

МЕЖДИСЦИПЛИНАРНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

М. Ю. Малкина¹

Нижегородский государственный университет имени Н. И. Лобачевского (Нижний Новгород, Россия)

УДК: 336.76

doi: 10.55959/MSU0130-0105-6-59-5-1

ФИНАНСОВОЕ ЗАРАЖЕНИЕ РЫНКОВ БИРЖЕВЫХ ТОВАРОВ ОТ РЫНКОВ ЭНЕРГОРЕСУРСОВ В ПЕРИОД ПАНДЕМИИ, ЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО КРИЗИСА И СВО²

Финансиализация товарных рынков ведет к их интеграции с глобальными финансовыми рынками и все большей включенности в цепочки передачи системного риска в экономике. Атипичное усиление зависимостей финансовых рынков в условиях воздействия внешних шоков получило название финансового заражения. Предметом настоящего исследования является финансовое заражение мировых рынков биржевых товаров («мягких» и сельскохозяйственных) от мирового рынка энергоресурсов (нефти и газа) в период пандемии, энергетического кризиса и СВО. Цель исследования — установление фактов финансового заражения, его динамики и интенсивности для разных групп товаров. Для разграничения периодов спокойного рынка и повышенной рыночной волатильности используется метод построения авторских индексов стресса. Для тестирования заражения используется построение ARDL-GARCH -моделей и динамический метод моментов совместного распределения доходностей источника и реципиента заражения, включающий расчет условной корреляции, коасимметрии, кокуртозиса и коволатильности. Вывод о возможном заражении делается на основе сравнения тестовых статистик с критическим значением для нормального или асимптотически нормального распределения. В результате проведенного исследования подтверждено заражение рынков биржевых фьючерсов от рынков фьючерсов нефти и природного газа во всех периодах. Доказана большая заразность рынка нефти по сравнению с рынком газа, относительно равномерная заразность нефти в разные периоды и относительно большая заразность газа в период СВО. Установлена более высокая чувствительность сельскохозяйственных товаров к заражению от рынков энергоресурсов, чем «мягких» товаров. Выявлено большее заражение рынков для более высоких моментов распределения (передачи волатильности и взаимосвязи

¹ Малкина Марина Юрьевна — д.э.н., профессор, кафедра экономической теории и методологии, Нижегородский государственный университет имени Н. И. Лобачевского; e-mail: mmuri@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-3152-3934.

² Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-28-00453, <https://rscf.ru/project/23-28-00453/>

доходности одного актива с волатильностью и асимметрией доходности другого актива), чем для более низких моментов распределения. Полученные результаты могут быть полезными инвесторам при разработке оптимальных хеджинговых стратегий и управлении инвестиционными портфелями, государству — при совершенствовании политики финансовой стабилизации в периоды кризисов.

Ключевые слова: финансовое заражение, рынки биржевых товаров, фьючерсы, метод моментов, коасимметрия, кокуртозис, коволатильность, пандемия, энергетический кризис, СВО.

Цитировать статью: Малкина, М. Ю. (2024). Финансовое заражение рынков биржевых товаров от рынков энергоресурсов в период пандемии, энергетического кризиса и СВО. Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика, 59(5), 3–28. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-59-5-1>.

M. Yu. Malkina

Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (Nizhny Novgorod, Russia)

JEL: G15, G17

FINANCIAL CONTAGION OF COMMODITY MARKETS FROM ENERGY MARKETS DURING THE PANDEMIC, ENERGY CRISIS AND SMO³

The financialization of commodity markets leads to their integration with global financial markets and increasing inclusion in chains of transmission of systemic risk in the economy. Financial contagion is an atypical increase in the interdependence of financial markets under the influence of external shocks. The subject of this study is the financial contagion of global commodity markets (soft and agricultural goods) from the global energy market (oil and gas) during the pandemic, energy crisis and special military operation of Russia in Ukraine (SMO). The purpose of the study is to establish the facts of financial contagion, its dynamics and intensity for different groups of goods. The construction of the author's stress indices allows us to distinguish between periods of a calm market and increased market volatility. Testing for contagion is carried out using the construction of ARDL-GARCH models, dynamic method of co-moments of the returns distribution of the source market of contagion and the recipient market, including the calculation of conditional correlation, coskewness, cokurtosis and covolatility. A conclusion about possible contagion is made based on a comparison of test statistics with a critical value for a normal or asymptotically normal distribution. The study confirmed contagion of exchange-traded futures markets by oil and natural gas futures markets in all periods. Oil market showed greater contagiousness compared to the gas market; oil proved to be relatively uniformly contagious in different periods, while gas proved to be

³ The study was supported by the Russian Science Foundation grant No. 23-28-00453, <https://rscf.ru/project/23-28-00453/>

relatively more contagious during the SMO. Agricultural commodities have proven to be more susceptible to contagion from energy markets than soft commodities. Stronger market contagion occurs at higher co-moments of distribution (volatility contagion, return-volatility and return-asymmetry contagion) than at lower co-moments of distribution. The results obtained can be useful for investors in developing optimal hedging strategies and managing investment portfolios, and for the state in improving financial stabilization policies during periods of crisis.

Keywords: financial contagion, commodity markets, futures, method of moments, coskewness, cokurtosis, covolatility, pandemic, energy crisis, SMO.

To cite this document: Malkina, M. Yu. (2024). Financial contagion of commodity markets from energy markets during the pandemic, energy crisis and SMO. *Lomonosov Economics Journal*, 59(5), 3–28. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-59-5-1>.

Введение

В условиях финансовой глобализации биржевые товары все больше приобретают свойства финансовых активов. Число открытых контрактов на товарных биржах растет колоссальными темпами, а объем торгов биржевыми деривативами уже в начале века в десятки раз превышал физическое производство многих товаров (Domanski, Heath, 2007). В настоящее время производные ценные бумаги на биржевые товары и биржевые индексы активно используются в разработке стратегий финансовых игроков и управлении инвестиционными портфелями. Растущая финансиализация товарных рынков сопровождается значительным ростом цен и волатильности доходности биржевых товаров. Другим ее результатом является тесная интеграция товарных рынков с традиционными рынками финансовых активов (Silvennoinen, Thorp, 2013), увеличение корреляции доходности товарных фьючерсов с доходностью акций (Kang et al., 2023). В условиях финансиализации усиливается зависимость рынков биржевых товаров от потрясений на фондовых рынках, потока тревожных новостей. А сами товарные деривативы активно включаются в цепочки распространения системных шоков в экономике.

Одной из причин финансиализации товарных рынков исследователи называют массовый приток капитала на рынки товарных фьючерсов от институциональных инвесторов (хедж-фондов, пенсионных фондов, консультантов по торговле сырьевыми товарами, СТА). Этот приток изначально объяснялся низкой корреляцией доходности товарного и фондового рынков, что обеспечивало использование товарных фьючерсов в качестве надежного инструмента хеджирования рисков и диверсификации инвестиционных портфелей. Однако приток капитала на рынки товарных деривативов и индексов привел к усилению их взаимосвязей с рынками традиционных фондовых активов и однонаправленной динамике их доходности (Tang, Xiong, 2012).

В периоды повышенной рыночной турбулентности имеет место передача шоков и распространение возмущений между различными сегментами финансового рынка. Некоторые исследователи (Dornbusch et al., 2000) обнаружили, что при этом происходит не просто проявление взаимосвязей финансовых рынков (interconnectedness), но и их усиление и изменение способов взаимодействия по сравнению с периодами относительного рыночного спокойствия. Это явление получило название **финансового заражения (financial contagion)**. Экономисты объясняют феномен финансового заражения в условиях воздействия внешних шоков разными причинами: снижением общего уровня ликвидности и повышением стоимости финансовых ресурсов, торговой связанностью рынков, поведением финансовых игроков, пересматривающих свои инвестиционные портфели, ведущих себя однонаправленно и, как правило, менее рационально в периоды рыночной неопределенности и пр. (Guidolin, Pedio, 2017; Grillini et al., 2022).

