

Прикладная эконометрика, 2026, т. 81, с. 46–67.
Applied Econometrics, 2026, v. 81 pp. 46–67.
DOI: 10.22394/1993-7601-2026-81-46-67
EDN: EOEBEY

Т. Ракич, Л.В. Гадасина¹

Исследование механизма распространения шоков на российских товарных биржах (на примере Московской биржи)

События последнего двадцатилетия показали, что самые масштабные кризисы были спровоцированы внешними шоками, в распространении которых значимую роль сыграли финансовый рынок и рынки сырьевых товаров. Данная работа стремится выявить и описать механизмы распространения шоков на примере товарного рынка Московской биржи. В рамках исследования рассматриваются временные ряды волатильности товарных фьючерсных контрактов за период с января 2021 г. по февраль 2025 г. и используется недавно появившаяся методика оценки связности, основанная на TVP-VAR модели. Данная работа расширяет анализ механизмов распространения шоков на российских финансовых рынках в двух аспектах: применение методики оценки связности и анализ данных товарного рынка Московской биржи. Показано, что нефть выступает источником изменений, которые передаются на драгоценные металлы, а газ в рассматриваемом периоде оставался относительно независимым от других товаров.

Ключевые слова: механизм распространения; внешний шок; товарная биржа; Московская биржа; волатильность; фьючерсный контракт; методика оценки связности; TVP-VAR.

JEL classification: C32; C50; G11; G13.

1. Введение

События последних лет, повлиявшие на экономическую обстановку в России, подтвердили силу влияния, которое на экономику могут оказать внешние по отношению к ней события. Последствия пандемии COVID-19 и событий 2022 г. почти моментально распространились во всех сферах экономической деятельности, вызывая потрясения как в реальном секторе, так и на финансовом рынке. Ни бизнес, ни частные инвесторы, ни потребители не являются защищенными от эффектов внешних шоков. Последнее двадцатилетие российской экономики характеризуется повторяющимися периодами экономических кризисов большого масштаба. В таких условиях интерес экономических субъектов лежит в поиске решения, позволяющего определить стратегию минимизации риска наступления неблагоприятных

¹ Ракич Тина — Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург; rakic.tina@outlook.com.
Гадасина Людмила Викторовна — Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург; l.gadasina@spbu.ru.

событий вследствие воздействия внешних шоков в будущем, и предложить способ минимизации потерь в случае реализации этого риска для компаний, инвесторов или государства.

Одним из возможных направлений, способствующих решению этих задач, является анализ механизмов распространения внешних шоков в российской экономике. Понимая способы распространения внешних потрясений и ключевых субъектов, передающих данные шоки или наиболее подверженных изменениям в кризисные периоды, во-первых, бизнес заранее может построить стратегию, позволяющую ему сохранить независимость функционирования, во-вторых, государство может вовремя разработать регуляторные политики, позволяющие контролировать каналы передачи нежелательных последствий в периоды кризиса, а в-третьих, инвесторы получают возможность выбора инвестиционной стратегии, обеспечивающей максимальную диверсификацию их портфелей. Таким образом, задача выявления и описания механизмов распространения шоков становится одним из ключевых аспектов в управлении рисками ряда экономических субъектов.

Отличительной особенностью российской экономики является значимая роль финансового рынка и сырьевых товаров в распространении последствий экономических кризисов на реальный сектор экономики страны (Лякин, 2018; Малкина, 2023; Овчаров, Терехов, 2024). С учетом этого, задача анализа механизмов распространения шоков на товарных биржах России становится крайне актуальной для бизнеса, инвесторов и государства.

Особый интерес представляют товарные фьючерсные контракты, используемые для хеджирования рисков и проведения спекуляции с ценами на сырьевые товары, такие как нефть, падение цен на которую в прошлом сопровождалось началом масштабных экономических кризисов. Крупнейшим организатором торгов товарными фьючерсными контрактами в России является Московская биржа, что послужило основанием для ее выбора при проведении настоящего исследования, целью которого является выявление и описание механизмов распространения шоков на примере товарного рынка Московской биржи.

Специфичность объекта и предмета исследования вместе с требованием интерпретируемости результатов проводимого анализа обуславливают применение эконометрического подхода к анализу данных. В работе использован недавно появившийся подход эконометрического анализа временных рядов — методика оценки связности, предназначенная для анализа распространения влияний внешних шоков в экономических системах.

Работа состоит из шести разделов. Во втором разделе представлен обзор зарубежной и российской литературы по исследованию механизмов распространения шоков с акцентом на используемые подходы и методы. Третий раздел дает детальное представление о методологии исследования. Четвертый содержит описание используемых данных, а пятый — описание полученных эмпирических результатов и выявленных механизмов распространения шоков. В заключительном разделе представлены итоги исследования и возможные рекомендации инвесторам или компаниям, имеющим активы на товарной секции Московской биржи или при построении их будущих стратегий.

