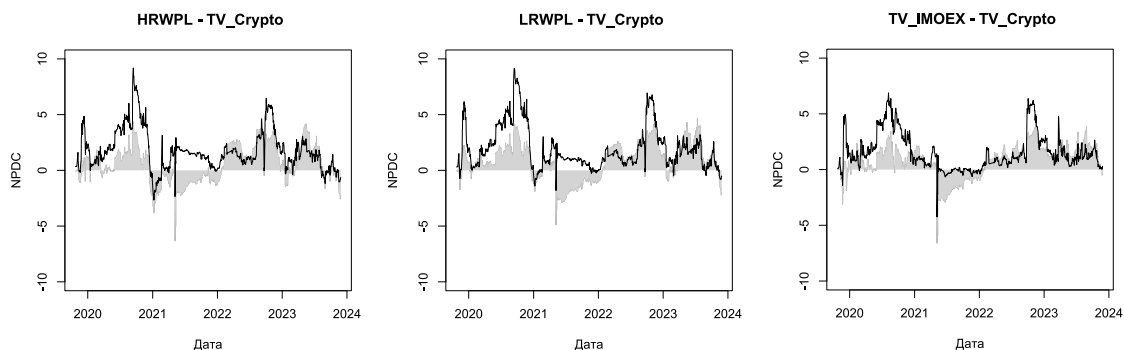


Рис. 3. График динамической попарной связности для переменной *TV_Crypto*

времени начиная со второй трети 2021 г. крипторынок успешно диктовал условия для рынка акций, т. е. в этот период направления перетока ликвидности изменились. В целом, можно заключить, что Биткоин (переменная *TV_Crypto*) сильнее абсорбировал шоки от рынка акций в период СВО, чем в период ковидных ограничений. Гипотеза **H1** получила частичное подтверждение. Однако, основываясь на представленном анализе, нельзя говорить о значительной разнице в силе воздействия рассматриваемых двух кризисов на исследуемые параметры.

4.3. Исследование сетевой связности по сентименту среди популярных акций российских компаний и Биткоином

Как первый шаг тестирования гипотезы **H2**, рассмотрим оценки усредненной по времени связности (табл. 3).

Таблица 3. Усредненные по времени результаты связности для **H2**

	<i>RUSENT</i>	<i>HRWPR</i>	<i>LRWPR</i>	<i>HRWPL</i>	<i>LRWPL</i>	<i>Return_IMOEX</i>	<i>TV_IMOEX</i>	<i>Return_Crypto</i>	<i>TV_Crypto</i>	<i>Crypto_Sent</i>	<i>From</i>
<i>RUSENT</i>	80.32	3.75	3.88	1.79	2.16	3.58	1.99	0.97	1.01	0.55	19.68
<i>HRWPR</i>	3.53	3.11	47.68	1.53	1.53	33.66	1.43	4.20	1.79	1.53	96.89
<i>LRWPR</i>	3.56	46.24	2.38	1.53	1.55	36.11	1.30	4.28	1.68	1.37	97.62
<i>HRWPL</i>	2.14	0.98	1.01	5.15	52.44	1.41	33.30	0.90	2.04	0.62	94.85
<i>LRWPL</i>	2.20	0.98	1.03	49.37	4.10	1.54	37.60	0.87	1.81	0.51	95.90
<i>Return_IMOEX</i>	3.62	30.97	34.24	1.96	2.09	18.57	1.30	4.19	1.68	1.39	81.43
<i>TV_IMOEX</i>	2.09	1.02	0.98	32.57	38.86	1.08	20.29	1.00	1.43	0.69	79.71
<i>Return_Crypto</i>	3.43	4.45	4.58	1.96	2.00	4.44	1.93	71.38	2.80	3.03	28.62
<i>TV_Crypto</i>	3.92	1.13	1.15	2.46	2.50	1.37	2.03	1.99	81.99	1.47	18.01
<i>Crypto_Sent</i>	4.55	4.18	4.23	2.02	2.18	3.92	2.50	25.08	2.98	48.36	51.64
<i>To</i>	29.03	93.70	98.76	95.19	105.32	87.12	83.38	43.48	17.22	11.16	664.36
<i>Inc.Own</i>	109.35	96.81	101.13	100.34	109.42	105.69	103.67	114.86	99.21	59.52	TCI
<i>NET</i>	9.35	-3.19	1.13	0.34	9.42	5.69	3.67	14.86	-0.79	-40.48	66.44
<i>NPT</i>	7.00	3.00	4.00	6.00	8.00	4.00	7.00	1.00	5.00	0.00	

