

Финансовое заражение отраслей российской экономики от нефтяных шоков в период пандемии

Малкина Марина Юрьевна

Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Россия, e-mail: mmuri@yandex.ru

Цитирование: Малкина М.Ю. (2023). Финансовое заражение отраслей российской экономики от нефтяных шоков в период пандемии. *Terra Economicus* 21(2), 6–22. DOI: 10.18522/2073-6606-2023-21-2-6-22

Финансовое заражение в широком смысле – изменение связей между рынками в период воздействия внешних шоков. Первоначально поразив один рынок, шок по разным каналам (торговым, финансовым, информационным и пр.) передается другим рынкам. В настоящей работе исследуется малоизученное в современной литературе заражение отраслей российской экономики под влиянием нефтяного шока во время пандемии COVID-19. Для анализа использовались данные о межсессионной доходности нефтяного фьючерса марки Brent и восьми отраслевых индексов Московской биржи за 01.01.2019–23.02.2022. Тестирование заражения проводилось на основе метода моментов, включающего четыре типа тестов на совместное распределение доходностей двух активов: корреляцию с коррекцией на гетероскедастичность, коасимметрию, кокуртозис и коволатильность. Выделение периода шока осуществлялось с использованием скользящего коэффициента вариации доходности нефтяного фьючерса и индекса Мосбиржи. Исследование подтвердило заражение практически всех отраслей российской экономики в период острой фазы пандемии. В этом периоде наиболее уязвимыми к нефтяному шоку оказались отрасли транспорта и телекоммуникаций, а наименее уязвимыми – металлургия, химия и энергетика. Расчет динамических моментов совместного распределения доходностей показал, что в восстановительном периоде российской экономики продолжилось заражение – изменение фундаментальных связей отраслей российской экономики с нефтяным рынком. За весь рассматриваемый период пандемии наибольшему заражению подверглась отрасль транспорта, а также нефтегазовая отрасль, энергетика и потребительский сектор. Металлургия, финансовый сектор и отрасль телекоммуникаций оказались менее чувствительными к шокам нефтяного рынка. Проведенное исследование может быть полезным в управлении устойчивостью отраслей российской экономики в периоды воздействия внешних шоков.

Ключевые слова: российская экономика; пандемия COVID-19; нефтяные шоки; индексы Мосбиржи; финансовое заражение; метод моментов

Финансирование: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-28-00453, <https://rscf.ru/project/23-28-00453/>

Financial contagion from oil shocks during the pandemic: A cross-sector analysis

Marina Yu. Malkina

Lobachevsky State University of Nizhni Novgorod, Russia, e-mail: mmuri@yandex.ru

Citation: Malkina M.Yu. (2023). Financial contagion from oil shocks during the pandemic: A cross-sector analysis. *Terra Economicus* 21(2), 6–22 (in Russian). DOI: 10.18522/2073-6606-2023-21-2-6-22

Financial contagion in a broad sense is a change in the links between markets during the period of exposure to external shocks. Having initially hit one market, the shock is transmitted through various channels (trading, financial, informational, etc.) to other markets. This paper addresses an underresearched issue of contagion effect in Russia resulting from oil shock during the COVID-19 pandemic. We used data on the inter-sessional return of Brent oil futures and 8 Moscow Exchange Sector Indices for the period from 1 January 2019 to 23 February 2022. We apply the method of moments, which includes four types of tests for the joint distribution of two assets returns: correlation and correcting for heteroskedasticity, coasymmetry, cokurtosis and covolatility. The shock period was identified using the sliding coefficient of variation in the return of oil futures and the MOEX Russia Index. The study confirmed the contagion of almost all sectors of the Russian economy during the acute phase of the pandemic. In this period, the transport and telecommunications industries were the most vulnerable to the oil shock, and the least vulnerable ones were metallurgy, chemistry, and energy. However, the calculation of the dynamic co-moments of returns showed that in the recovery period of the Russian economy, contagion continued – there was a change in the fundamental links between the sectors of the Russian economy and the oil market. In general, for the entire period covered by our research, the transport industry, as well as the oil and gas industry, energy and the consumer sector, were most affected. Metallurgy, the financial sector and the telecommunications industry turned out to be less sensitive to oil market shocks. Our findings can be helpful in strengthening the resilience of Russian economy to external shocks.

Keywords: Russian economy; COVID-19 pandemic; oil shocks; Moscow Exchange indices; financial contagion; method of moments

Funding: The study was supported by the Russian Science Foundation grant № 23-28-00453, <https://rscf.ru/project/23-28-00453/>

JEL codes: G01, O11, C46

Введение

Эффекты финансового заражения (*financial contagion*) в экономике разных стран и регионов начали активно изучаться после финансового кризиса 1997–1998 гг. на азиатских фондовых рынках. Этот кризис, первоначально проявившийся в экономике Таиланда, за достаточно короткое время (практически за два месяца) распространился на ряд стран Юго-Восточной Азии: Индонезию, Филиппины, Малайзию, Южную Корею, Гонконг. Далее он охватил рынки и некоторых других стран, например, Бразилии и России. Иностранные инвесторы стали избавляться от

государственных облигаций российского правительства, усугубив проблему финансирования дефицита бюджета и обслуживания долга, что стало одной из причин дефолта 1998 г. В то время ученые заинтересовались изучением механизмов передачи возмущения между финансовыми рынками разных стран.

В последующем интерес к проблеме финансового заражения возобновился во время глобального финансового кризиса 2008–2009 гг., получившего название «Великой рецессии». Одной из ее причин стал кризис ипотечного кредитования в США и Европе: финансовая взаимозависимость стран (в частности, по линии получения долгосрочных финансовых ресурсов из стран-кредиторов) проявилась с новой силой. Далее интерес к проблеме финансового заражения возродил пандемический шок 2020–2021 гг., вызвавший очередную волну исследований в данной области.

К настоящему моменту написано достаточно много научной литературы, анализирующей не только межстрановые эффекты заражения финансовых рынков, но и передачу возмущений от одного рынка, актива, отрасли к другим. Для этого используется целый арсенал современных методов и моделей, среди которых одним из наиболее популярных до сих пор остается метод моментов распределения, который также применяется в настоящем исследовании.

Российский фондовый рынок, являющийся объектом изучения данной статьи, относительно молод и не обладает достаточной степенью развитости. Между тем именно в последние годы (по крайней мере, до объявления Россией СВО) активность на нем заметно выросла, сделки с отечественными активами увеличились. Игроки освоили новые технологии и стратегии поведения на фондовом рынке. Макроэкономический и отраслевой анализ стал играть важную роль в прогнозировании цен фондовых активов и управлении инвестиционными портфелями. Уже вполне сформировавшиеся отраслевые сегменты фондового рынка, с одной стороны, отражают состояние соответствующих отраслей российской экономики, с другой – подчиняются собственным правилам и оказывают обратное влияние на процессы в реальном секторе экономики.

Нефтяные шоки, выражающиеся в резком обвале цен на мировых рынках нефти, сопутствуют практически всем финансовым кризисам. Они наиболее чувствительны для стран, являющихся крупными экспортерами нефти, к числу которых относится Россия. Пандемия COVID-19, хотя имела иную природу и напрямую не была инициирована потрясениями в финансовой сфере, оказалась не исключением. В своей острой фазе она также сопровождалась обвалом нефтяного рынка (кроме падения цен на нефть, сократились и объемы ее продаж), а также резким падением фондовых индексов. Очевидно, в этот период взаимосвязь отраслей российской экономики с рынком нефти могла усилиться, что должно было свидетельствовать о процессах заражения. Не исключено и то, что эффекты заражения могли вызвать более отдаленные рыночные сдвиги.