2. Обзор литературы

В периоды экономических кризисов, которые зачастую вызваны событиями, не имеющими экономического характера, одновременно происходят изменения на нескольких рынках и в нескольких отраслях. Эти события обычно кажутся несвязанными между собой.

Ситуация, при которой изменения, происходящие на одном рынке, способны вызвать изменения других рынков, являющихся, на первый взгляд, не зависимыми друг от друга, в экономической литературе получила название «эффект перелива» (spillover effect). Этот эффект тесно связан с понятием системного риска, поскольку шоки, повлиявшие на отдельную часть системы, способны распространиться на систему целиком, нарушая ее равновесное состояние, что повышает риски участников рынка.

Экономические системы характеризуются сегодня большим числом взаимосвязей их участников, что затрудняет задачу отслеживания результатов действий отдельных экономических субъектов. Связи, существующие между экономическими субъектами, являются причиной мгновенного распространения внешних шоков в системе, вызывая масштабные последствия. Интерес как бизнеса, так и государства лежит в использовании способов, позволяющих выявить основные связи между экономическими субъектами и получить оценку рисков, которые эти связи приносят. Таким образом, понятие «связности» приобретает ключевую роль в современных подходах управления риском (Diebold, Yilmaz, 2014).

Начиная с Азиатского кризиса 1997 г., а особенно после Мирового финансового кризиса 2008 г., актуальным стал вопрос изучения механизмов распространения их последствий (Diebold, Yilmaz, 2009) и стало понятно, что растущие финансовые взаимосвязи сыграли ключевую роль в их распространении и тяжести исходов. Показано, что выявление определенных взаимосвязей на финансовых рынках может служить индикатором наступления кризисов (Minoiu et al., 2015). Особую актуальность данное направление исследований приобретает в современных условиях финансиализации² экономики. В данном контексте большой интерес представляют товарные рынки, одновременно являющиеся основным компонентом реального сектора экономики (Diebold et al., 2017) и обладающие высокой степенью финансиализации, т. к. являются одним из ключевых классов активов, используемых инвесторами (Cunado et al., 2024; Zhang, Broadstock, 2020).

Для российской экономики, реальный сектор которой зависит от рынков сырьевых товаров и сельскохозяйственной продукции, отслеживание финансовых взаимосвязей на товарных рынках несет дополнительную ценность как для бизнеса, так и для инвесторов и государства. Мониторинг связности на товарных рынках позволяет государству более эффективно разрабатывать регуляторные и антикризисные политики, что в результате может повлечь более благоприятные условия для функционирования бизнеса. В то же время для инвесторов, частных лиц или компаний анализ связности способен предоставить дополнительную информацию о способах диверсификации портфеля и минимизации рисков (Diebold et al., 2017). Для компаний добывающих и сельскохозяйственных отраслей анализ связности полезен при построении стратегий управления финансовым риском. Понимание взаимосвязей игроков финансового рынка дает таким компаниям дополнительные средства обеспечения стабильности цен на их продукцию, в том числе, защиту от спекуляции (De Jong et al., 2022) и возможность минимизации рисков потерь дохода, что особенно важно для нефтегазовых компаний, являющихся активными участниками срочного рынка фьючерсных контрактов (Vansteenkiste, 2011). При этом необходимо иметь в виду, что для экономических субъектов ценность имеет не столько количественная оценка связности, сколько интерпретация механизмов распространения шоковых воздействий, которую можно получить на ее основе.

² Под финансиализацией понимается процесс, при котором растет объем финансовых сделок и влияние участников финансовых рынков.

Предложенная в (Diebold, Yilmaz, 2009, 2012, 2014) методика оценки связности (Connectedness Approach) представляет собой единый эконометрический подход, позволяющий решить задачу ее измерения. В отличие от подходов, основанных на корреляции и дающих оценку с большей или меньшей степенью абстракции, методика оценки связности позволяет конкретно ответить на вопрос «Какая доля шоков элемента i вызвана шоками, повлиявшими на элемент j ?» (Demirer et al., 2018) благодаря использованию моделей векторной авторегрессии VAR(p) с последующим разложением дисперсии ошибок прогноза (GFEVD). Методика приобрела большую популярность у исследователей и использовалась для анализа:

1) масштабных шоковых событий, повлиявших на мировые рынки, таких как Мировой финансовый кризис (Demirer et al., 2018; Zhang, Broadstock, 2020) и пандемия COVID-19 (Tiwari et al., 2022);

2) мирового товарного рынка (Diebold et al., 2017; Cunado et al., 2024);

3) рынков источников энергии (Tiwari et al., 2022; Balli et al., 2023);

4) некоторых национальных рынков, в частности, Индии (Mishra, Ghate, 2022) и Турции (Ari, 2022).