Современные кризисы в той или иной степени охватывают рынки энергоресурсов. Серьезные потрясения на мировых рынках нефти и природного газа, выражающиеся в резком изменении их доходности и существенном росте волатильности, сопровождали как пандемический кризис 2020–2021 гг., так и глобальный энергетический кризис 2021–2022 гг., возобновившийся и усилившийся после объявления Россией СВО на Украине и введения новых антироссийских санкций. Рынки энергоресурсов связаны с рынками других биржевых товаров по линии спроса и предложения, цен и издержек производства, процессов замещения традиционных источников энергии биотопливом и пр. Поэтому торговый канал заражения рынков биржевых товаров от рынков энергоресурсов является основным. В периоды стресса он дополняется заражением по финансовому, информационному, макроэкономическому, политическому и прочим каналам.

Настоящее исследование посвящено измерению и анализу финансового заражения мирового рынка сельскохозяйственных и так называемых мягких биржевых товаров от мировых рынков нефти и газа в период пандемии, глобального энергетического кризиса и новых антироссийских санкций.

Обзор литературы

Концепция финансового заражения появилась и активно развивалась в рамках так называемого эпидемиологического подхода в экономике, в котором процессы заражения на финансовых рынках рассматриваются по аналогии с распространением заболевания в ноосфере (Marsiglio et al., 2019).

В русле общих подходов к глобализации финансовых рынков в ряде исследований изучалась передача заражения между рынками фондовых активов и биржевых товаров. Например, в статье (Roy, Roy, 2017) с ис-

пользованием DCC-MGARCH модели исследовалось заражение рынка товарных деривативов в Индии от рынка акций. На основе обобщенной VAR-модели авторы пришли к выводу, что товарные и фондовые рынки являются чистыми источниками волатильности, тогда как рынки облигаций, иностранной валюты и золота выступают чистыми приемниками волатильности. Сделан также вывод, о том, что товарный рынок принимает заражение только от фондового рынка.

В работе (Zhu et al., 2020) показано, что передача рисков между энергетическими рынками и компаниями значительно усиливается в периоды потрясений в связи с растущим присутствием спекулянтов, арбитражеров и трейдеров, занимающихся конвергенцией, которые используют высокий уровень заемных средств и корректируют свое инвестиционное поведение и стратегии в зависимости от настроений и уровня неприятия риска. А в работе (Abdullah et al., 2023) с помощью построения моделей стоимости под риском условной авторегрессии (CAViaR) и квантильной авторегрессии (QVAR) для четырех кризисов, имевших место в интервале 2006–2023 гг., обнаружено распространение хвостового риска в рядах доходностей рынков электроэнергии от пяти основных видов сырья (включая нефть, газ и уголь).

Взаимное заражение товарных рынков является гораздо более редким предметом изучения исследователей, нежели передача заражения между товарными и фондовыми активами. Однако финансиализация товарных рынков и активное использование товарных фьючерсов в стратегиях диверсификации инвестиционных портфелей и хеджирования рисков (Jensen et al., 2000; Erb, Harvey, 2006) делают такого рода исследования вполне обоснованными. В частности, в работе (Chalid, Handika, 2022) с использованием безусловной корреляции, метода совместного превышения уровня доходности (coexceedances) и полиномиального логита исследуется заражение на рынках энергетических товаров, металлов и сельскохозяйственных товаров. Авторы приходят к выводу, что масштабы распространения заражения асимметричны, различны для разных товаров и отличаются для положительных и отрицательных экстремальных доходностей.

В работе (Algieri, Leccadito, 2017) с помощью подхода дельта-условной стоимости под риском (ΔCoVaR) и построения квантильной регрессии исследуется риск передачи заражения с товарных рынков (энергетики, продуктов питания и металлов) на экономику в целом и между секторами. Авторы приходят к выводу, что рынок нефти вносит больший вклад в распространение заражения, чем рынки металлов и продуктов питания; энергетика оказывает влияние на продовольственные рынки, а нефть больше, чем биотопливо, участвует в распространении заражения на продовольственные рынки.

В работе (Boroumand, Porcher, 2023) изучалась взаимосвязь рынка нефти WTI и других сырьевых рынков с 1982 по 2020 г. В результате ав-

торы пришли к выводу, что интенсивность, скорость и продолжительность финансового заражения варьировали в зависимости от периода и макроэкономических факторов. В другом исследовании на основе построения двумерной EGARCH модели оценивалось влияние рынка сырой нефти на рынки несырьевых товаров до и после финансового кризиса 2008 г. (Ji, Fan, 2012). Авторы пришли к выводу о том, что рынок сырой нефти оказывает значительное и ключевое влияние на волатильность рынков неэнергетических сырьевых товаров. Более того, это влияние после кризиса 2008 г. только усилилось.

Изучая передачу заражения между рынками сырой нефти и сельскохозяйственными фьючерсами с использованием TVP-VAR модели, другие исследователи (Gong et al., 2023) пришли к выводу о том, что между рынками сельскохозяйственных фьючерсов всегда существует значительное чистое заражение. При этом чистое заражение между рынками сырой нефти и рынками сельскохозяйственных фьючерсов проявляется только в некоторые периоды времени и в основном в направлении от сырой нефти к сельскохозяйственным продуктам. Кроме того, авторы показывают, что взаимосвязь двух рынков усилилась в период пандемии COVID-19.

Отдельные исследователи связывают усиление влияния цены нефти на цены сельскохозяйственных товаров с заменой ископаемого топлива биотопливом, в частности, этанолом (Chang, Su, 2010; Ji, Fan, 2012; Gong et al., 2023). Однако в других исследованиях эти зависимости не подтверждаются. В частности, (Cabrera, Schulz, 2016) в результате построения GARCH-модели на данных Германии приходят к выводу о необоснованности предположения, что биодизель является причиной высоких и нестабильных цен на сельскохозяйственную продукцию.

Существует ряд исследований, доказывающих, что большему заражению подвержены те сырьевые товары, которые включены в инвестиционные сырьевые индексы (S&P-GSCI и DJ-AIG), что объясняется поведением инвесторов, а не фундаментальными макроэкономическими факторами. Эти индексы также показывают большую корреляцию с ценами на нефть и большую волатильность, чем обычные товарные фьючерсы (Tang, Xiong, 2012).

Важной предпосылкой изучения финансового заражения является идентификация периода воздействия внешнего шока и его отделение от периода спокойного поведения рынков. Для решения этой задачи разными авторами применяются такие методы, как построение индексов стресса или моделей с Марковскими переключениями (Markov switching models) (Ye et al., 2016). В настоящем исследовании для идентификации периода воздействия внешнего шока мы используем метод построения индексов стресса, предложенный и апробированный в работе (Малкина, Овчаров, 2019). Преимуществом индексов стресса является относительная простота построения и информативность. Еще одним способом идентификации

периода воздействия внешнего шока является динамическое измерение заражения в скользящем окне (Dajcman, 2013; Fry-McKibbin et al., 2022).

Другая важная проблема — тестирование наличия/отсутствия передачи финансового заражения между рынками в период воздействия внешнего шока, которое также может сопровождаться оценками интенсивности и продолжительности заражения. Для этого используется целый арсенал методов, среди которых наиболее популярными являются: 1) статистический метод моментов совместного распределения доходностей двух активов; 2) построение VAR-моделей (векторных авторегрессий) разных спецификаций; 3) построение GARCH-моделей (авторегрессионной условной гетероскедастичности) и их модификаций, в том числе DCC GARCH-модели (Пивницкая, Теплова, 2021); 4) метод квантильных регрессий; 5) метод копул (специальных функций распределения); 6) построение моделей пространственной автокорреляции и пр.