Целью настоящей статьи является идентификация финансового заражения отраслей российской экономики под воздействием нефтяного шока в период пандемии COVID-19. Оценка меняющейся чувствительности разных сегментов российского фондового рынка к нефтяным шокам может свидетельствовать об уязвимости отраслей российской экономики к подобным кризисам и использоваться при разработке мер по повышению их устойчивости.

Обзор литературы

Финансовое заражение в широком понимании – это «значительное увеличение межрыночных связей после потрясений в отдельной стране (или группе стран), измеряемое степенью совместного движения цен активов или финансовых потоков между рынками относительно их движения в спокойные времена» (Dornbusch et al., 2000: 178). Финансовое заражение прежде всего выражается в усилении совместной волатильности доходности исследуемых рыночных активов. Согласно (Fry-McKibbin et al., 2014: 522), «заражение – это передача кризиса от источника на другие рынки по каналам, выходящим за рамки обычных рыночных связей». При этом един-

ства мнений относительно того, что считать истинным финансовым заражением, а что обычной взаимосвязью (*interconnectedness*), не существует. Так, в работе (Pericoli and Sbracia, 2003) сравниваются пять разных определений финансового заражения.

В то же время большинство ученых сходится во мнении, что финансовое заражение может быть двух типов (Kaminsky and Reinhart, 2000):

1) фундаментальное заражение (*fundamentals-based contagion*) обусловлено обычной торговой и финансовой взаимозависимостью стран (*linkages*) либо так называемыми «муссонными эффектами» (*monsoonal effects*) – спорадическими совокупными потрясениями, которые схожим образом поражают ряд стран (к их числу можно отнести значительное изменение цен на нефть или процентных ставок в США) (Masson, 1999). С выявлением такого рода эффектов обычно связана разработка систем раннего предупреждения финансовых кризисов (Samitas et al., 2020);

2) чистое или истинное заражение (*pure contagion*) означает значительное (аномальное) усиление взаимосвязи между источником и реципиентом заражения либо ее существенное изменение, что может объясняться сдвигами в настроениях участников рынка, в интерпретации существующей информации, а также усилением стадного поведения (Mondria and Quintana-Domeque, 2013).

В ряде работ предпринимались попытки количественного разграничения двух типов заражения. Например, в (Gómez-Puig and Sosvilla-Rivero, 2016) с помощью проведения теста Грейнджера на причинность и построения логит-моделей доказывалось сосуществование как фундаментального, так и чистого заражения в период кризиса суверенного долга в Еврозоне в 2008–2011 гг. В другой статье (Shahriar, 2022) на основе построения VECM модели и частотного вейвлет-анализа выявляются эффекты заражения обменных курсов в странах АСЕАН-5 (Индонезия, Малайзия, Сингапур, Таиланд и Филиппины) в период COVID-19 на основе данных за июнь 2019 г. – декабрь 2020 г. В работе (Gallegati, 2012) также использовался вейвлет-анализ для разграничения истинного заражения и взаимосвязанности (*interdependence*) в период ипотечного кризиса в США. Автор пришел к выводу, что среди рассматриваемых стран реципиентами истинного заражения являлись только Бразилия и Япония.

Передачу финансового возмущения между разными рынками экономисты связывают с финансовой хрупкостью (*financial fragility*) современных экономических систем, глобализацией финансовых рынков (Calvo and Mendoza, 2000; Doidge et al., 2020), негибкостью институтов финансового регулирования. Ученые рассматривают также влияние макроэкономических условий на распространение заражения.

Исследователи обнаружили несколько каналов финансового заражения. К наиболее известным относятся: 1) *финансовый канал* или *канал ликвидности* – страны влияют друг на друга по линии счета движения капиталов платежного баланса. Когда в стране-кредиторе кризис, она уменьшает предоставление ликвидности странам-заемщикам; 2) *торговый канал* – страны влияют друг на друга по линии счета текущих операций платежного баланса или его части – торгового баланса, состоящего из экспорта и импорта; 3) *информационный канал* – неприятности в одной стране подают негативные сигналы для инвесторов в других странах. Передача заражения также объясняется схожим рациональным или иррациональным поведением инвесторов: стадностью, общими настроениями, ожиданиями, видением перспектив экономики и ее отдельных секторов (Чиркова, Тихонов, 2014).

Информационные каналы заражения связываются с концепцией «тревожного звонка» (*wake-up-call*) (Ludwig, 2014) и поведением инвесторов на финансовых рынках. Для изучения информационных каналов собирается информация о запросах в различных поисковых системах, таких как Google Search. В частности, работа (Yuan et al., 2022) исследует влияние таких характеристик, как внимание, настроение и страх, на поведение инвесторов во время эпидемии COVID-19. Другие авторы делают акценты на изучении разного рода поведенческих аномалий, в частности стадного инстинкта (Da Gama Silva et al., 2019).

В литературе выделяются и другие каналы заражения. Помимо финансового и торгового каналов, в (Jiang et al., 2022) исследуется влияние макроэкономического канала и канала

политического сходства на распространение ипотечного кризиса в США. Именно последние два канала указанные авторы связывают с «чистым заражением», потому что сходство макроэкономических и политических условий заставляет реагировать инвесторов в других странах.

В современных исследованиях рассматриваются разные типы финансового заражения: межстрановые, межрегиональные, межрыночные, межсекторальные (между сегментами финансового и реального секторов экономики), межотраслевые, между компаниями одной или разных отраслей и др. В контексте настоящего исследования нас интересуют межотраслевые эффекты, которые не получили должного отражения в зарубежной и отечественной литературе.

Например, в (Algieri and Leccadito, 2017) исследовалась передача финансового заражения между рынками энергии, металлов и продовольственных товаров. Авторы обнаружили как эффекты первичного заражения рынков энергии и металлов от товарных рынков (в основном по финансовым каналам), так и вторичные эффекты, распространявшиеся от энергетических к продовольственным рынкам. Причем рынок нефти оказался более важным источником заражения рынка продовольствия, чем рынок биотоплива.

В контексте настоящего исследования особый интерес представляют также работы, посвященные исследованию финансового заражения в период пандемии COVID-19 (Akhtaruzzaman et al., 2021; Benkraiem et al., 2022; Shahrier, 2022; Yarovaya et al., 2022).

Исследований, посвященных изучению финансового заражения российских фондовых рынков, не очень много. Например, в (Малкина, Овчаров, 2022) тестировалось финансовое заражение российских компаний от рынка нефти под воздействием санкционного и пандемического шока. В работе (Ankudinov et al., 2017) на основе отраслевых индексов Мосбиржи исследовалось влияние санкций на изменение волатильности российского фондового рынка. Помимо роста волатильности, для отдельных индексов авторы получили подтверждение увеличения «толстых хвостов» левостороннего и правостороннего распределения, что может быть связано как с усилением геополитической напряженности, так и ростом волатильности нефтяного рынка. Кроме того, в ряде исследований российский фондовый рынок участвовал в диагностике межстрановых заражений (Abduraimova, 2022; Ye et al., 2022; Yuan et al., 2022). В то же время исследование влияния антироссийских санкций на заражение глобальных фондовых рынков (Castagneto-Gissey and Nivorozhkin, 2016) привело авторов к выводу, что такое заражение практически отсутствует из-за падения капитализации российского фондового рынка и его все большей изоляции от глобального экономического пространства.