Показатель общей связности оценен в 66.44, что достаточно высоко и свидетельствует о хорошей объясняющей силе модели в целом. Шокополучателями в системе служат объемы торгов высоковолатильными акциями (*HRWPR*), Биткоина (*TV_Crypto*) и настроений на крипторынке (*Crypto_Sent*). Российский фондовый рынок выступает основным источником шоков в рассматриваемой системе переменных. Индекс Мосбиржи (*Return_IMOEX*), объемы торгов (*TV_IMOEX*) и настроения инвесторов на российском рынке (*RUSENT*) генерируют импульсы, которые распространяются на другие сегменты рассматриваемой системы.

Криптовалютный рынок (объем торгов Биткоина и сентимент в соцсетях относительно Биткоина), в свою очередь, проявляет себя как реципиент этих шоков. Доходность

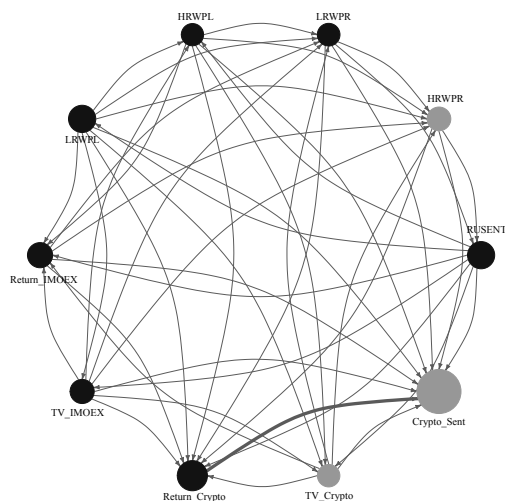


Рис. 4. Сетевой граф попарной связности факторов

настроения на крипторынке (*Crypto_Sent*) являются чистыми шокополучателями: на них оказывают влияние все остальные факторы системы. Наиболее сильная связь присутствует между *Return_Crypto* и *Crypto_Sent*. Тем самым доходность крипторынка крайне сильно влияет на сентимент по Биткоину (*Return_Crypto* → *Crypto_Sent*). Метрика *RUSENT* (сентимент на фондовом рынке) также влияет на *Crypto_Sent*, что подтверждает гипотезу **H2**, однако связь более слабая, чем между доходностью и сентиментом собственно Биткоина (*RUSENT* → *Crypto_Sent*). *RUSENT* также влияет и на доходность Биткоина (*RUSENT* → *Return_Crypto*).

Анализ динамической общей связности (оценка TCI для модели из 10 факторов, рис. 5) показывает, что наблюдаются два значимых скачка связности в начале 2020 и начале 2022 г., объясняемые COVID-19 и СВО. Скачок, вызванный началом СВО, более резкий и существенный, чем скачок для COVID-19, но он и затухал более стремительно, в то время как скачок, вызванный COVID-19, затухал более плавно и продолжительно во времени.