Среди этих методов наиболее понятным, простым в реализации и хорошо интерпретируемым является метод моментов распределения. В этом методе финансовое заражение диагностируется на основе увеличения или значительного изменения центральных моментов совместного распределения доходностей двух активов (условной корреляции, коасимметрии, кокуртозиса, коволатильности) в период воздействия внешних шоков по сравнению с периодом относительного рыночного спокойствия. В продвинутом варианте этого метода доходности исследуемых активов предварительно «очищаются» от влияния других факторов и собственных паттернов развития с помощью построения моделей типа ARIMA, ARDL, GARCH. Далее остатки этих моделей участвуют в расчете совместных моментов распределения. Такие методы активно развивались в работах зарубежных ученых (Forbes, Rigobon, 2002; Fry et al., 2010; Hui, Chan, 2012; Fry-McKibbin et al., 2014; Fry-McKibbin et al., 2022; Aye et al., 2022). Они использовались для оценки финансового заражения CDS банковского и страхового сектора, суверенных облигаций, индексов акций и волатильности во время глобального финансового кризиса 2008–2012 гг. в Европе и США (Apergis et al., 2019); передачи финансового заражения между фондовыми рынками (рынками акций) большой двадцатки во время кризиса COVID-19 (Fry-McKibbin et al., 2022); влияния фондовых индексов разных стран на исламские индексы в 2007–2017 гг. (Hassan et al., 2023). Метод моментов также ранее применялся для оценки межотраслевого заражения в российской экономике в период пандемии и санкций (Малкина, 2023).

Целью настоящего исследования является идентификация передачи финансового заражения между рынками биржевых товаров в период глобальных энергетических шоков на основе построения ARDL-GARCH-моделей и комплекса тестов на центральные моменты совместного распределения доходностей.

Гипотеза исследования: во время пандемии 2020–2021 гг., глобального энергетического кризиса 2021–2022 гг. и периода СВО 2022–2023 гг. наблюдалось финансовое заражение рынков «мягких» и сельскохозяйственных товаров от рынков энергетических товаров (нефти и газа).

Данные и методы

В исследовании финансового заражения участвовали цены фьючерсов 18 биржевых товаров, торгующихся в международной биржевой сети ICE (Intercontinental Exchange)⁴. Эти товары объединены в следующие группы: 1) энергетические товары (нефть марки BRENT и природный газ); 2) так называемые мягкие (soft) биржевые товары (кофе, какао, пиломатериалы и пр.); 3) сельскохозяйственные товары (продукты животноводства и растениеводства). Источником информации о средненежных ценах фьючерсов этих товаров за 2016–2023 гг. послужили данные международного сайта финансовой информации и новостей Investing.com.

В анализе использовались ряды межсессионной логарифмической доходности ($r_{i,t}$) этих товаров:

$$r_{i,t} = \ln(P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1}), \quad (1)$$

где $P_{i,t}$ — средняя фьючерсная цена товара i в торговую сессию t . В отличие от рядов цен, эти ряды являются слабо стационарными, что проверено с помощью расширенного теста Дики — Фуллера. Тест Грейнджера на причинность подтвердил наличие влияния доходности энергетических товаров на доходности других исследуемых товаров в рассматриваемом периоде.

Для идентификации периодов повышенной турбулентности рынков нефти и газа и возможной передачи заражения от них рынкам «мягких» и сельскохозяйственных биржевых товаров были построены авторские индексы стресса:

$$SI_{i,T} = \sigma_{i,T} - \mu_{i,T}, \quad (2)$$

где $\mu_{i,T}$ — скользящая (с шагом в одно наблюдение) средненежная доходность актива i за 50 смежных торговых дней, период $T = t - 49:t$; $\sigma_{i,T}$ — скользящее стандартное отклонение доходности актива i в периоде T . Необходимо отметить, что скользящий коэффициент вариации представляется менее удачной альтернативой предлагаемому индексу стресса, так как приобретает за пределами высокие значения при близких к нулю средних значениях и слабо интерпретируем при отрицательных средних значениях

⁴ ICE — крупнейшая глобальная сеть бирж и клиринговых палат США, Канады и Европы, объединенный оператор срочного рынка всех видов фондовых, товарных, валютных активов.

($\mu_{i,T}$). Рассчитанные средние индексы стресса для двух тестируемых групп биржевых товаров в сопоставлении с индексами стресса нефти и природного газа представлены на рис. 1 и 2.

На рис. 1 отчетливо видны два периода повышенной турбулентности рынков нефти: сильный, соответствующий острой фазе пандемии 2020 г., и относительно более слабый, но в то же время более продолжительный, соответствующий начальному периоду специальной военной операции России на Украине (2022 г.). Есть и другие периоды повышенной турбулентности, например, соответствующий 2018 г., но он не является предметом данного анализа.

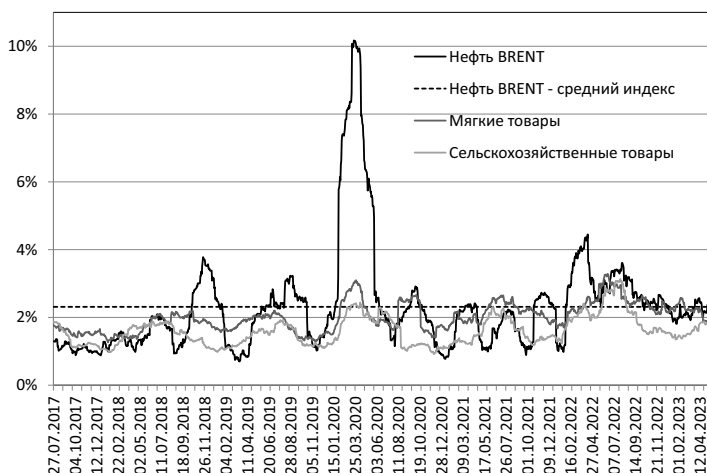


Рис. 1. Индексы стресса на рынках биржевых товаров
(идентификация влияния рынка нефти)

Примечание. Здесь и на рис. 2 для «мягких» и сельскохозяйственных товаров представлены средние индексы стресса по группе.

Источник: авторская разработка.

Для рынка природного газа (рис. 2) также отмечают всплески волатильности во время острой фазы пандемии и в период спецоперации, однако подобные всплески наблюдаются и в период энергетического кризиса 2021–2022 гг. На обоих рисунках видны отклики двух групп тестируемых товаров — «мягких» и сельскохозяйственных — на стресс на рынках нефти и газа.

Далее проводилось тестирование заражения товарных рынков с начала пандемии. Период спокойного рынка был определен как непосредственно предшествующий пандемическому периоду промежуток времени, когда индекс стресса оказывался ниже линии среднего стресса. Для чистоты эксперимента для нефти использовался разрывный период (исключен интер-

вал времени, в котором индекс стресса оказывался выше линии среднего стресса). На основе точек пересечения индексами стресса нефти и газа слева снизу линии среднего стресса весь период повышенного стресса был разделен на три подпериода: 1) период пандемии; 2) период энергетического кризиса; 3) период новых антироссийских санкций. Результаты представлены в табл. 1.



Рис. 2. Индексы стресса на рынках биржевых товаров
(идентификация влияния рынка природного газа)

Источник: авторская разработка.

Заметим, что периоды времени определялись по волатильности доходности фьючерсов энергетических товаров, поэтому они не точно совпадают с официально установленными хронологическими рамками соответствующих кризисов. Такое смещение оправдано и тем, что индекс стресса в каждый момент времени рассчитывался как среднее по 50 наблюдениям. Обратим внимание также на некоторое несоответствие количества наблюдений по разным группам товаров в одном и том же периоде, что объясняется разным количеством торговых сессий в этом периоде. Наконец, в каждый стрессовый период попадает как период повышенной волатильности энергетического рынка, так и последующий период его относительного спокойствия. Это объясняется несинхронностью влияния стресса на энергетических рынках на рынки других биржевых товаров.

Разделение периода исследования на подпериоды

Энергетические товары	Периоды (количество наблюдений для «мягких» и сельскохозяйственных товаров)			
	Дострессовый	Пандемический (ПН)	Энергетического кризиса (ЭК)	СВО
Нефть	19.12.2018– 09.05.2019; 17.09.2019– 26.12.2019 (165; 167)	27.12.2019– 20.10.2021 (458; 462)	21.10.2021– 31.01.2022 (70; 73)	01.02.2022– 17.05.2023 (325; 271)
Газ	19.12.2018– 14.11.2019 (183; 184)	15.11.2019– 30.08.2021 (450; 454)	31.08.2021– 31.03.2022 (148; 150)	01.04.2022– 17.05.2023 (283; 295)

Для идентификации заражения, диагностики его нарастания и затухания в трех стрессовых подпериодах использовался динамический подход. Заражение определялось в скользящем окне, включающем 50 смежных наблюдений, сдвигающемся последовательно на одно наблюдение, начиная с первого дня пандемического периода и заканчивая последним днем исследования (17.05.2023). Это позволило оценить интенсивность заражения в разные моменты времени.