Следует отметить богатство методов, используемых для выявления финансового заражения. Среди них наиболее распространенными являются:

1) исследование корреляционных взаимосвязей доходностей двух активов до и после воздействия шока. Этот метод включает тестирование заражения на основе расчета скорректированных на гетероскедастичность коэффициентов корреляции, а также более высоких моментов распределения: совместной волатильности, асимметрии и эксцесса. Так, тест Форбс – Ригобона использовался в ряде работ для выявления эффектов межстранового, межрыночного, межотраслевого заражения. Например, в (Wang et al., 2017) исследовалось заражение от США к странам G7 и БРИКС в период глобального финансового кризиса 2007–2009 гг. Авторы обнаружили, что для разных стран заражение происходит в разной степени и зависит от временного периода;

2) построение моделей векторной авторегрессии (VAR) и моделей с распределенным лагом (ARDL) для стационарных временных рядов, либо моделей векторной коррекции ошибок (VECM) для коинтегрированных рядов, а также их разных спецификаций. Например, в (Agudelo and Múnera, 2023) для выявления финансового заражения на рынках развивающихся стран под влиянием фондового рынка США использовалось построение структурных моделей векторной авторегрессии (SVAR);

3) построение моделей авторегрессионной условной гетероскедастичности (GARCH) и их продвинутых спецификаций. Так, в (Gomez-Gonzalez and Rojas-Espinosa, 2019) на основе асим-

метричных DCC-GARCH моделей и функций копул исследовалось заражение на валютном рынке в группе из 12 стран Азиатско-Тихоокеанского региона в период с 1991 по 2017 гг.;

4) разработка моделей типа «копул», основанных на построении многомерных кумулятивных функций распределения. В частности, проведенное с использованием метода копул исследование (Venkraiem et al., 2022) подтвердило заражение фондовых индексов 10 азиатских стран (Тайвань, Гонконг, Сингапур, Индия, Индонезия, Малайзия, Южная Корея, Вьетнам, Австралия и Китай) и четырех американских стран (США, Бразилия, Мексика и Аргентина) в период пандемии COVID-19.

Важной методологической проблемой является выделение периода заражения. Для этого часто используются модели переключения режима (*regime switching model*) в сочетании с другими моделями. Например, в работе (Guo et al., 2011) на основе модели векторной авторегрессии с Марковскими переключениями (*Markov regime-switching VAR*) оценивалась передача заражения между фондовым рынком, рынком недвижимости, рынком кредитных дефолтов и энергетическим рынком в период ипотечного кризиса 2007 г. В другой работе (Ge, 2023) для исследования передачи заражения между облигациями суверенного долга в зоне евро использовались Марковские цепи. В работе (Ye et al., 2016) для выявления распространения финансовых потрясений между США и некоторыми странами Европейского союза в период ипотечного кризиса использовались квантильные регрессии с Марковскими переключениями режима, которые оценивались методом наибольшего правдоподобия. В статье (Chan et al., 2019) модель переключения режимов оценивается с использованием байесовских методов и специфицируется с использованием априорной информации о триггерах каждого кризиса.

В настоящем исследовании для выявления заражения мы используем метод моментов распределения как наиболее простой в реализации и прозрачный в интерпретации.

Методология исследования

В анализе используются временные ряды межсессионной доходности тестируемых активов (в нашем случае фьючерса на нефть и отраслевых индексов Мосбиржи):

$$R_{it} = \ln(P_{it}) - \ln(P_{it-1}), \quad (1)$$

где P_{it} и P_{it-1} – средневзвешенная цена i -того актива в периоды t и $t - 1$ соответственно.

Далее проводится центрирование доходностей каждого i -того актива отдельно в каждом рассматриваемом периоде (спокойном “х” и кризисном “у”) с использованием метода Z-счета:

$$r_{it} = \frac{R_{it} - \hat{\mu}_i}{\hat{\sigma}_i}, \quad (2)$$

где $\hat{\mu}_i$ – оценка математического ожидания доходности i -того актива в соответствующем периоде; $\hat{\sigma}_i$ – оценка его стандартного отклонения.

Тестирование заражения j -того актива от i -того актива в кризисном периоде “у” производится с помощью метода моментов совместного распределения доходности, в наиболее полном виде изложенного в работах (Fry-McKibbin and Hsiao, 2018; Fry-McKibbin et al., 2022). Для этого проводится расчет четырех моментов совместного распределения доходностей: *корреляции, коасимметрии, кокуртозиса и коволатильности*. Существенное изменение каждого из четырех моментов в период кризиса может свидетельствовать о заражении.

А. Тестирование заражения на основе коэффициента корреляции. Самым первым и наиболее простым способом диагностики заражения является расчет корреляции доходности двух активов i и j (r_i и r_j) в докризисном (ρ_x) и кризисном (ρ_y) периодах. Увеличение корреляции во время кризиса ($\rho_y > \rho_x$) может свидетельствовать о заражении.

Однако во время кризиса, как правило, происходит увеличение дисперсии доходности активов, что может сказаться на результате. Для преодоления проблемы гетероскедастичности основоположники метода К. Форбс и Р. Ригобон предложили расчет условной корреляции в кризисном периоде (Forbes and Rigobon, 2002):

$$\hat{v}_{y/x} = \frac{\hat{\rho}_y}{\sqrt{1 + \left(\frac{\hat{\sigma}_{y,i}^2}{\hat{\sigma}_{x,i}^2} - 1 \right) \cdot (1 - \hat{\rho}_y^2)}}, \quad (3)$$

где $\hat{\rho}_y$ – коэффициент линейной корреляции активов i и j в кризисном периоде “у”; $\hat{\sigma}_{x,i}^2$ и $\hat{\sigma}_{y,i}^2$ – вариация доходности i -того актива соответственно в докризисном “х” и кризисном “у” периодах.

Подозрение на заражение возникает, если $\hat{v}_{y/x} > \hat{\rho}_x$. Однако для более квалифицированного суждения требуется проверка нулевой гипотезы о равенстве корреляций ($v_{y/x} = \rho_x$) при соответствующем уровне значимости (обычно $\alpha = 0,05$). Для этого проводится расчет тестовых статистик и сравнение их с критическим значением. Если тестовая статистика ниже критического уровня, нулевая гипотеза об отсутствии заражения принимается. В литературе предлагается, по крайней мере, два типа статистик:

1) тестовая статистика Форбс – Ригобона (Forbes and Rigobon, 2002) при предположении о нормальном распределении доходности:

$$FR_1(i \rightarrow j) = \frac{\frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 + \hat{v}_{y/x}}{1 - \hat{v}_{y/x}} \right) - \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 + \hat{\rho}_x}{1 - \hat{\rho}_x} \right)}{\sqrt{\frac{1}{T_y - 3} + \frac{1}{T_x - 3}}}, \quad (4)$$

где T_x и T_y – размер выборки соответственно в докризисном “х” и кризисном “у” периодах.