Оценки чистой связности показывают, что *RUSENT* является шокопередатчиком до последней трети 2022 г. *Crypto_Sent* является чистым шокополучателем, он абсорбирует шоки на всем временном промежутке. Резкий всплеск связности в конце февраля 2022 г. наблюдается для доходности Мосбиржи и доходностей акций (портфели *HRWPR* и *LRWPR*). Наиболее

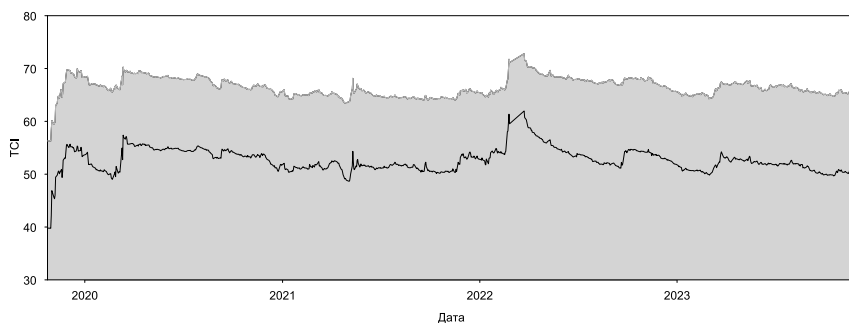


Рис. 5. График динамического TCI для **H2**

криптовалют (*Return_Crypto*), объемы их торгов (*TV_Crypto*) и настроения крипто-инвесторов (*Crypto_Sent*) реагируют на события, происходящие на российском фондовом рынке. Кроме того, взвешенная по риску доходность портфеля (*HRWPR*) наиболее популярна у инвесторов акций также выступает в роли шокополучателя (преимущественно портфель высоковолатильных акций). Это указывает на значительное влияние геополитической ситуации и динамики российского рынка в целом на Биткоин и стратегии управления рисками в контексте российско-украинского конфликта.

Для более наглядного анализа рассмотрим сетевой граф попарной связности факторов (рис. 4). Из него видно, что в среднем

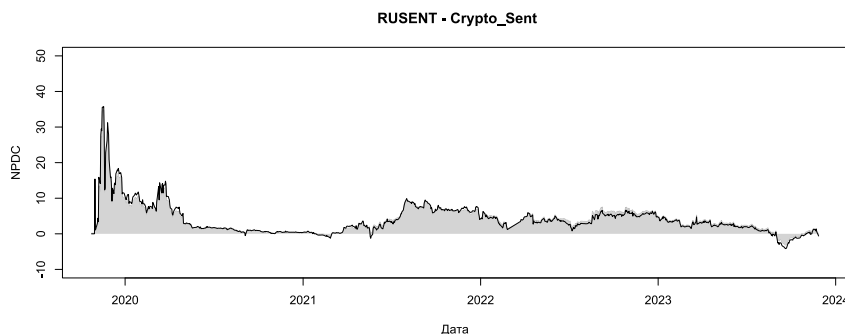


Рис. 6. График динамической попарной связности для переменной *Crypto_Sent*

сильный период связности наблюдался в начале выборки (в конце 2019 — начале 2020 г. для *RUSENT*), который в это время крайне мощно передавал шоки, и для метрик Биткоина (*Return_Crypto* и *Crypto_Sent*, которые в этот период наиболее активно абсорбировали шоки).

Настроения на фондовом рынке (*RUSENT*) крайне сильно влияли на *Crypto_Sent* в начале рассматриваемого периода, т. е. в 2019–2020 гг. (рис. 6). К середине 2020 г. влияние спадает практически до нуля. В 2022 г. наблюдается всплеск связности sentiment-метрик, но незначительный.

Похожие друг на друга паттерны влияния на *Crypto_Sent* имеются у доходности Мосбиржи (*Return_IMOEX*) и доходностей входящих в нее акций (портфели *HRWPR* и *LRWPR*). Для этих трех факторов наблюдаются существенные эффекты перелива после начала COVID-19 и после начала СВО. Авторы приходят к выводу, что именно доходность Биткоина (*Return_Crypto*) влияет на настроения инвесторов относительно инвестирования в крипто (*Crypto_Sent*) на протяжении всего периода анализа, причем влияние линейно возрастает со временем. В целом, результаты анализа подтверждают гипотезу **H2** о наличии связи между настроениями на фондовом рынке РФ и криптовалютном рынке, особенно выраженной в начале исследуемого периода.