Методика диагностики заражения включала два этапа.

На первом этапе для логарифмических доходностей всех биржевых товаров строились объединенные ARDL(k,l)-GARCH(p,q) модели следующей спецификации:

$$r_t = a_0 + \sum_{k=1}^K a_k \cdot r_{t-k} + \sum_{l=0}^L b_l \cdot VIX_{t-l} + u_t, \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \cdot u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^2, \quad (4)$$

где VIX_t — логарифмическая доходность CBOE Volatility Index — индекса волатильности Чикагской биржи опционов, применяется как контрольная переменная, абсорбирующая общую волатильность рынка; u_t — остатки модели; σ_t^2 — их вариация; α_i — параметр, характеризующий ARCH-процесс; β_j — параметр, характеризующий GARCH-процесс. Функции оцениваются методом максимального правдоподобия.

Далее в анализе взаимосвязи доходности двух активов применяются остатки из второго уравнения. Таким образом мы исключаем влияние общей волатильности рынков (системного риска) и собственной кластеризации волатильности на доходность исследуемых инструментов.

На втором этапе остатки ARDL-GARCH-моделей использовались для тестирования заражения с применением метода центральных момен-

тов совместного распределения доходностей двух активов, впервые предложенного в (Forbes, Rigobon, 2002) и далее развитого в (Fry et al., 2010; Fry-McKibbin, Hsiao, 2018). Для этого были проведены следующие тесты.

1. *Тест на корреляцию доходности* актива i — тестируемого источника заражения и j — потенциального реципиента заражения. Поскольку в кризисном периоде волатильность актива — источника заражения (i) увеличивается значительно, в работе (Forbes, Rigobon, 2002) был предложен способ расчета условной выборочной корреляции с коррекцией на гетероскедастичность ($\widehat{v}_{y/x}$) для этого периода:

$$\widehat{v}_{y/x} = \frac{\widehat{\rho}_y}{\sqrt{1 + \left(\frac{\widehat{\sigma}_{y,i}^2}{\widehat{\sigma}_{x,i}^2} - 1 \right) \cdot (1 - \widehat{\rho}_y^2)}}, \quad (5)$$

где $\widehat{\rho}_y$ — коэффициент безусловной выборочной корреляции Пирсона для доходности активов i и j в кризисный период y ; $\widehat{\sigma}_{x,i}^2$ и $\widehat{\sigma}_{y,i}^2$ — вариация (дисперсия) доходности актива i в докризисный x и кризисный y периоды, соответственно.

Подозрение о возможном заражении актива j активом i возникает, если скорректированная корреляция доходностей двух активов в кризисный период значительно выше, чем в докризисный период, т.е. $\widehat{v}_{y/x} > \widehat{\rho}_x$. Согласно (Forbes, Rigobon, 2002), если условная корреляция между доходностью активов после учета гетероскедастичности в период кризиса значительно не увеличивается, нельзя утверждать о наличии заражения, только о взаимозависимости двух активов. Для оценки значимости этого превышения рассчитывается тестовая статистика К. Форбс — Р. Ригобона FR по формуле, представленной в указанной выше работе:

$$FR(i \rightarrow j) = \frac{\ln \left(\frac{1 + \widehat{v}_{y/x}}{1 - \widehat{v}_{y/x}} \right) - \ln \left(\frac{1 + \widehat{\rho}_x}{1 - \widehat{\rho}_x} \right)}{2 \cdot \sqrt{\frac{1}{T_y - 3} + \frac{1}{T_x - 3}}}. \quad (6)$$

Полученное значение тестовой статистики сравнивается с ее критическим значением при принятом уровне значимости (обычно $\alpha = 0,05$) для нормального распределения доходности. Если $FR > FR_{кр}$, делается вывод о возможном заражении.

Далее проводятся тесты на заражение для более высоких центральных моментов совместного распределения доходностей двух активов, представленные в работах (Fry et al., 2010; Fry-McKibbin, Hsiao, 2018). Эти моменты распределения аналогичны ковариации и рассчитываются по формулам:

$$\widehat{\Psi}_x(r_i^m, r_j^n) = \frac{1}{T_x} \sum_{t=1}^T \left(\frac{r_{i,t} - \widehat{\mu}_{x,i}}{\widehat{\sigma}_{x,i}} \right)^m \left(\frac{r_{j,t} - \widehat{\mu}_{x,j}}{\widehat{\sigma}_{x,j}} \right)^n, \quad (7)$$

$$\widehat{\Psi}_y(r_i^m, r_j^n) = \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^T \left(\frac{r_{i,t} - \widehat{\mu}_{y,i}}{\widehat{\sigma}_{y,i}} \right)^m \left(\frac{r_{j,t} - \widehat{\mu}_{y,j}}{\widehat{\sigma}_{y,j}} \right)^n. \quad (8)$$

2. *Тест на коасимметрию* (co-skewness, CS) распределения проверяет передачу заражения от доходности актива i к вариации актива j (CS_{12}) и, наоборот, передачу заражения от вариации актива i к доходности актива j (CS_{21}). Коасимметрии рассчитываются для периодов x и y по формулам (5) и (6) при условии $m = 1, n = 2$ и $m = 2, n = 1$. Существенное отклонение, в том числе изменение знака коасимметрии в кризисном периоде по сравнению с докризисным периодом говорит о возможном заражении актива j от актива i по линии третьего центрального момента распределения. Для оценки значимости этого отклонения рассчитывается тестовая статистика по формулам:

$$CS_{12}(i \rightarrow j; r_i^1, r_j^2) = \frac{\widehat{\Psi}_y(r_i^1, r_j^2) - \widehat{\Psi}_x(r_i^1, r_j^2)}{\sqrt{\frac{4 \cdot \widehat{v}_{y/x}^2 + 2}{T_y} + \frac{4 \cdot \widehat{\rho}_x^2 + 2}{T_x}}}, \quad (9)$$

$$CS_{21}(i \rightarrow j; r_i^2, r_j^1) = \frac{\widehat{\Psi}_y(r_i^2, r_j^1) - \widehat{\Psi}_x(r_i^2, r_j^1)}{\sqrt{\frac{4 \cdot \widehat{v}_{y/x}^2 + 2}{T_y} + \frac{4 \cdot \widehat{\rho}_x^2 + 2}{T_x}}}. \quad (10)$$

Полученное значение тестовой статистики сравнивается с ее критическим значением при принятом уровне значимости (обычно $\alpha = 0,05$) для асимптотически нормального распределения доходности (χ^2 распределения). Если $CS_{12}(i \rightarrow j) > CS_{cr}$ и $CS_{21}(i \rightarrow j) > CS_{cr}$, делается вывод о возможном заражении.

3. *Тест на кокуртозис* (co-kurtosis, CK) проверяет передачу заражения от доходности актива i к асимметрии доходности актива j (CK_{13}) и, наоборот, передачу заражения от асимметрии доходности актива i к доходности актива j (CK_{31}). Кокуртозисы рассчитываются для периодов x и y по скорректированным (нормализованным) формулам (5) и (6) при условии $m = 1, n = 3$ и $m = 3, n = 1$:

$$\widehat{\xi}_x(r_i^m, r_j^n) = \widehat{\Psi}_x(r_i^m, r_j^n) - 3 \cdot \widehat{\rho}_x, \quad (11)$$

$$\widehat{\xi}_y(r_i^m, r_j^n) = \widehat{\Psi}_y(r_i^m, r_j^n) - 3 \cdot \widehat{v}_{y/x}. \quad (12)$$

Существенное увеличение кокуртозиса в кризисном периоде по сравнению с докризисным периодом и изменение его знака с отрицательного на положительный говорит о возможном заражении актива j от актива i по линии четвертого центрального момента распределения. Для оценки значимости этого изменения рассчитывается тестовая статистика по формулам:

$$CK_{13}(i \rightarrow j; r_i^1; r_j^3) = \left(\frac{\widehat{\xi}_y(r_i^1, r_j^3) - \widehat{\xi}_x(r_i^1, r_j^3)}{\sqrt{\frac{18 \cdot \widehat{v}_{y/x}^2 + 6}{T_y} + \frac{18 \cdot \widehat{\rho}_x^2 + 6}{T_x}}} \right)^2$$

$$CK_{31}(i \rightarrow j; r_i^3; r_j^1) = \left(\frac{\widehat{\xi}_y(r_i^3, r_j^1) - \widehat{\xi}_x(r_i^3, r_j^1)}{\sqrt{\frac{18 \cdot \widehat{v}_{y/x}^2 + 6}{T_y} + \frac{18 \cdot \widehat{\rho}_x^2 + 6}{T_x}}} \right)^2$$

Полученное значение тестовой статистики сравнивается с ее критическим значением при принятом уровне значимости (обычно $\alpha = 0,05$) для асимптотически нормального распределения доходности (χ^2 распределения). Если $CK_{13}(i \rightarrow j) > CK_{cr}$ и $CK_{31}(i \rightarrow j) > CS_{cr}$, делается вывод о возможном заражении.