2) тестовая статистика Р. Фрай и др. (Fry et al., 2010) при предположении об асимптотически нормальном распределении доходности:

$$FR_2(i \rightarrow j) = \left(\frac{\hat{v}_{y/x} - \hat{\rho}_x}{\sqrt{\text{Var}(\hat{v}_{y/x} - \hat{\rho}_x)}} \right)^2. \quad (5)$$

Б. Тестирование заражения на основе более высоких моментов распределения доходности. В последующих работах было предложено тестирование заражения на основе более высоких моментов распределения доходностей: коасимметрии (*coskewness test*) (Harvey and Siddique, 2000), кокуртозиса (*co-kurtosis test*) (Fry et al., 2010; Hui and Chan, 2012) и коволатильности (*covolatility test*) (Fry-McKibbin and Hsiao, 2018).

Суть этих тестов заключается в диагностике изменения связи между доходностью одного актива и квадратом (или кубом) доходности другого актива. Для более полной картины степени у актива-передатчика и актива-реципиента заражения меняются местами. Один из наиболее современных подходов к расчету высоких моментов совместного распределения доходностей представлен в табл. 1.

Таблица 1
Моменты совместные распределения доходностей для тестирования заражения

Моменты распределения	Период "x" (спокойствие)	Период "y" (кризис)
Коасимметрия-1	$\hat{\psi}_x(r_i^1, r_j^2) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^{T_x} r_{i,x,t} \cdot r_{j,x,t}^2$	$\hat{\psi}_y(r_i^1, r_j^2) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} r_{i,y,t} \cdot r_{j,y,t}^2$
Коасимметрия-2	$\hat{\psi}_x(r_i^2, r_j^1) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^{T_x} r_{i,x,t}^2 \cdot r_{j,x,t}$	$\hat{\psi}_y(r_i^2, r_j^1) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} r_{i,y,t}^2 \cdot r_{j,y,t}$
Кокуртозис-1	$\hat{\xi}_x(r_i^1, r_j^3) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^{T_x} r_{i,x,t} \cdot r_{j,x,t}^3 - 3\hat{\rho}_x$	$\hat{\xi}_y(r_i^1, r_j^3) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} r_{i,y,t} \cdot r_{j,y,t}^3 - 3\hat{v}_{y/x}$
Кокуртозис-2	$\hat{\xi}_x(r_i^3, r_j^1) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^{T_x} r_{i,x,t}^3 \cdot r_{j,x,t} - 3\hat{\rho}_x$	$\hat{\xi}_y(r_i^3, r_j^1) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} r_{i,y,t}^3 \cdot r_{j,y,t} - 3\hat{v}_{y/x}$
Коволатильность	$\hat{\phi}_x(r_i^2, r_j^2) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^{T_x} r_{i,x,t}^2 \cdot r_{j,x,t}^2 - \left(1 + 2\hat{\rho}_x^2\right)$	$\hat{\phi}_y(r_i^2, r_j^2) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} r_{i,y,t}^2 \cdot r_{j,y,t}^2 - \left(1 + 2\hat{v}_{y/x}^2\right)$

Источник: составлено автором на основе (Fry-McKibbin et al., 2022).

Далее для каждого момента проверяется нулевая гипотеза о равенстве кризисного и докризисного значения при условии асимптотически нормального распределения: $CS_{12}(i \rightarrow j); CS_{21}(i \rightarrow j); CK_{13}(i \rightarrow j); CK_{31}(i \rightarrow j); CV_{22}(i \rightarrow j) \xrightarrow{d} \chi^2$. При этом тестовая статистика должна быть ниже некоего критического значения при соответствующем уровне значимости (как правило, $\alpha = 0,05$), что интерпретируется как отсутствие заражения.

В табл. 2 приведены формулы для расчета тестовых статистик (Fry-McKibbin et al., 2022).

Заметим, что в работе (Fry-McKibbin et al., 2022) критические значения статистик определялись экспериментальным путем (через симуляцию). Все четыре теста моментов распределения используются крайне редко. Например, в работе (Apergis et al., 2019) они применялись для выявления передачи заражения между американским и европейским рынками CDS (кредитных дефолтных свопов) банковского и страхового секторов, суверенных облигаций, акций и индексов волатильности в период глобального экономического кризиса.

Таблица 2

**Тестовые статистики для идентификации заражения на основе моментов
совместного распределения доходности**

Моменты распределения	Тестовая статистика
Коасимметрия-1	$CS_{12}(i \rightarrow j; r_i^1, r_j^2) = \left(\frac{\hat{\psi}_y(r_i^1, r_j^2) - \hat{\psi}_x(r_i^1, r_j^2)}{\sqrt{\frac{4 \cdot \hat{v}_{y/x}^2 + 2}{T_y} + \frac{4 \cdot \hat{\rho}_x^2 + 2}{T_x}}} \right)^2$
Коасимметрия-2	$CS_{21}(i \rightarrow j; r_i^2, r_j^1) = \left(\frac{\hat{\psi}_y(r_i^2, r_j^1) - \hat{\psi}_x(r_i^2, r_j^1)}{\sqrt{\frac{4 \cdot \hat{v}_{y/x}^2 + 2}{T_y} + \frac{4 \cdot \hat{\rho}_x^2 + 2}{T_x}}} \right)^2$
Кокуртозис-1	$CK_{13}(i \rightarrow j; r_i^1, r_j^3) = \left(\frac{\hat{\xi}_y(r_i^1, r_j^3) - \hat{\xi}_x(r_i^1, r_j^3)}{\sqrt{\frac{18 \cdot \hat{v}_{y/x}^2 + 6}{T_y} + \frac{18 \cdot \hat{\rho}_x^2 + 6}{T_x}}} \right)^2$
Кокуртозис-2	$CK_{31}(i \rightarrow j; r_i^3, r_j^1) = \left(\frac{\hat{\xi}_y(r_i^3, r_j^1) - \hat{\xi}_x(r_i^3, r_j^1)}{\sqrt{\frac{18 \cdot \hat{v}_{y/x}^2 + 6}{T_y} + \frac{18 \cdot \hat{\rho}_x^2 + 6}{T_x}}} \right)^2$
Коволатильность	$CV = \left(\frac{\hat{\phi}_y(r_i^2, r_j^2) - \hat{\phi}_x(r_i^2, r_j^2)}{\sqrt{\frac{4 \cdot \hat{v}_{y/x}^4 + 16 \cdot \hat{v}_{y/x}^2 + 4}{T_y} + \frac{4 \cdot \hat{\rho}_x^4 + 16 \cdot \hat{\rho}_x^2 + 4}{T_x}}} \right)^2$

Источник: составлено автором на основе (Fry-McKibbin et al., 2022).

Данные, их периодизация, описательная статистика

Мы тестируем заражение отраслевых сегментов российского фондового рынка от рынка нефти в период пандемии COVID-19. Для этого используются данные Investing.com (<https://ru.investing.com>).

com/) о средневневной цене фьючерса марки Brent (долл. США за баррель) и восемь отраслевых индексов Мосбиржи (руб.) за 01.01.2019–23.02.2022¹:

- 1) нефть и газ (*OG*);
- 2) металлургия и горнодобыча (*MM*);
- 3) потребительский сектор (*CN*);
- 4) телекоммуникации (*TL*);
- 5) химия и нефтехимия (*CH*);
- 6) электроэнергетика (*EU*);
- 7) финансы (*FN*);
- 8) транспорт (*TN*).

Для всех используемых параметров далее рассчитывались межсессионные средневневные доходности по формуле (1). На рис. 1 представлены временные ряды волатильности доходности нефтяного фьючерса и общего индекса Мосбиржи, рассчитанные на основе скользящего коэффициента вариации доходности за 10 смежных дат торгов.