5. Заключение

Анализ по модели TVP-VAR показал, что объем торгов Биткоин преимущественно выступал в роли реципиента шоков (притока ликвидности) от других элементов системы (переменные в табл. 1). Интересно отметить, что вопреки первоначальным предположениям общий индекс связности (TCI) не продемонстрировал существенного роста после начала СВО с февраля 2022 г. Более того, средний уровень TCI оказался выше в период ковид-кризиса по сравнению с периодом СВО.

Детальный анализ чистой связности и чистой попарной связности выявил, что объем торгов Биткоина подвергался системным шокам как во время пандемии COVID-19, так и в период СВО. Хотя первоначальное влияние СВО было более выраженным, со временем эффекты от обоих внешних шоков стали сопоставимыми. Это частично подтверждает гипотезу о более интенсивном перетоке ликвидности с фондового рынка на рынок криптовалют в период начала СВО, однако значительной разницы в силе воздействия на более длинном отрезке (период одного года) не наблюдается. Рост объемов торгов Биткоин после COVID-19 и V-образного восстановления экономики был лишь незначительно менее

выраженным, чем после начала СВО, когда криптовалюты приобрели большее значение как платежное средство и способ сохранения капитала.

Результаты анализа подтверждают гипотезу о наличии взаимосвязи между настроениями в социальных сетях на российском фондовом рынке и относительно Биткойна. Выявлены значительные эффекты перетока настроений от сентимента российского фондового рынка к настроениям на криптовалютном рынке, особенно выраженные в начале исследуемого периода. Изучение влияния различных метрик сентимента на взаимосвязи между несколькими классами активов финансового рынка не имеет достаточной распространенности среди исследователей и является продолжением изучения сетевых эффектов между сентиментом инвесторов и финансовыми рынками в периоды глобальных кризисов.

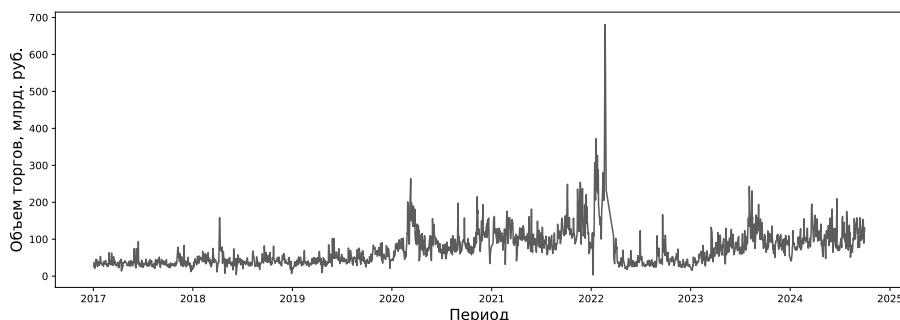
Интенсивность взаимодействия между индексом настроений по популярным акциям РФ и сентиментом Биткойна демонстрировала наибольшую выраженность до и в начале пандемии коронавируса, значительно превосходя уровень, наблюдаемый в период СВО. Более сильная реакция общего индекса связности (TCI) на начало пандемии COVID-19 по сравнению с началом СВО может указывать на адаптацию российских инвесторов к геополитическим шокам или же их ожидания относительно краткосрочности СВО. Отметим также, что существенную роль оказал факт замораживания активов иностранных инвесторов, которые через продажи активов не сумели обвалить фондовый рынок РФ. Результаты текущего исследования подтверждают ранее полученные выводы по зарубежным рынкам о наличии тесной взаимосвязи между рынком криптовалют (Биткойн) и другими сегментами финансовых рынков в кризисные периоды (Aftab et al., 2023; Majumder, 2022; Maitra et al., 2022; На, 2023b). В данной работе также наблюдается схожая с другими исследованиями значимость криптовалютного рынка как «убежища» для инвесторов на фондовом рынке в периоды возникновения системных шоков.