4. Тест на коволатильность (co-volatility, CV) проверяет передачу заражения от вариации актива i к вариации актива j (CV_{22}). Коволатильность рассчитывается для периодов x и y по скорректированным (нормализованным) формулам (5) и (6) при условии $m = 2, n = 2$:

$$\widehat{\varphi}_x(r_i^2, r_j^2) = \widehat{\Psi}_x(r_i^2, r_j^2) - \left(1 + 2 \cdot \widehat{\rho}_x^2\right), \quad (15)$$

$$\widehat{\varphi}_y(r_i^2, r_j^2) = \widehat{\Psi}_y(r_i^2, r_j^2) - \left(1 + 2 \cdot \widehat{v}_{y/x}^2\right). \quad (16)$$

Тестовая статистика рассчитывается по формулам (Fry-McKibbin, Hsiao, 2018):

$$CV_{22}(i \rightarrow j; r_i^2; r_j^2) = \left[\frac{\widehat{\Phi}_y(r_i^2, r_j^2) - \widehat{\Phi}_x(r_i^2, r_j^2)}{\sqrt{\frac{4 \cdot \widehat{v}_{y/x}^4 + 16 \cdot \widehat{v}_{y/x}^2 + 4}{T_y} + \frac{4 \cdot \widehat{p}_x^4 + 16 \cdot \widehat{p}_x^2 + 4}{T_x}}} \right]^2. \quad (17)$$

Полученное значение тестовой статистики сравнивается с ее критическим значением при принятом уровне значимости (обычно $\alpha = 0,05$) для асимптотически нормального распределения доходности (χ^2 распределения). Если $CV_{22}(i \rightarrow j) > CV_{cr}$, делается вывод о возможном заражении.

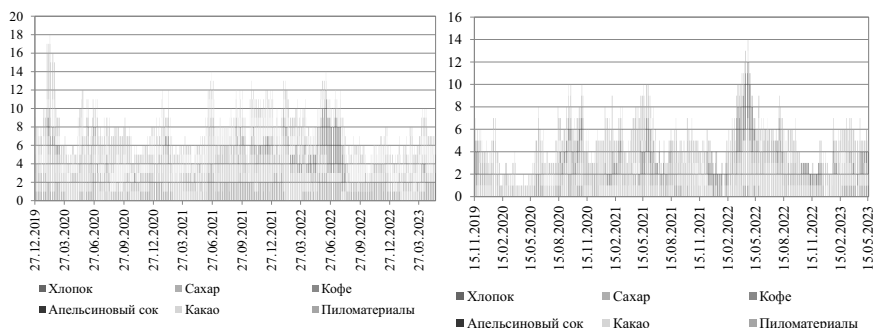
Результаты анализа и их обсуждение

На рис. 3 представлены в динамике полученные результаты о количестве положительных тестов на заражение рынков различных товаров от рынков нефти и газа. Они наглядно демонстрируют нарастание и затухание заражения во времени. На рисунке отчетливо видны всплески заражения во время острой фазы пандемии, нарастания энергетического кризиса и СВО.

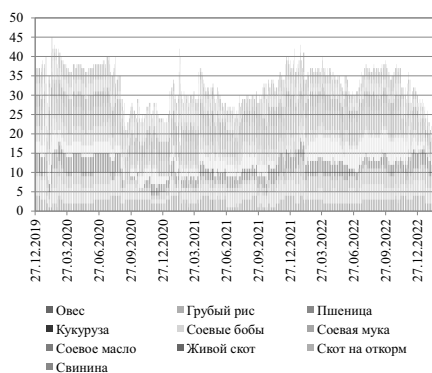
Рынок нефти (рис. 3, а и 3, б) демонстрирует более интенсивное, но в то же время более равномерное во времени заражение, чем рынок газа. Исключение составляет всплеск заражения «мягких» товаров и более длительное интенсивное заражение сельскохозяйственных товаров от рынка нефти в период острой фазы пандемии (февраль — апрель 2020 г.), когда произошел обвал нефтяного рынка.

Рынок газа (рис. 3, в и 3, г) демонстрирует кратковременные всплески заражения товарных рынков во время острой фазы энергетического кризиса и начала СВО, после чего интенсивность заражения так же резко спадает. Вероятно, это объясняется столь же резкими всплесками волатильности рынка газа в указанных периодах (рис. 2).

Рисунки также свидетельствуют о большей подверженности заражению (от рынков нефти и газа) рынков сельскохозяйственных товаров и меньшей подверженности заражению рынков «мягких» товаров, хотя ситуация для конкретных товаров отличается.

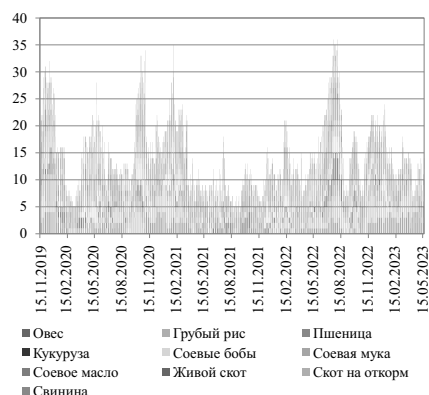


а) нефть → «мягкие» товары



б) нефть → сельскохозяйственные товары

в) газ → «мягкие» товары



г) газ → сельскохозяйственные товары

Рис. 3. Заражение рынков «мягких» и сельскохозяйственных товаров от рынков нефти и газа в период пандемии и санкций в динамике, количество подтвержденных тестов

Примечание. Максимально возможное количество заражений для рис. 3, а и 3, в равно 36, для рис. 3, б и 3, г — 60.

Источник: авторская разработка.

В табл. 2 обобщены данные о доле подтвержденных динамических тестов на заражение рынков конкретных «мягких» и сельскохозяйственных товаров от рынков энергетических товаров (нефти и газа) во всем исследуемом периоде заражения, а также отдельно для периодов пандемии, энергетического кризиса и СВО.

Таблица 2

**Оценки финансового заражения биржевых рынков
в период пандемических и постпандемических шоков,
% подтвержденных случаев**

Товары — реципиенты заражения	Товары — источники заражения							
	Нефть				Газ			
	ПН	ЭК	СВО	ОБЩ	ПН	ЭК	СВО	ОБЩ
	«Мягкие» товары							
Хлопок	17,8	34,3	18,5	19,4	3,6	2,4	4,8	3,8
Сахар	29,3	34,0	21,2	26,6	17,0	24,7	25,3	21,0
Кофе	20,3	20,2	11,9	17,1	18,9	8,7	17,9	16,9
Апельсиновый сок	5,1	14,8	20,1	11,6	10,8	16,9	16,5	13,7
Какао	30,3	49,8	34,9	33,6	4,9	3,5	3,1	4,1
Пиломатериалы	26,1	14,8	16,9	21,7	24,3	23,4	24,3	24,2
ИТОГО по группе	21,5	28,0	20,6	21,7	13,3	13,3	15,3	13,9
	Сельскохозяйственные товары							
Овес	44,8	44,9	45,9	45,2	22,7	6,1	29,9	22,3
Грубый рис	57,3	69,9	55,7	57,9	23,5	7,2	29,2	22,6
Пшеница	28,1	41,9	57,7	39,3	17,2	10,3	20,0	17,0
Кукуруза	55,3	73,4	57,0	57,5	19,5	15,8	17,9	18,3
Соевые бобы	47,7	12,0	81,5	55,9	14,8	12,3	16,3	14,8
Соевая мука	40,4	64,1	28,6	38,6	18,7	9,2	15,9	16,2
Соевое масло	76,1	94,0	82,4	79,8	21,4	20,3	25,6	22,6
Живой скот	68,7	74,1	53,8	64,1	38,0	36,7	40,1	38,5
Скот на откорм	54,8	55,1	40,2	49,9	18,8	10,4	19,9	17,8
Свинина	51,2	61,3	49,0	51,3	50,6	44,0	44,5	47,5
ИТОГО по группе	52,4	59,1	55,2	54,0	24,5	17,2	25,9	23,8
Все товары	40,9	47,6	40,7	41,4	20,3	15,8	22,1	20,1

Источник: авторская разработка.