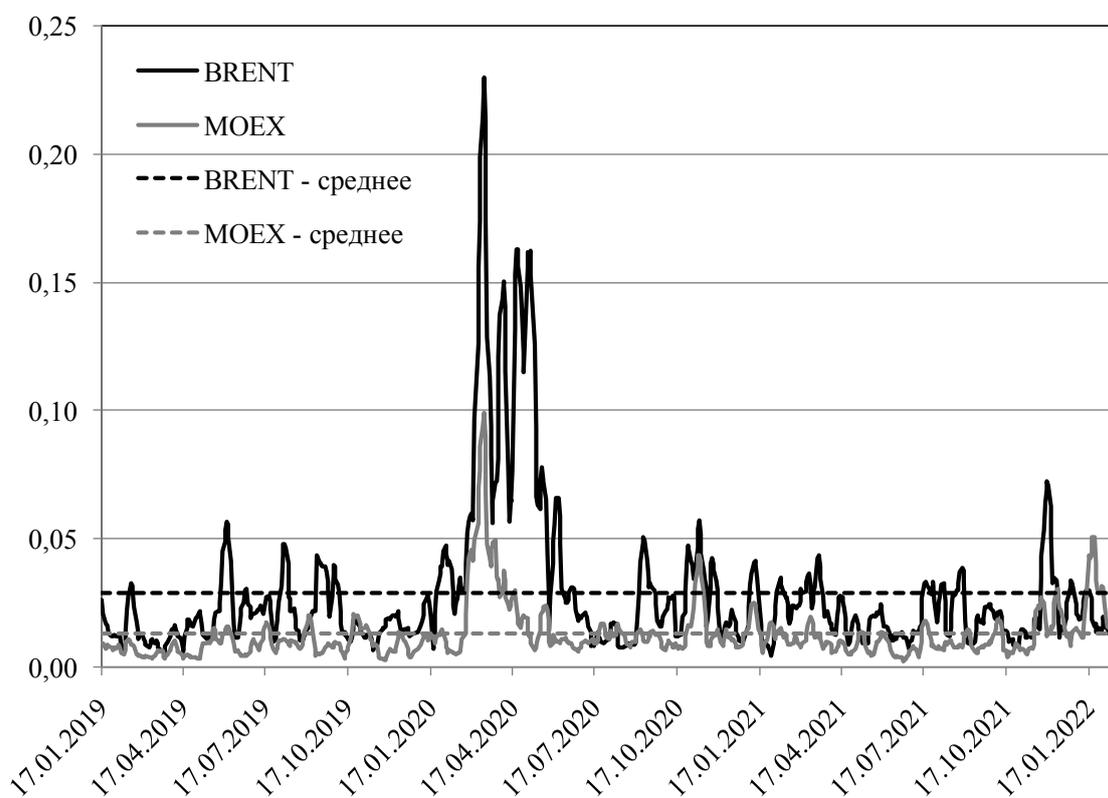


Рис. 1. Скользящий коэффициент вариации доходности фьючерсного контракта нефти марки Brent и индекса Мосбиржи (MOEX)

Источник: расчеты автора.

Устойчивое превышение волатильностью фьючерса нефти марки Brent среднерыночного значения соответствует периоду пандемии COVID-19. Также на рис. 1 очевидна связь между волатильностью доходности нефтяного фьючерса и индекса MOEX – как в докризисном, так и в кризисном и восстановительном периодах.

Графический анализ позволяет разграничить докризисный период (04.01.2019–25.02.2020, $T_x = 287$) и период острой пандемии (26.02.2020–11.06.2020, $T_y = 74$). Не исключено, что эффекты заражения имеют среднесрочные последствия, т.е. распространяются на восстановительный период.

¹ Период исследования заканчивается датой, после которой Россией была объявлена специальная военная операция на Украине и началось беспрецедентное санкционное давление на российскую экономику со стороны ряда государств, что породило шоки другой природы.

В табл. 3 приведены основные описательные статистики доходностей нефтяного фьючерса и отраслевых индексов Мосбиржи в трех рассматриваемых периодах (допандемическом, пандемическом и восстановительном). Прежде всего, они свидетельствуют о существенном снижении доходности практически всех активов в острой фазе пандемии. Исключение составляет отраслевой индекс химии и нефтехимии, среднедневная доходность которого показала значительный рост. Стандартное отклонение доходности всех активов в период острой пандемии существенно выросло, что также свидетельствует о кризисных явлениях на фондовом рынке. В восстановительном периоде доходности всех активов (за исключением индекса химической отрасли) заметно выросли, а их волатильность существенно снизилась.

Таблица 3

Некоторые описательные статистики доходностей отраслевых индексов Мосбиржи, %

	<i>Brent</i>	<i>OG</i>	<i>MM</i>	<i>CN</i>	<i>TL</i>	<i>CH</i>	<i>EU</i>	<i>FN</i>	<i>TN</i>
Допандемический период									
Математическое ожидание (μ)	-0,01	0,05	0,06	0,03	0,11	0,02	0,13	0,09	0,06
Стандартное отклонение (σ)	1,98	0,88	0,70	0,68	0,86	0,73	0,86	0,76	0,96
Период острой пандемии									
Математическое ожидание (μ)	-0,48	-0,17	0,00	0,00	-0,07	0,12	-0,12	-0,20	-0,23
Стандартное отклонение (σ)	7,22	3,15	2,31	1,97	2,08	1,22	2,75	2,76	3,05
Восстановительный период									
Математическое ожидание (μ)	0,21	0,01	0,07	0,03	-0,06	0,11	-0,06	0,08	-0,05
Стандартное отклонение (σ)	2,01	1,46	1,27	1,10	0,94	1,26	1,09	1,69	1,38

Источник: расчеты автора.

Результаты тестирования заражения отраслей российской экономики от рынка нефти и их обсуждение

В табл. 4 представлены результаты расчета четырех моментов совместного распределения доходности активов в трех исследуемых периодах (на основе формул табл. 1). Кроме того, нами были определены тестовые статистики (по формуле 4 и формулам, представленным в табл. 2), сравнение которых с критическим значением указало на наличие или отсутствие заражения. Для подтвержденных случаев заражения ячейки в табл. 4 закрашены серым цветом.

Из полученных результатов можно сделать ряд выводов. Во-первых, тест на корреляцию показывает наименьшее количество заражений, а тест на кокуртозис – наибольшее. Это оправдывает использование в анализе заражения тестов на более высокие моменты распределения доходности. Во-вторых, заражение наблюдается как в пандемическом периоде, так и в восстановительном. Причем во втором периоде подтвержденных случаев заражения столько же, сколько и в первом (а именно 26). Это означает, что нефтяной шок имеет среднесрочные последствия для фондового рынка. Из-за смены доходности знак коасимметрии и кокуртозиса в восстановительном периоде нередко меняется на противоположный, что в ряде исследований объясняется сменой стратегий игроков (Kostakis et al., 2012). В-третьих, в период острой пандемии наибольшую угрозу заражения от нефтяного рынка несут отрасли транспорта и телекоммуникаций. Это связано с особенностями пандемического кризиса, поразившего транспортную отрасль, которая предъявляет спрос на нефтепродукты. Поскольку во время пандемии получили развитие

цифровые дистанционные технологии, реакция отрасли телекоммуникаций на пандемический шок также представляется вполне объяснимой. В наименьшей степени подверженными заражению от рынка нефти в период пандемии оказались металлургия, химия и электроэнергетика. В-четвертых, в восстановительном периоде транспортная отрасль сохранила и по ряду моментов даже усилила подверженность заражению со стороны рынка нефти, что может объясняться как усилением взаимозависимости рынков, так и обучением игроков фондового рынка. Кроме того, в среднесрочном периоде более высокую чувствительность к состоянию рынка нефти продемонстрировала нефтегазовая отрасль, ее зависимость от динамики доходности нефтяного фьючерса усилилась.