Список литературы

- Аганин А. Д., Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2023). Сравнение моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 27 (1), 49–77. DOI: 10.17323/1813-8691-2023-27-1-49-77.
- Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2022). Волатильность фондового рынка и волатильность криптовалют. *Прикладная эконометрика*, 65, 65–76. DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76.
- Симонов А. Ю., Зямалов В. Е. (2019). Факторы доходности и выживаемости первичных предложений монет в долгосрочной перспективе. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 23 (4), 585–604. DOI: 10.17323/1813-8691-2019-23-4-585-604.
- Фантаццини Д., Нигматуллин Э. М., Сухановская В. Н., Ивлиев С. В. (2016). Все, что вы хотели знать о моделировании биткойна, но боялись спросить. Часть 1. *Прикладная эконометрика*, 44, 5–24.
- Фантаццини Д., Нигматуллин Э. М., Сухановская В. Н., Ивлиев С. В. (2017). Все, что вы хотели знать о моделировании биткойна, но боялись спросить. Часть 2. *Прикладная эконометрика*, 45, 5–28.

Англоязычные источники см. ниже в References.

Поступила в редакцию 10.11.2024;
принята в печать 13.05.2025

Приложение. Динамика объема торгов котирующихся акций на Мосбирже

М. С. Файзулин, Т. В. Теплова, А. В. Куркин

Fayzulin M. S., Teplova T. V., Kurkin A. V. Dynamic connectedness between trading volumes and retail investor sentiment in the Russian stock market with Bitcoin during external shock periods. *Applied Econometrics*, 2025, v. 79, pp. 99–121.

DOI: 10.22394/1993-7601-2025-79-99-121.

Maksim Fayzulin

HSE University, Moscow, Russian Federation;
msfayzulin@hse.ru

Tamara Teplova

HSE University, Moscow, Russian Federation;
tteplova@hse.ru

Aleksei Kurkin

HSE University, Moscow, Russian Federation;
avkurkin@hse.ru

Dynamic connectedness between trading volumes and retail investor sentiment in the Russian stock market with Bitcoin during external shock periods

The paper analyses the dynamic connectedness between trading volumes in the Russian stock market and the global cryptocurrency (Bitcoin) market during periods of external shocks (the COVID-19 crisis and the Russia-Ukraine conflict) from 2019. Using the TVP-VAR model and estimates of system variable connectivity, liquidity spillovers (cash flows) are identified between the considered asset classes. For the first time, we analyse the network connectedness of investor sentiment for the most popular Russian stocks and Bitcoin and estimate the role of sentiment in liquidity spillovers.

The results demonstrate that Bitcoin's daily trading volume predominantly acts as a recipient of shocks from the Russian stock market. Meanwhile, the overall coherence in the system was higher during the COVID-19 crisis period compared to the Special Military Operation (SMO). The study confirms the existence of a correlation between investor sentiment on the Russian stock and cryptocurrency

markets. At the beginning of the analyzed period, in 2019, when interest in crypto assets investing began to grow rapidly, this correlation was strongly pronounced.

There is a connectedness between two sentiment indices: on the stock market and crypto-assets. The intensity of the correlation prevails in the COVID-19 inception period, significantly exceeding the level observed in the SMO period. This sentiment metrics behaviour may imply adaptation of the Russian stock market to external shocks, as well as retail investors' expectations of short-term SMO in early 2022.

Keywords: liquidity spillover; cryptocurrency market; stock market; investor sentiment; TVP-VAR.

JEL classification: G12; C32; G11.