Примечание. ПН — период пандемии, ЭК — период энергетического кризиса, СВО — период СВО, ОБЩ — общий период.

Согласно полученным результатам, в среднем нефть показывает в два раза большую «заразность» для исследуемых биржевых товаров, чем природный газ. Это может быть объяснено большей долей в энергопотреблении нефти, чем газа⁵. Большая заразность нефти подтверждается также

⁵ В 2023 г. доля нефти в мировом энергопотреблении составляла 31,6%, а газа — 23,2%. Energy Institute. URL: <https://www.energyinst.org/statistical-review> (дата обращения: 29.06.2024).

для каждого из анализируемых сельскохозяйственных и «мягких» товаров, за исключением апельсинового сока.

Нефть оказывается одинаково заразной во всех трех шоковых периодах, хотя пик заражений приходится на острую фразу пандемии (рис. 3, а и б), а наибольшая продолжительность заражения — на период энергетического кризиса 2021–2022 гг. Газ оказывается более заразным в период СВО, что объясняется ростом глобальной напряженности и снижением поставок российского газа на рынки Европы и пр.

Полученные результаты демонстрируют разную чувствительность доходности биржевых товаров к динамике доходности нефти и газа. Так, нефть оказывается наиболее интенсивным источником финансового заражения для целого ряда товаров растениеводства и животноводства (риса, кукурузы, соевых бобов, соевого масла, живого скота, свинины и пр.). В наименьшей степени она аномально влияет на динамику цен «мягких» товаров, прежде всего апельсинового сока и кофе.

Природный газ выступает основным источником заражения для рынков продуктов животноводства (живого скота и свинины), а также рынка пиломатериалов. Во время СВО отмечается заметно большее влияние рынка газа (по сравнению с периодами пандемии и энергетического кризиса) на рынок зерновых (овса, пшеницы, риса и пр.) и зернобобовых культур (соевые бобы), живого скота и скота на откорме, а также некоторых продовольственных товаров (сахара). Это объясняется зерновым и продовольственным кризисом 2022–2023 гг., сопровождавшим период российско-украинского военного конфликта.

В табл. 3 приведены результаты заражения, полученные по отдельным тестам, соответствующим разным типам заражения. Они свидетельствуют о том, что большее количество подтвержденных заражений наблюдается для более высоких моментов совместного распределения доходности. Наименьшее количество заражений (8,5%) отмечается для корреляции (согласно тесту Форбс — Ригобона для $\hat{\rho}_x$ и $\hat{v}_{y/x}$), т.е. влияния доходности одного актива на доходность другого актива. При этом доходность нефти в кризисные периоды в большей степени аномальным образом влияет на доходность других биржевых товаров, чем доходность газа. А доходность сельскохозяйственных фьючерсов больше восприимчива к заражению от доходности нефтяного фьючерса, чем доходность фьючерсов «мягких» товаров. Заражение на уровне доходности в большей степени свойственно периоду СВО, за ним по интенсивности заражения следуют периоды пандемии и энергетического кризиса.

**Статистика заражения рынков биржевых товаров
от рынка нефти и газа для отдельных моментов распределения,
% подтвержденных случаев**

Тест	Период	Нефть			Газ		
		«Мягкие»	Сельско- хозяйствен.	Все	«Мягкие»	Сельско- хозяйствен.	Все
Условная корреляция, FR	ОБЩ	9,6	18,6	15,1	1,7	3,0	2,5
	ПН	10,5	12,3	11,6	3,0	5,8	4,8
	ЭК	23,8	21,3	22,2	1,1	0,2	0,5
	СВО	5,3	28,6	18,8	0,0	0,0	0,0
Коасимметрия CS_{12}	ОБЩ	9,2	50,7	34,6	14,2	24,4	20,6
	ПН	8,4	56,6	38,6	7,1	19,8	15,1
	ЭК	18,3	44,4	34,8	13,7	20,9	18,3
	СВО	8,4	42,4	28,2	25,6	33,2	30,4
Коасимметрия CS_{21}	ОБЩ	15,2	32,7	25,9	6,5	16,3	12,7
	ПН	19,4	35,7	29,6	7,6	20,1	15,4
	ЭК	18,8	57,6	43,3	6,3	12,1	10,0
	СВО	8,4	20,9	15,6	5,1	12,7	9,9
Кокуртозис CK_{13}	ОБЩ	26,9	75,1	56,4	26,2	37,9	33,6
	ПН	26,7	70,5	54,2	21,0	37,8	31,5
	ЭК	7,6	66,7	44,9	30,5	27,1	28,4
	СВО	31,4	85,2	62,7	32,3	43,7	39,5
Кокуртозис CK_{31}	ОБЩ	31,5	68,7	54,3	20,7	26,0	24,0
	ПН	29,3	67,2	53,0	23,6	29,1	27,1
	ЭК	62,4	88,8	79,0	16,9	21,1	19,5
	СВО	27,9	66,1	50,1	18,1	23,6	21,6
Коволатильность CV_{22}	ОБЩ	37,6	77,9	62,2	14,2	35,0	27,3
	ПН	34,5	72,4	58,3	17,3	34,4	28,1
	ЭК	36,9	75,7	61,4	10,9	22,0	17,9
	СВО	42,1	87,9	68,7	10,8	42,5	30,9
Все тесты	ОБЩ	21,7	54,0	41,4	13,9	23,8	20,1
	ПН	21,5	52,4	40,9	13,3	24,5	20,3
	ЭК	28,0	59,1	47,6	13,3	17,2	15,8
	СВО	20,6	55,2	40,7	15,3	25,9	22,1

Максимальное количество заражений (44,1%) наблюдается для теста на коволатильность (CV_{22}), т.е. для связи волатильности (квадратов доходностей) двух активов. Причем наибольший вклад в этот показатель внесло заражение сельскохозяйственных товаров от рынка нефти.

Несколько меньше подтвержденных заражений (41,5%) получено для тестов на кокуртозис. Причем заражение по линии доходность источника $\rightarrow$ асимметрия (куб) доходности реципиента (CK_{13}) оказалось несколько более интенсивным (44,5%), чем по линии асимметрия доходности источника $\rightarrow$ доходность реципиента (CK_{31} , 38,5%). Подобное справедливо как для нефти, так и для газа, как для «мягких», так и для сельскохозяйственных товаров в целом.

Еще меньше заражений (23,2%) получено для тестов на коасимметрию. Здесь наблюдается аналогичная картина: заражений по линии доходность $\rightarrow$ волатильность доходности (CS_{12}) больше (27,3%), чем заражений по линии волатильность доходности $\rightarrow$ доходность (CS_{21} , 19,0%). И снова этот вывод в целом подтверждается для всех групп товаров.

Несколько отличными оказываются результаты для отдельных кризисных периодов, выделенных внутри общего периода. Например, во время энергетического кризиса проявилось большее заражение доходности «мягких» и сельскохозяйственных товаров от волатильности (CS_{21}) и асимметрии (CK_{31}) доходности нефти.

Таким образом, проведенный анализ позволил идентифицировать аномальное влияние рынков нефти и газа на рынки «мягких» и сельскохозяйственных товаров, а также разного типа их заражение во время пандемии, энергетического кризиса и СВО.