Таблица 4

Тестирование заражения на основе совместных моментов распределения доходности нефтяного фьючерса и отраслевых индексов Мосбиржи

Период / отрасль	OG	MM	CN	TL	CH	EU	FN	TN
Корреляция с коррекцией на гетероскедастичность								
Допандемический	0,278	0,061	0,054	0,128	0,023	0,184	0,184	-0,034
Пандемический	0,202	0,052	0,116	0,109	0,003	0,136	0,127	0,118
Восстановительный	0,350	0,131	0,158	0,148	0,085	0,255	0,143	0,227
Коасимметрия-1								
Допандемический	-0,082	-0,010	-0,206	-0,139	-0,265	-0,390	-0,116	-0,059
Пандемический	-0,323	-0,304	-0,701	-0,734	-0,373	-0,711	-0,433	-0,594
Восстановительный	0,094	-0,058	-0,123	-0,024	-0,070	-0,089	0,049	0,172
Коасимметрия-2								
Допандемический	0,368	-0,047	-0,268	0,060	0,264	-0,374	0,077	-0,490
Пандемический	-0,205	-0,044	-0,344	-0,418	0,274	-0,329	-0,347	-0,196
Восстановительный	-0,175	-0,283	-0,362	-0,258	-0,146	-0,371	-0,282	-0,264
Кокуртозис-1								
Допандемический	0,891	-0,147	1,206	0,138	-0,720	1,180	0,655	0,382
Пандемический	2,930	1,053	2,533	2,254	1,234	2,214	1,914	1,242
Восстановительный	-0,533	-0,232	-0,215	-0,092	-0,263	-1,180	-0,797	-0,370
Кокуртозис-2								
Допандемический	3,196	1,178	-0,607	0,259	1,299	-0,358	0,500	-3,114
Пандемический	1,970	0,401	1,427	1,539	-0,730	1,332	1,263	0,802
Восстановительный	1,799	0,744	1,779	1,464	1,069	1,976	1,600	1,822
Коволатильность								
Допандемический	1,752	0,200	1,021	0,074	0,513	0,675	0,381	1,926
Пандемический	1,591	-0,184	0,886	0,908	0,206	0,801	0,466	0,229
Восстановительный	0,974	0,136	0,786	0,266	0,170	0,989	0,560	1,064
Итого кол-во заражений								
Пандемический	3	2	4	5	2	2	3	5
Восстановительный	4	2	3	2	3	3	3	6
ИТОГО	7	4	7	7	5	5	6	11

Источник: расчеты автора.

Для оценки процессов финансового заражения во времени нами были рассчитаны динамические моменты распределения со сдвигом тестируемого периода наблюдения ($T_y = 74$)

на одно значение вперед, так что первым анализируемым периодом является 26.02.2020–11.06.2020, а последним – 09.11.2021–22.02.2022. На рис. 2 представлены результаты тестовых статистик Форбс – Ригобона на заражение в рамках первого момента распределения (FR). Превышение статистиками линии критического значения ($FR_{кр.} = 1,378$), найденного табличным путем, может свидетельствовать о заражении соответствующей отрасли от рынка нефти. Рисунок отчетливо демонстрирует два таких эпизода, соответствующих второй и третьей волнам COVID-19. Что касается других статистик, они позволяют диагностировать заражение также во время первой волны пандемии (особенно CS_2 , CK_1 и CV) и достаточно сильное заражение во время третьей волны. Для экономии пространства их графическое представление мы опускаем.

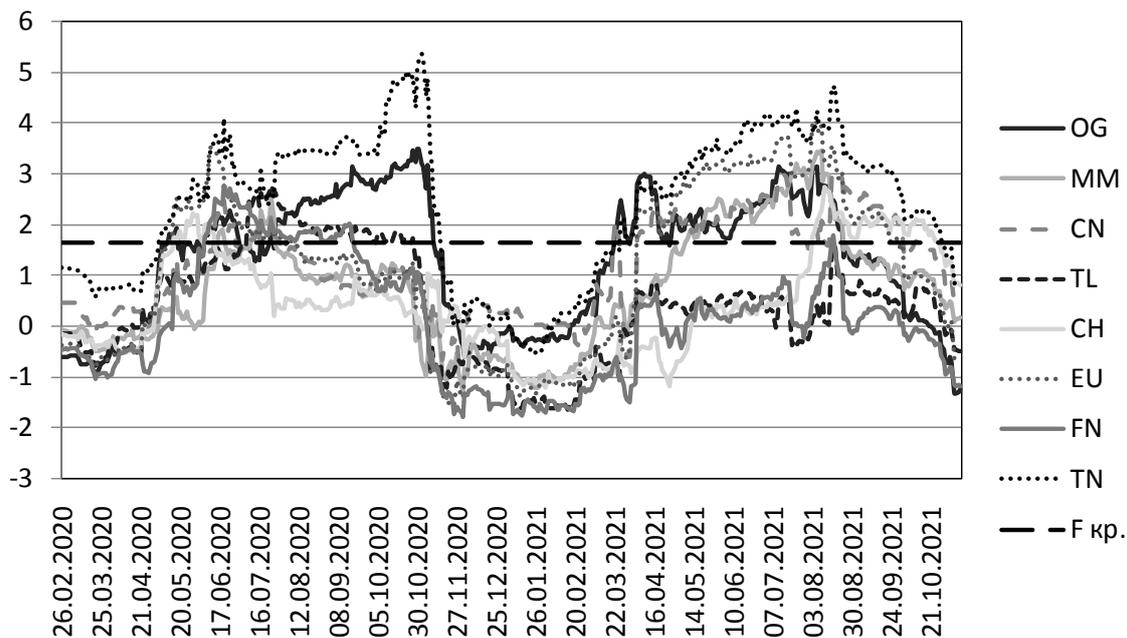


Рис. 2. Динамика тестовой статистики Форбс – Ригобона для диагностики заражения отраслей российской экономики от рынка нефти в рамках первого момента распределения

Источник: расчеты автора.

Кроме того, рис. 2 наглядно демонстрирует разную уязвимость отраслей российской экономики к нестабильности нефтяного рынка. Наибольшее заражение во время обеих волн показывает отрасль транспорта. В период первой волны отмечается также существенная реакция на нефтяные шоки со стороны нефтегазовой отрасли. Наиболее спокойно ведут себя химия и финансовая сфера. Для более точной диагностики заражения отраслей нами были рассчитаны средние тестовые статистики и процент подтвержденных заражений по каждому моменту распределения. Результаты сведены в табл. 5.

Анализ данных табл. 5 позволяет сделать ряд выводов. Во-первых, разные тесты приводят к разным результатам относительно заражения отраслей. Например, для металлургии и химии практически все тесты, кроме второго теста на кокуртозис, свидетельствуют о низкой реакции на шок на нефтяном рынке. А для транспорта, нефтегазовой отрасли и энергетики, наоборот, большинство тестов свидетельствует о высокой подверженности заражению, кроме первого теста на коасимметрию. Во-вторых, согласно обобщенным данным, наиболее подверженной заражению от рынка нефти оказалась транспортная отрасль, за ней следует нефтегазовая отрасль, далее энергетика и производство потребительских товаров и ретейл. Самыми устойчивыми к заражению оказались химия, металлургия и финансовая отрасль.