References

- Abakah E. J. A., Adeabah D., Tiwari A. K., Abdullah M. (2023). Effect of Russia-Ukraine war sentiment on blockchain and FinTech stocks. *International Review of Financial Analysis*, 90, 102948. DOI: 10.1016/j.irfa.2023.102948.
- Aftab M., Haq I. U., Albaity M. (2023). The COVID-19 pandemic, economic policy uncertainty and the hedging role of cryptocurrencies: A global perspective. *China Finance Review International*, 13 (3), 471–508. DOI: 10.1108/CFRI-06-2022-0108.
- Aganin A. D., Manevich V. A., Peresetsky A. A., Pogorelova P. V. (2023). Comparison of cryptocurrency and stock market volatility forecast models. *HSE Economic Journal*, 27 (1), 49–77 (in Russian). DOI: 10.17323/1813-8691-2023-27-1-49-77.
- Ahmed Memon B., Aslam F., Naveed H. M., Ferreira P., Ganiev O. (2024). Influence of the Russia-Ukraine war and COVID-19 pandemic on the efficiency and herding behavior of stock markets: Evidence from G20 nations. *Economies*, 12 (5), 106. DOI: 10.3390/economies12050106.
- Antonakakis N., Chatziantoniou I., Gabauer D. (2020). Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13, 84. DOI: 10.3390/jrfm13040084.
- Balcilar M., Gabauer D., Umar Z. (2021). Crude oil futures contracts and commodity markets: New evidence from a TVP-VAR extended joint connectedness approach. *Resources Policy*, 73, 102219. DOI: 10.1016/j.resourpol.2021.102219.
- Barberis N., Greenwood R., Jin L., Shleifer A. (2015). X-CAPM: An extrapolative capital asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 115 (1), 1–24. DOI: 10.1016/j.jfineco.2014.08.007.
- Baruník J., Křehlík T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16 (2), 271–296. DOI: 10.1093/jfinc/nby001.
- Basdekis C., Christopoulos A., Katsampoxakis I., Nastas V. (2022). The impact of the Ukrainian war on stock and energy markets: A wavelet coherence analysis. *Energies*, 15 (21), 8174. DOI: 10.3390/en15218174.
- Billio M., Getmansky M., Lo A. W., Pelizzon L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 104 (3), 535–559. DOI: 10.1016/j.jfineco.2011.12.010.
- Bossmann A., Gubareva M. (2023). Asymmetric impacts of geopolitical risk on stock markets: A comparative analysis of the E7 and G7 equities during the Russian-Ukrainian conflict. *Heliyon*, 9 (2). DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e13626.

- Broadstock D. C., Chatziantoniou I., Gabauer D. (2022). Minimum connectedness portfolios and the market for green bonds: Advocating socially responsible investment (SRI) activity. In: *Applications in Energy Finance*, 217–253. Cham: Springer International Publishing. DOI: 10.1007/978-3-030-92957-2_9.
- Caferra R., Vidal-Tomás D. (2021). Who raised from the abyss? A comparison between cryptocurrency and stock market dynamics during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 43, 101954. DOI: 10.1016/j.frl.2021.101954.
- Cao G., Xie F. (2024). Extreme risk spillovers across energy and carbon markets: Evidence from the quantile extended joint connectedness approach. *International Journal of Finance Economics*, 29 (2), 2155–2175. DOI: 10.1002/ijfe.2781.
- Chowdhury E. K., Chowdhury R., Dhar B. K. (2024). Understanding investor sentiment: Analyzing its influence on stock and cryptocurrency markets during the Russia-Ukraine war. *Thunderbird International Business Review*, 66 (5), 473–489. DOI: 10.1002/tie.22395.
- Derindere Köseoğlu S., Mercangöz B. A., Khan K., Sarwar S. (2024). The impact of the Russian-Ukraine war on the stock market: A causal analysis. *Applied Economics*, 56 (21), 2509–2519. DOI: 10.1080/00036846.2023.2188168.
- Diebold F. X., Yılmaz K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182 (1), 119–134. DOI: 10.1016/j.jeconom.2014.04.012.
- Fantazzini D., Nigmatullin E., Sukhanovskaya V., Ivliev S. (2016). Everything you always wanted to know about bitcoin modelling but were afraid to ask. Part I. *Applied Econometrics*, 44, 5–24 (in Russian).
- Fantazzini D., Nigmatullin E., Sukhanovskaya V., Ivliev S. (2017). Everything you always wanted to know about bitcoin modelling but were afraid to ask. Part 2. *Applied Econometrics*, 45, 5–28 (in Russian).
- Forbes K. J., Rigobon R. (2002). No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements. *Journal of Finance*, 57 (5), 2223–2261. DOI: 10.1111/0022-1082.00494.
- Frikha W., Brahim M., Jeribi A., Lahiani A. (2023). COVID-19, Russia-Ukraine war and interconnectedness between stock and crypto markets: A wavelet-based analysis. *Journal of Business Analytics*, 6 (4), 255–275. DOI: 10.1080/2573234X.2023.2193224.
- Fuentes F., Herrera R. (2020). Dynamics of connectedness in clean energy stocks. *Energies*, 13 (14), 3705. DOI: 10.3390/en13143705.
- Ghorbel A., Loukil S., Bahloul W. (2022). Connectedness between cryptocurrencies, gold and stock markets in the presence of the COVID-19 pandemic. *European Journal of Management and Business Economics*, 33 (4), 466–487. DOI: 10.1108/EJMBE-10-2021-0281.
- Ha L. T. (2023a). Dynamic interlinkages between the crude oil and gold and stock during Russia-Ukraine war: Evidence from an extended TVP-VAR analysis. *Environmental Science and Pollution Research*, 30 (9), 23110–23123. DOI: 10.1007/s11356-022-23456-0.
- Ha L. T. (2023b). Interlinkages of cryptocurrency and stock markets during COVID-19 pandemic by applying a TVP-VAR extended joint connected approach. *Journal of Economic Studies*, 50 (3), 407–428. DOI: 10.1108/JES-01-2022-0055.
- Hudson R., Urquhart A. (2015). War and stock markets: The effect of World War Two on the British stock market. *International Review of Financial Analysis*, 40, 166–177. DOI: 10.1016/j.irfa.2015.05.015.