Также в литературе появилось много вариаций методики оценки связности, адаптирующих ее под различные виды эконометрических моделей, например, LASSO-VAR (Demirer et al., 2018), TVP-VAR (Antonakakis et al., 2020), DCC-GARCH (Gabauer, 2020), QVAR(p) (Chatziantonious et al., 2021), а также основанные на частотности (Baruník, Křehlík, 2018), коэффициенте R^2 (Balli et al., 2023; Naeem et al., 2024), или вариация, не зависящая от выбранной модели авторегрессии (Gabauer et al., 2023).

Несмотря на то что методика оценки связности является классическим эконометрическим подходом к анализу, в сравнении с методами машинного обучения она сохраняет преимущество при решении задачи оценки эффекта перелива. Методы машинного обучения на сегодняшний момент используются для задач получения количественных оценок системного риска (Wang et al., 2024), в том числе для конструкции «систем раннего предупреждения» экономических кризисов (Samitas et al., 2020), либо совместно с индексами, полученными по методике оценки связности, для прогнозирования направления движения цен на финансовом рынке в кризисные периоды (Lee et al., 2019). Архитектура моделей машинного обучения в виде «черного ящика» лишает их интерпретируемости, что при анализе связности является существенным недостатком. Преимуществом методики оценки связности является то, что она, в отличие от других методов, позволяет четко выявить не только существование связей между элементами системы, но и определить их направленность.

В отличие от работ зарубежных авторов, использующих данный подход, в российской литературе, за исключением (Щепелева, 2017), упоминание анализа связности отсутствует. У российских авторов понятие «связности» заменяется понятием «финансового заражения», которое исследуется с помощью скользящего коэффициента вариации (Малкина, Овчаров, 2022; Малкина, Рогачев, 2024), метода моментов (Малкина, 2023; Малкина, Рогачев, 2024), метода декомпозиции коэффициента детерминации (Малкина, Рогачев, 2024), DCC-GARCH модели (Малкина, 2024б), продвинутого корреляционного анализа (Овчаров, Терехов, 2024) и индексов стресса (Малкина, 2024а). Российские авторы преимущественно рассматривают финансовое заражение отраслей российской экономики (Малкина, 2023; Овчаров, Терехов, 2024) или российских компаний (Малкина, Овчаров, 2022; Малкина, Рогачев, 2023), а при исследовании заражения товарных рынков для анализа используются только данные международных бирж (Малкина, 2024а, б).

Настоящее исследование способствует расширению российской литературы, посвященной анализу связности на финансовых рынках, в двух направлениях: применении методики оценки связности (вариации, предложенной в (Antonakakis et al., 2020)) и анализе данных непосредственно российского товарного рынка (товарного рынка Московской биржи).

3. Методология исследования

В настоящей работе использована вариация методики оценки связности из (Antonakakis et al., 2020), основанная на TVP-VAR модели. Исходная методика (Diebold, Yilmaz, 2009, 2012, 2014) состоит из трех шагов и заключается в применении особого подхода к агрегированию результатов стандартных методов интерпретации векторной авторегрессии (Zhang, Broadstock, 2020).

Первый шаг предполагает оценку коэффициентов векторной авторегрессионной модели на выбранном для анализа множестве переменных. Оценка коэффициентов системы эконометрических уравнений сопровождается проблемой эндогенности, когда влияние независимой переменной на зависимую не может быть интерпретировано, поскольку опущены факторы, влияющие на зависимую переменную, из-за чего полученные оценки являются смещенными. Стандартная в таких ситуациях практика ввода ограничений на форму уравнений или коэффициентов искажает правдоподобность полученных оценок. Для решения данной проблемы в (Sims, 1980) была предложена модель векторной авторегрессии VAR(p), которая может быть оценена без дополнительных ограничений. Данная модель может быть оценена методом наименьших квадратов и требует стационарности матрицы ковариаций. Необходимость выполнения данного свойства может стать препятствием для применения методики оценки связности на длительном промежутке времени, т.к. естественно предполагать, что под влиянием шоков могут измениться не только значения анализируемых переменных, но и их дисперсии.

Модификация модели векторной авторегрессии TVP-VAR(p), предложенная в (Primiceri, 2005), является более гибкой по отношению к классической VAR(p) модели. Она позволяет коэффициентам системы и матрице ковариаций изменяться во времени, и таким образом подстраиваться под имеющиеся данные, что увеличивает вычислительную сложность реализации модели. Это приводит к тому, что на практике используются TVP-VAR(p) модели с небольшим числом лагов по отношению к обычной VAR(p) модели (Lubik, Matthes, 2015). TVP-VAR(1) модель математически можно представить как

$$y_t = B_t y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t), \quad (1)$$

$$vec(B_t) = vec(B_{t-1}) + v_t, \quad v_t \sim N(0, S_t),$$

где y_t , y_{t-1} и ε_t — векторы длины k , B_t и Σ_t — матрицы размера $k \times k$, vec — оператор векторизации матрицы, $vec(B_t)$ и v_t — векторы длины k^2 , а S_t — матрица размера $k^2 \times k^2$.