Таблица 5

**Средние значения тестовых статистик и % подтвержденных заражений
отраслевых индексов Мосбиржи от нефтяного фьючерса**

	<i>OG</i>	<i>MM</i>	<i>CN</i>	<i>TL</i>	<i>CH</i>	<i>EU</i>	<i>FN</i>	<i>TN</i>
<i>FR</i>	1,325	0,754	1,153	0,410	0,449	1,122	0,148	2,410
% заражений	57,1	28,1	44,3	21,3	21,6	46,2	18,6	70,5
<i>CS₁₂</i>	2,633	1,451	2,112	3,229	1,974	2,888	1,522	4,320
% заражений	27,6	15,1	22,0	37,4	10,0	21,6	15,1	24,1
<i>CS₂₁</i>	11,407	2,202	5,582	6,616	5,743	5,580	7,235	8,948
% заражений	49,0	17,2	34,6	37,4	33,6	35,3	41,1	61,7
<i>CK₁₃</i>	5,486	3,237	7,361	13,300	7,279	11,725	3,149	11,903
% заражений	61,0	24,4	54,3	37,6	36,7	65,4	33,6	34,8
<i>CK₃₁</i>	34,455	13,539	69,203	32,388	23,466	64,546	27,615	211,477
% заражений	94,4	89,8	83,3	33,4	93,0	84,2	45,9	100,0
<i>CV</i>	11,653	2,275	14,758	7,416	3,332	22,545	6,620	39,159
% заражений	61,3	20,4	72,2	16,9	36,4	69,8	43,2	83,8
Среднее	11,160	3,910	16,695	10,560	7,041	18,068	7,715	46,369
% заражений	58,4	32,5	51,8	30,7	38,6	53,8	32,9	62,5

Источник: расчеты автора.

Выводы

В условиях глобализации финансовых рынков проблема передачи финансового заражения от одной страны к другой, от одного актива к другому приобретает особую актуальность, поддерживая идею об общей финансовой хрупкости мировой экономической системы. Влияние шока на одном рынке на состояние других рынков может наблюдаться также в рамках финансовой системы отдельной страны. В частности, особый интерес представляет исследование передачи финансового заражения между отраслями российской экономики, что возможно как по линии их торговых связей, так и в силу схожей реакции игроков фондового рынка и управления ими инвестиционными портфелями. Современная теория финансового заражения дает богатый методологический инструментарий для анализа такого рода процессов.

В настоящей работе исследовалось финансовое заражение отраслевых сегментов российского фондового рынка от рынка нефти в период пандемии COVID-19. Для этого использовались данные Мосбиржи о средненежных ценах нефтяного фьючерса марки Brent и индексах восьми крупных отраслей российской экономики. Для тестирования заражения использовался метод моментов распределения, проводились продвинутое тесты на корреляцию, коасимметрию, кокуртозис и коволатильность.

Удалось подтвердить наличие финансового заражения отраслей российской экономики в период острой пандемии. Распространилось оно и на другие волны пандемии и восстановительный период российской экономики. Тесты на более высокие моменты распределения (в частности кокуртозис) продемонстрировали большее количество подтвержденных заражений, что оправдывает их использование в анализе. В период острой фазы пандемии наиболее уязвимыми к финансовому заражению оказались транспортная отрасль и отрасль телекоммуникаций, относительно спокойно отреагировали металлургия, химия и электроэнергетика.

Распространение исследования на восстановительный период выявило среднесрочные эффекты заражения. Подтвердилась наибольшая подверженность заражению от рынка нефти транспортной отрасли. Кроме того, в среднесрочном периоде проявилось высокое заражение нефтегазовой отрасли, непосредственно связанной с добычей и экспортом нефти, а также электроэнергетики и производства потребительских товаров и розничной торговли. Электроэнергетика обслуживает все отрасли российской экономики, доля затрат на электроэнергию в себестоимо-

сти продукции существенна, а ее состояние в значительной степени определяется общим состоянием российской экономики, которая в целом продемонстрировала высокую чувствительность к нефтяным шокам. Потребительская сфера связана с доходами населения, которые также зависят от общего состояния российской экономики и чувствительны к нефтяным шокам. Поэтому подверженность этих двух отраслей заражению в период кризисов представляется вполне объяснимой. Наименьшее заражение от рынка нефти в среднесрочном периоде показали металлургия (пандемия продемонстрировала относительную автономность этой отрасли, цены на металлы росли на фоне падения других рынков), отрасль телекоммуникаций (которая не продемонстрировала долгосрочной реакции на шок) и финансовая сфера (где управление рисками осуществляется за счет отраслевой диверсификации активов).

Полученные результаты могут быть полезны как в анализе устойчивости различных отраслей российской экономики к кризисам пандемического типа, так и при оптимизации стратегий игроков фондового рынка в условиях турбулентности. Дальнейшее развитие исследования видится в построении разного рода эконометрических моделей, описанных в теоретической части работы, для разграничения заражения по линии фундаментальных взаимосвязей и «чистого заражения», приводящего к их существенному изменению.

Литература / References

- Малкина М.Ю., Овчаров А.О. (2022). Финансовое заражение российских компаний от рынка нефти под воздействием санкционного и пандемического шока. *Финансовый журнал* **14**(4), 8–28. [Malkina, M., Ovcharov, A. (2022). Financial contagion of Russian companies from the oil market under the influence of sanctions and pandemic shock. *Financial Journal* **14**(4), 8–28 (in Russian)]. DOI: 10.31107/2075-1990-2022-4-8-28
- Чиркова Е.В., Тихонов А.А. (2014). Диагностирование пузыря на рынке акций российских телекоммуникационных компаний в конце 1990-х гг. *Корпоративные финансы* **30**(2), 34–50. [Chirkova, E., Tikhonov, A. (2014). Testing for speculative bubble on the prices of the Russian telecommunication companies the late 1990s. *Journal of Corporate Finance Research* **30**(2), 34–50 (in Russian)].
- Abduraimova, K. (2022). Contagion and tail risk in complex financial networks. *Journal of Banking & Finance* **143**, 106560. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2022.106560
- Agudelo, D., Múnera, D. (2023). Who are the vectors of contagion? Evidence from emerging markets. *International Review of Financial Analysis* **87**, 102599. DOI: 10.1016/j.irfa.2023.102599
- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., Sensoy, A. (2021). Financial contagion during COVID-19 crisis. *Finance Research Letters* **38**, 101604. DOI: 10.1016/j.frl.2020.101604
- Algieri, B., Leccadito, A. (2017). Assessing contagion risk from energy and non-energy commodity markets. *Energy Economics* **62**, 312–322. DOI: 10.1016/j.eneco.2017.01.006
- Ankudinov, A., Ibragimov, R., Lebedev, O. (2017). Sanctions and the Russian stock market. *Research in International Business and Finance* **40**, 150–162. DOI: 10.1016/j.ribaf.2017.01.005
- Apergis, N., Christou, C., Kynigakis, I. (2019). Contagion across US and European financial markets: Evidence from the CDS markets. *Journal of International Money and Finance* **96**, 1–12. DOI: 10.1016/j.jimonfin.2019.04.006
- Benkraiem, R., Garfatta, R., Lakhel, F., Zorgati, I. (2022). Financial contagion intensity during the COVID-19 outbreak: A copula approach. *International Review of Financial Analysis* **81**, 102136. DOI: 10.1016/j.irfa.2022.102136
- Calvo, G., Mendoza, E. (2000). Rational contagion and the globalization of securities markets. *Journal of International Economics* **51**(1), 79–113. DOI: 10.1016/S0022-1996(99)00038-0
- Castagneto-Gissey, G., Nivorozhkin, E. (2016). No contagion from Russia toward global equity markets after the 2014 international sanctions. *Economic Analysis and Policy* **52**, 79–98. DOI: 10.1016/j.eap.2016.08.006