- Izzeldin M., Muradoğlu Y. G., Pappas V., Petropoulou A., Sivaprasad S. (2023). The impact of the Russian-Ukrainian war on global financial markets. *International Review of Financial Analysis*, 87, 102598. DOI: 10.1016/j.irfa.2023.102598.
- Jana S., Sahu T. N. (2023). Can diversification be improved by using cryptocurrencies? Evidence from Indian equity market. *Journal of Financial Economic Policy*, 15 (6), 551–573. DOI: 10.1108/JFEP-02-2023-0047.
- Jeribi A., Jena S. K., Lahiani A. (2021). Are cryptocurrencies a backstop for the stock market in a COVID-19-led financial crisis? Evidence from the NARDL approach. *International Journal of Financial Studies*, 9 (3), 33. DOI: 10.3390/ijfs9030033.
- Koop G., Korobilis D. (2014). A new index of financial conditions. *European Economic Review*, 71, 101–116. DOI: 10.1016/j.euroecorev.2014.07.002.
- Kroner K. F., Sultan J. (1993). Time-varying distributions and dynamic hedging with foreign currency futures. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 28 (4), 535–551. DOI: 10.2307/2331164.
- Le Bris D. (2012). Wars, inflation and stock market returns in France, 1870–1945. *Financial History Review*, 19 (3), 337–361. DOI: 10.1017/S0968565012000170.
- Le V. H., von Mettenheim H. J., Goutte S., Liu F. (2023). News-based sentiment: Can it explain market performance before and after the Russia-Ukraine conflict? *The Journal of Risk Finance*, 24 (1), 72–88. DOI: 10.1108/JRF-06-2022-0168.
- Maitra D., Rehman M. U., Dash S. R., Kang S. H. (2022). Do cryptocurrencies provide better hedging? Evidence from major equity markets during COVID-19 pandemic. *The North American Journal of Economics and Finance*, 62, 101776. DOI: 10.1016/j.najef.2022.101776.
- Majumder S. B. (2022). Searching for hedging and safe haven assets for Indian equity market — a comparison between gold, cryptocurrency and commodities. *Indian Growth and Development Review*, 15 (1), 60–84. DOI: 10.1108/IGDR-10-2021-0131.
- Manevich V. A., Peresetsky A. A., Pogorelova P. V. (2022). Stock market volatility and cryptocurrency volatility. *Applied Econometrics*, 65, 65–76 (in Russian). DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76.
- Mensi W., Shafiullah M., Vo X. V., Kang S. H. (2021). Volatility spillovers between strategic commodity futures and stock markets and portfolio implications: Evidence from developed and emerging economies. *Resources Policy*, 71, 102002. DOI: 10.1016/j.resourpol.2021.102002.
- Naeem M. A., Farid S., Qureshi F., Taghizadeh-Hesary, F. (2023). Global factors and the transmission between United States and emerging stock markets. *International Journal of Finance Economics*, 28 (4), 3488–3510. DOI: 10.1002/ijfe.2604.
- Pesaran H. H., Shin Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58 (1), 17–29. DOI: 10.1016/S0165-1765(97)00214-0.
- Polat O., Başar B. D., Ekşi İ. H. (2024). Dynamic interlinkages between the Twitter Uncertainty Index and the Green Bond market: Evidence from the Covid-19 pandemic and the Russian-Ukrainian conflict. *Computational Economics*, 1–17. DOI: 10.1007/s10614-024-10666-6.
- Qiu Y., Song Z., Chen Z. (2022). Short-term stock trends prediction based on sentiment analysis and machine learning. *Soft Computing*, 26 (5), 2209–2224. DOI: 10.1007/s00500-021-06602-7.
- Simonov A., Zyamalov V. (2019). Long Run return and survival factors of ICO. *HSE Economic Journal*, 23 (4), 585–604. DOI: 10.17323/1813-8691-2019-23-4-585-604.