Проведенное исследование подтвердило выдвинутую ранее гипотезу о финансовом заражении рынков биржевых товаров от энергетических рынков в период новых глобальных шоков. Оно также коррелирует с рядом исследований других авторов. В частности, в работе (Xue et al., 2024) с использованием метода моментов авторы пришли к схожему выводу, что рынок нефти был более заразным для фондовых активов в период пандемии, а рынок газа — в период российско-украинского военного конфликта.

Ограничения и перспективы исследования

В настоящем исследовании мы исходили из предположения о вероятном заражении рынков сельскохозяйственных и «мягких» товаров от рынков энергоресурсов. Однако взаимосвязи между рынками могут носить более сложный характер, и турбулентность может передаваться как в прямом, так и в обратном направлении (от рынка неэнергетических биржевых товаров рынкам энергоресурсов). Это может происходить по как торговому каналу (в данном случае скорее по линии спроса, чем по линии издержек), так и по финансовым и информационным каналам. Более

того, взаимодействие рынков может быть не моментальным, а лаговым, т.е. несколько отсроченным во времени.

Для установления характера взаимного заражения рынков на всем периоде исследования нами были построены VAR-модели (векторные авторегрессии), в которых определены оптимальные лаги взаимодействия доходности разных товаров с помощью информационных критериев Акаики, Шварца и Хеннана — Куина. Результаты представлены в обобщенном виде в таблице 4. Стрелками показано направление взаимодействия; цифры над стрелками — значимые лаги при уровне $\rho < 0,1$ (рассматривалось максимальное количество лагов 6, что соответствует максимальному количеству рабочих дней в неделе). Серые клетки с перечеркнутыми стрелками означают отсутствие влияния вообще.

Таблица 4

Значимые лаги во взаимодействии доходности энергетических, «мягких» и сельскохозяйственных товаров (результаты VAR-моделей)

Источники		Биржевые товары	Реципиенты	
Газ	Нефть		Газ	Нефть
1 →	0 →	Хлопок	0,4 →	6 →
1 →	0 →	Сахар	↔	0,1 →
0,1,5 →	0 →	Кофе	0 →	0,1,4,5 →
4 →	0,2 →	Апельсиновый сок	↔	0,3,5,6 →
0,1,4 →	0 →	Какао	0 →	0 →
4 →	0,3,5 →	Пиломатериалы	1 →	0,1,4,5 →
0,6 →	0 →	Овес	0,2 →	0,2 →
0,2 →	0 →	Грубый рис	0,3 →	0 →
0,5 →	0,2 →	Пшеница	0,6 →	0 →
3,6 →	0,2 →	Кукуруза	0,3 →	0 →
0,5 →	0 →	Соевые бобы	0 →	0 →
3,5 →	0,4 →	Соевая мука	↔	0 →
0,4 →	0,3 →	Соевое масло	0 →	0,1 →
3,4 →	0,4,5 →	Живой скот	↔	0,4 →
4,5 →	4,6 →	Скот на откорм	5 →	↔
1 →	3 →	Свинина	2 →	5,6 →

Источник: авторская разработка.

В целом полученные результаты подтверждают то, что доходности нефтяных и газовых фьючерсов оказывают значимое влияние на доходности других биржевых товаров в краткосрочном периоде. Однако для большинства товаров наблюдаются и противоположные по направленности зависимости. Мы видим также наличие значимых лаговых взаимодействий. Для их учета требуется построение более сложных моделей. Кроме того, тестирование заражения возможно как внутри групп разных товаров, так и между ними. Все это может стать предметом дальнейшего анализа.

В настоящем исследовании применялся относительно простой метод отделения шоковых периодов от относительно спокойных периодов, основанный на построении индексов стресса. Для более точной идентификации периодов стресса в будущем могут быть использованы более продвинутые робастные подходы. Кроме уже упомянутых в обзоре литературы моделей с Марковскими переключениями, точки структурного разрыва могут быть определены с использованием метода Lasso (например, Nepp et al., 2022), либо Gregory-Hansen Test (например, Nepp, Karpeko, 2022).

Наконец, используемый в работе метод моментов совместного распределения доходностей при хорошей интерпретируемости обладает рядом недостатков: 1) он не разделяет обычной взаимосвязанности рынков и «истинного заражения» в периоды шоков; 2) не учитывает тип совместного распределения доходностей; 3) слабо объясняет направленность перетока волатильности между рынками, что необходимо для четкого установления источника и реципиента заражения. Усиление исследования в будущем возможно путем применения VAR-моделей и их модификаций (см. обзор литературы), метода копул — специальных функций распределения (например, Fengler, Okhrin, 2016), а также вейвлет-анализа, позволяющего отделять обычную взаимосвязанность рынков от финансового заражения (например, Galegatti, 2012).

Заключение

Глобализация мировых финансовых рынков, развитие производных и комбинированных финансовых инструментов привели к включению все большего количества торгуемых активов в инвестиционные портфели не только мелких, но и крупных игроков финансового рынка. Эти активы учитываются в их инвестиционных стратегиях, в том числе стратегиях хеджирования, и участвуют в формировании оптимальных инвестиционных портфелей. Результатом становится коинтеграция и сильная взаимозависимость финансовых рынков, их чувствительность к системному риску и включенность в его распространение. В периоды воздействия внешних шоков эти процессы усиливаются за счет торговой и финансовой свя-

занности рынков, однотипной (в том числе иррациональной) реакции финансовых игроков на ценовые сигналы, одностороннего влияния на разные рынки экономической политики, направленной на восстановление финансовой стабильности. Усиление взаимосвязей финансовых рынков в период рыночной турбулентности получило название финансового заражения.

Финансовое заражение на рынках биржевых товаров в период наиболее сильных потрясений последнего десятилетия (пандемии, энергетического кризиса 2021–2022 гг. и усиления глобальной экономической нестабильности на фоне российско-украинского военного конфликта 2022–2023 гг.) объясняется как торговой связанностью этих товаров, так и усиливающимися процессами финансовализации товарных рынков. В настоящей статье тестировалось заражение мировых рынков сельскохозяйственных и так называемых мягких биржевых товаров от рынков энергетических товаров (нефти и природного газа) в период пандемии и новых антироссийских санкций. В качестве инструмента исследования использовались построение ARDL-GARCH-моделей и динамический метод центральных моментов совместного распределения доходностей (условной корреляции, коасимметрии, кокуртозиса, коволатильности) фьючерсов этих товаров.

Проведенное исследование подтвердило выдвинутую гипотезу об усилении влияния рынков энергетических товаров на рынки других биржевых товаров во время острой фазы пандемии, энергетического кризиса и начальной стадии СВО России на Украине. При этом рынок нефти доказал большую заразность, чем рынок газа. Заразность рынка нефти одинаково высока в трех исследуемых периодах, тогда как заразность рынка газа значительно выше в период СВО. Наиболее чувствительными к заражению оказались некоторые сельскохозяйственные товары. Кроме того, большее количество подтвержденных тестов на заражение получено для более высоких моментов совместного распределения доходности (коволатильности и кокуртозиса), наименьшее количество — для более низких моментов распределения (условной корреляции). В большинстве случаев заражение передается от доходности источника к волатильности и асимметрии доходности реципиента. Однако в период энергетического кризиса для рынка газа свойственно преимущественное заражение от высоких моментов распределения доходности к доходности сельскохозяйственных и мягких товаров.

Полученные результаты могут быть полезными как на микроуровне — при разработке оптимальных хеджировочных стратегий и управлении инвестиционными портфелями в периоды кризисов, так и на макроуровне — при совершенствовании стратегий финансовой стабилизации и разработке мер антикризисной политики государства. Однако подробное изучение этих вопросов требует самостоятельного исследования.