- Chan, J., Fry-McKibbin, R., Hsiao, C. (2019). A regime switching skew-normal model of contagion. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics* **23**(1), 20170001. DOI: 10.1515/snde-2017-0001
- Da Gama Silva, P., Klotzle, M., Pinto, A., Gomes, L. (2019). Herding behavior and contagion in the cryptocurrency market. *Journal of Behavioral and Experimental Finance* **22**, 41–50. DOI: 10.1016/j.jbef.2019.01.006
- Dornbusch, R., Park, Y., Claessens, S. (2000). Contagion: Understanding how it spreads. *The World Bank Research Observer* **15**(2), 177–197. DOI: 10.1093/wbro/15.2.177
- Doidge, C., Karolyi, G., Stulz, R. (2020). Is financial globalization in reverse after the 2008 global financial crisis? Evidence from corporate valuations (April 2020). *NBER Working Paper w27022*. DOI: 10.2139/ssrn.3574664
- Forbes, K., Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements. *Journal of Finance* **57**(5), 2223–2261. DOI: 10.1111/0022-1082.00494
- Fry, R., Martin, V., Tang, C. (2010). A new class of tests of contagion with applications. *Journal of Business and Economic Statistics* **28**(3), 423–437. DOI: 10.1198/jbes.2010.06060
- Fry-McKibbin, R., Greenwood-Nimmo, M., Hsiao, C., Qi, L. (2022). Higher-order comoment contagion among G20 equity markets during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters* **45**, 102150. DOI: 10.1016/j.frl.2021.102150
- Fry-McKibbin, R., Hsiao, C. (2018). Extremal dependence tests for contagion. *Econometric Reviews* **37**(6), 626–649. DOI: 10.1080/07474938.2015.1122270
- Fry-McKibbin, R., Hsiao, C., Tang, C. (2014). Contagion and global financial crises: Lessons from nine crisis episodes. *Open Economies Review* **25**, 521–570. DOI: 10.1007/s11079-013-9289-1
- Gallegati, M. (2012). A wavelet-based approach to test for financial market contagion. *Computational Statistics & Data Analysis* **56**(11), 3491–3497. DOI: 10.1016/j.csda.2010.11.003
- Ge, S. (2023). A revisit to sovereign risk contagion in eurozone with mutual exciting regime-switching model. *Journal of Economic Dynamics and Control* **146**, 104565. DOI: 10.1016/j.jedc.2022.104565
- Gomez-Gonzalez, J., Rojas-Espinosa, W. (2019). Detecting contagion in Asian exchange rate markets using asymmetric DCC-GARCH and R-vine copulas. *Economic Systems* **43**(3–4), 100717. DOI: 10.1016/j.ecosys.2019.100717
- Gómez-Puig, M., Sosvilla-Rivero, S. (2016). Causes and hazards of the euro area sovereign debt crisis: Pure and fundamentals-based contagion. *Economic Modelling* **56**, 133–147. DOI: 10.1016/j.econmod.2016.03.017
- Guo, F., Chen, C., Huang, Y. (2011). Markets contagion during financial crisis: A regime-switching approach. *International Review of Economics & Finance* **20**(1), 95–109. DOI: 10.1016/j.iref.2010.07.009
- Harvey, C., Siddique, A. (2000). Conditional skewness in asset pricing tests. *Journal of Finance* **55**(3), 1263–1295. DOI: 10.1111/0022-1082.00247
- Hui, E., Chan, K. (2012). Are the global real estate markets contagious? *International Journal of Strategic Property Management* **16**(3), 219–235. DOI: 10.3846/1648715X.2011.645904
- Jiang, H., Tang, S., Li, L., Xu, F., Di, Q. (2022). Re-examining the contagion channels of global financial crises: Evidence from the twelve years since the US subprime crisis. *Research in International Business and Finance* **60**, 101617. DOI: 10.1016/j.ribaf.2022.101617
- Kaminsky, G., Reinhart, C. (2000). On crises, contagion, and confusion. *Journal of International Economics* **51**, 145–168. DOI: 10.1016/S0022-1996(99)00040-9
- Kostakis, A., Muhammad, K., Siganos, A. (2012). Higher co-moments and asset pricing on London Stock Exchange. *Journal of Banking & Finance* **36**(3), 913–922. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2011.10.002
- Ludwig, A. (2014). A unified approach to investigate pure and wake-up-call contagion: Evidence from the Eurozone's first financial crisis. *Journal of International Money and Finance* **48**(A), 125–146. DOI: 10.1016/j.jimonfin.2014.07.008

- Masson, P. (1999). Contagion: macroeconomic models with multiple equilibria. *Journal of International Money and Finance* **18**, 587–602. DOI: 10.1016/S0261-5606(99)00016-9
- Mondria, J., Quintana-Domeque, C. (2013). Financial contagion and attention allocation. *Economic Journal* **123**, 429–454. DOI: 10.1111/j.1468-0297.2012.02530.x
- Pericoli, M., Sbracia, M. (2003). A primer on financial contagion. *Journal of Economic Surveys* **17**(4), 571–608. DOI: 10.1111/1467-6419.00205
- Samitas, A., Kampouris, E., Kenourgios, D. (2020). Machine learning as an early warning system to predict financial crisis. *International Review of Financial Analysis* **71**, 101507. DOI: 10.1016/j.irfa.2020.101507
- Shahrier, N. (2022). Contagion effects in ASEAN-5 exchange rates during the Covid-19 pandemic. *The North American Journal of Economics and Finance* **62**, 101707. DOI: 10.1016/j.najef.2022.101707
- Wang, G.-J., Xie, C., Lin, M., Stanley, H. (2017). Stock market contagion during the global financial crisis: A multiscale approach. *Finance Research Letters* **22**, 163–168. DOI: 10.1016/j.frl.2016.12.025
- Yarovaya, L., Brzezczyski, J., Goodell, J., Lucey, B., Lau, C. (2022). Rethinking financial contagion: Information transmission mechanism during the COVID-19 pandemic. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* **79**, 101589. DOI: 10.1016/j.intfin.2022.101589
- Ye, W., Li, M., Wu, Y. (2022). A novel estimation of time-varying quantile correlation for financial contagion detection. *The North American Journal of Economics and Finance* **63**, 101796. DOI: 10.1016/j.najef.2022.101796
- Ye, W., Zhu, Y., Wu, Y., Miao, B. (2016). Markov regime-switching quantile regression models and financial contagion detection. *Insurance: Mathematics and Economics* **67**, 21–26. DOI: 10.1016/j.insmatheco.2015.11.002
- Yuan, Y., Wang, H., Jin, X. (2022). Pandemic-driven financial contagion and investor behavior: Evidence from the COVID-19. *International Review of Financial Analysis* **83**, 102315. DOI: 10.1016/j.irfa.2022.102315