- Singh A., Patel R., Singh H. (2022). Recalibration of priorities: Investor preference and Russia-Ukraine conflict. *Finance Research Letters*, 50, 103294. DOI: 10.1016/j.frl.2022.103294.
- Sul H. K., Dennis A. R., Yuan L. (2017). Trading on twitter: Using social media sentiment to predict stock returns. *Decision Sciences*, 48 (3), 454–488. DOI: 10.1111/dec.12229.
- Taera E. G., Setiawan B., Saleem A., Wahyuni A. S., Chang D. K., Nathan R. J., Lakner Z. (2023). The impact of Covid-19 and Russia-Ukraine war on the financial asset volatility: Evidence from equity, cryptocurrency and alternative assets. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 9 (3), 100116. DOI: 10.1016/j.joitmc.2023.100116.
- Theiri S., Nekhili R., Sultan, J. (2023). Cryptocurrency liquidity during the Russia-Ukraine war: The case of Bitcoin and Ethereum. *The Journal of Risk Finance*, 24 (1), 59–71. DOI: 10.1108/JRF-05-2022-0103.
- Tobias A., Brunnermeier M. K. (2016). CoVaR. *The American Economic Review*, 106 (7), 1705–1741. DOI: 10.1257/aer.20120555.
- Umar Z., Choi S. Y., Teplova T., Sokolova T. (2023). Dynamic spillovers and portfolio implication between green cryptocurrencies and fossil fuels. *PloS one*, 18 (8), e0288377. DOI: 10.1371/journal.pone.0288377.
- Wanidwaranan P., Termprasertsakul S. (2024). Herd behavior in cryptocurrency market: Evidence of network effect. *Review of Behavioral Finance*, 16 (3), 406–423. DOI: 10.1108/RBF-03-2023-0079.
- Wu D. D., Zheng L., Olson D. L. (2014). A decision support approach for online stock forum sentiment analysis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 44 (8), 1077–1087. DOI: 10.1109/TSMC.2013.2295353.
- Yen N. H. (2024). Interlinkages of cryptocurrency and stock markets during the COVID-19 pandemic by applying a QVAR model. *European Journal of Management and Business Economics*, 33 (1), 74–95. DOI: 10.1108/EJMBE-02-2022-0035.
- Zaheer K., Aslam F., Mohmand Y. T., Ferreira P. (2024). On the dynamic changes in the global stock markets' network during the Russia-Ukraine war. *Economies*, 12 (2), 41. DOI: 10.3390/economies12020041.
- Zhao Y., Liu N., Li W. (2022). Industry herding in crypto assets. *International Review of Financial Analysis*, 84, 102335. DOI: 10.1016/j.irfa.2022.102335.

Received 10.11.2024; accepted 13.05.2025.