Список литературы

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

Малкина, М. Ю., & Овчаров, А. О. (2019). Индекс финансового стресса как обобщающий индикатор финансовой нестабильности. *Финансовый журнал*, 49(3), 38–54. <http://dx.doi.org/10.31107/2075-1990-2019-3-38-54>

Пивницкая, Н. А., & Теплова, Т. В. (2021). DCC-GARCH-модель для выявления долгосрочного и краткосрочного эффектов финансового заражения в ответ на обновление кредитного рейтинга. *Экономика и математические методы*, 57(1), 113–123. <https://doi.org/10.31857/S042473880014080-7>

Abdullah, M., Abakah, E. J. A., Ullah, G. M. W., Tiwari, A. K., & Khan, I. (2023). Tail risk contagion across electricity markets in crisis periods. *Energy Economics*, 127(B), 107100. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.107100>

Algieri, B., & Leccadito, A. (2017). Assessing contagion risk from energy and non-energy commodity markets. *Energy Economics*, 62, 312–322. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2017.01.006>

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. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2019.04.006>

Aye, G. C., Christou, C., Gupta, R., & Hassapis, C. (2022). High-Frequency Contagion between Aggregate and Regional Housing Markets of the United States with Financial Assets: Evidence from Multichannel Tests. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 69, 253–276. <https://doi.org/10.1007/s11146-022-09919-8>

Boroumand, R. H., & Porcher, T. (2023). Volatility contagion and connectedness between WTI and commodity markets. *Finance Research Letters*, 58(A), 103959. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103959>

Cabrera, B. L., & Schulz, F. (2016). Volatility linkages between energy and agricultural commodity prices. *Energy Economics*, 54, 190–203. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2015.11.018>

Chalid, D. A., & Handika, R. (2022). Comovement and contagion in commodity markets. *Cogent Economics and Finance*, 10(1), 2064079. <https://doi.org/10.1080/23322039.2022.2064079>

Chang, T.-H., & Su, H.-M. (2010). The substitutive effect of biofuels on fossil fuels in the lower and higher crude oil price periods. *Energy*, 35(7), 2807–2813. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.03.006>

Dajcman, S. (2013). Forbes and Rigobon's Method of Contagion Analysis with Endogenously Defined Crisis Periods — an Application to Some of Eurozone's Stock Markets. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 24(4), 291–299. <https://doi.org/10.5755/jol.10.24.4.5419>

Domanski, D., & Heath, A. (2007). Financial Investors and Commodity Markets. *BIS Quarterly Review*, March 2007. <https://ssrn.com/abstract=1600058>

Dornbusch, R., Park, Y. C., & Claessens, S. (2000). Contagion: Understanding How It Spreads. *The World Bank Research Observer*, 15(2), 177–197. <https://doi.org/10.1093/wbro/15.2.177>

Erb, C. B., & Harvey, C. R. (2006). The Strategic and Tactical Value of Commodity Futures. *Financial Analysts Journal*, 62(2), 69–97. <http://dx.doi.org/10.2469/faj.v62.n2.4084>

Fengler, M. R., & Okhrin, O. (2016). Managing risk with a realized copula parameter. *Computational Statistics & Data Analysis*, 100, 131–152. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.07.011>

Forbes, K., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements. *Journal of Finance*, 57(5), 2223–2261. <https://www.jstor.org/stable/3094510>

Fry, R., Martin, V. L., & Tang, C. (2010). A new class of tests of contagion with applications. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(3), 423–437. <http://dx.doi.org/10.1198/jbes.2010.06060>

Fry-McKibbin, R., & Hsiao, C. Y. L. (2018). Extremal dependence tests for contagion. *Econometric Reviews*, 37(6), 626–649. <http://dx.doi.org/10.1080/07474938.2015.1122270>

Fry-McKibbin, R., Hsiao, C. Y. -L., & Tang, C. (2014). Contagion and Global Financial Crises: Lessons from Nine Crisis Episodes. *Open Economies Review*, 25, 521–570. <https://doi.org/10.1007/s11079-013-9289-1>

Fry-McKibbin, R., Greenwood-Nimmo, M., Hsiao, C. Y. -L., & Qi, L. (2022). Higher-order comoment contagion among G20 equity markets during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 45, 102150. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102150>

Gallegati, M. (2012). A wavelet-based approach to test for financial market contagion. *Computational Statistics & Data Analysis*, 56(11), 3491–3497. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2010.11.003>

Gong, X., Jin, Y., & Liu, T. (2023). Analyzing pure contagion between crude oil and agricultural futures markets. *Energy*, 269, 126757. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.126757>

Grillini, S., Ozkan, A., & Sharma, A. (2022). Static and dynamic liquidity spillovers in the Eurozone: The role of financial contagion and the Covid-19 pandemic. *International Review of Financial Analysis*, 83, 102273. <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102273>

Guidolin, M., & Pedio, M. (2017). Identifying and measuring the contagion channels at work in the European financial crises. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 48, 117–134. <https://doi.org/10.1016/J.INTFIN.2017.01.001>

Hassan, K., Hoque, A., Gasbarro, D., & Wong, W.-K. (2023). Are Islamic stocks immune from financial crises? Evidence from contagion tests. *International Review of Economics & Finance*, 86, 919–948. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.08.004>

Hui, E. C. M., & Chan, K. K. K. (2012). Are the global real estate markets contagious? *International Journal of Strategic Property Management*, 16(3), 219–235. <https://doi.org/10.3846/1648715X.2011.645904>

Jensen, G. R., Johnson, R. R., & Mercer, J. M. (2000). Efficient use of commodity futures in diversified portfolios. *Journal of Futures Markets*, 20, 489–506. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9934\(200005\).20:5<489::AID-FUT5>3.0.CO;2-A](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9934(200005).20:5<489::AID-FUT5>3.0.CO;2-A)

Ji, Q., & Fan, Y. (2012). How does oil price volatility affect non-energy commodity markets? *Applied Energy*, 89(1), 273–280. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.07.038>

Kang, W., Tang, K., & Wang, N. (2023). Financialization of commodity markets ten years later. *Journal of Commodity Markets*, 30, 100313. <https://doi.org/10.1016/j.jcomm.2023.100313>

Marsiglio, S., Bucci, A., La Torre, D., & Liuzzi D. (2019). Financial contagion and economic development: an epidemiological approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 162, 211–228. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jebo.2018.12.018>

Nepp, A., Karpeko, F. (2022). Hype as a Factor on the Global Market: The Case of Bitcoin. *Journal of Behavioral Finance*, 25(1), 1–14. <https://doi.org/10.1080/15427560.2022.2073593>.

Nepp, A., Okhrin, O., Egorova, J., Dzhuraeva, Z., Zykov, A. (2022). What threatens stock markets more — The coronavirus or the hype around it? *International Review of Economics & Finance*, 78, 519–539. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.12.007>

Roy, R. P., & Roy, S. S. (2017). Financial contagion and volatility spillover: An exploration into Indian commodity derivative market. *Economic Modelling*, 67, 368–380. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.02.019>

Silvennoinen, A., & Thorp, S. (2013). Financialization, crisis and commodity correlation dynamics, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 24, 42–65. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2012.11.007>

Tang, K., & Xiong, W. (2012). Index investment and the financialization of commodities. *Financial Analysts Journal*, 68 (6), 54–74. <https://doi.org/10.2469/faj.v68.n6.5>

Xue, J. Y., Hsiao, C. Y. -L., Li, P., & Chui, C. M. (2024). Higher-order contagion effects in Russian fuel export markets: Evidence from COVID-19 pandemic and Russia-Ukraine war. *Energy Strategy Reviews*, 53, 101419. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101419>

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. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2015.11.002>

Zhu, Z., Ji Q., Sun, L., & Zhai, P. (2020). Oil price shocks, investor sentiment, and asset pricing anomalies in the oil and gas industry. *International Review of Financial Analysis*, 70, 101516. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101516>

References

Malkina, M. Yu. (2023). Financial contagion from oil shocks during the pandemic: a cross-sector analysis. *Terra Economicus*, 21(2), 6–22. <https://doi.org/10.18522/2073-6606-2023-21-2-6-22>

Malkina, M. Yu., & Ovcharov, A. O. (2019). Financial stress index as a generalized indicator of financial instability. *Financial journal*, 49(3), 38–54. <http://dx.doi.org/10.31107/2075-1990-2019-3-38-54>

Pivnickaya, N., & Teplova, T. (2021). DCC-GARCH-Model for identifying long-term and short-term effects of financial contagion in response to the credit rating updates. *Economics and Mathematical Methods*, 57(1), 113–123. <https://doi.org/10.31857/S042473880014080-7>