Из-за большого числа коэффициентов модели векторной авторегрессии являются сложно интерпретируемыми стандартным образом, поэтому второй шаг методики оценки связности предполагает переход к получению разложения дисперсии ошибок прогноза модели (generalized forecast error variance decomposition, GFEVD), представленного в (Koop et al.,

1996; Pesaran, Shin, 1998). Для разложения дисперсии сначала необходимо получить представление модели векторной авторегрессии в виде модели скользящего среднего согласно теореме Вольда. Далее выбирается шаг прогноза построенной модели H , оценивается ошибка прогноза на H шагов вперед, которая потом декомпозируется. Обозначим через d_{ij}^{gH} долю ошибки в прогнозе переменной i из-за шоков в переменной j , т.е.

$$d_{ij,t}^{gH} = \frac{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_{h,t} \Sigma_t e_j)^2}{(e_j' \Sigma_t e_j) \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_{h,t} \Sigma_t A_{h,t}' e_i)}, \quad (2)$$

где e_i — вектор длины K с i -м элементом, равным 1, и остальными нулевыми, $A_{h,t}$ — матрица коэффициентов в соответствии с представлением модели в виде скользящего среднего, Σ_t — матрица ковариаций ошибок. В общем случае сумма разложений ошибки прогноза переменной i не равна единице, т.е. $\sum_{j=1}^K d_{ij,t}^{gH} \neq 1$, поэтому методика оценки связности на втором шаге дополнительно требует нормализацию полученных значений:

$$\tilde{d}_{ij,t}^{gH} = \frac{d_{ij,t}^{gH}}{\sum_{k=1}^K d_{ik,t}^{gH}}. \quad (3)$$

Третий шаг методики оценки связности предполагает непосредственное получение индексов связности в пригодной для интерпретации форме. Его суть состоит в агрегировании полученных коэффициентов разложения дисперсии ошибок в таблицу связности с элементами $\tilde{d}_{ij,t}^{gH}$, внедиагональные элементы которой отражают доли ошибок прогноза, порожденных взаимодействиями элементов системы, в то время как диагональные элементы представляют долю ошибки прогноза, вызванных изменением самих переменных.

Таким образом построенная таблица позволяет получить индексы связности. Элементы, расположенные в строках, отражают попарные связности (pairwise directional connectedness) от y_j к y_i : $C_{i \leftarrow j,t}^H = \tilde{d}_{ij,t}^{gH}$, т.е. долю ошибки прогноза элемента y_i , вызванную изменением элемента y_j . Разность индексов попарных связностей от y_j к y_i и от y_i к y_j позволяет получить чистую попарную связность между y_i и y_j (Net Pairwise Directional Connectedness):

$$NPDC_{ij,t} = C_{ij,t}^H = C_{j \leftarrow i,t}^H - C_{i \leftarrow j,t}^H. \quad (4)$$

Положительная чистая попарная связность элементов y_i и y_j ($NPDC_{ij,t} > 0$) означает, что y_i влияет на y_j и по отношению к y_j является «передатчиком» шоков, т.е. изменения элемента y_i передаются на элемент y_j . В случае отрицательной связи ($NPDC_{ij,t} < 0$) верно обратное, и элемент y_i находится под влиянием элемента y_j , т.е. является «получателем» шоков.

Суммы внедиагональных элементов таблицы связности по строкам и столбцам позволяют получить индексы связности FROM и TO соответственно. Индекс связности $FROM_{i,t}$, полученный по формуле

$$FROM_{i,t} = C_{i \leftarrow *,t}^H, \quad (5)$$

демонстрирует совокупное влияние других элементов на y_i . Индекс связности $TO_{i,t}$ является противоположным индексу $FROM_{i,t}$ и показывает долю шоков, которую y_i передает другим элементам системы:

$$TO_{i,t} = C_{\bullet \leftarrow i,t}^H. \quad (6)$$

По аналогии с чистой попарной связностью можно получить чистую совокупную связность y_i (net total directional connectedness) как разность индексов связности $TO_{i,t}$ и $FROM_{i,t}$, т.е.

$$NET_{i,t} = TO_{i,t} - FROM_{i,t} = C_{\bullet \leftarrow i,t}^H - C_{j \leftarrow \bullet,t}^H. \quad (7)$$

Если чистая совокупная связность y_i положительная ($NET_{i,t} > 0$), то y_i является «передатчиком» шоков в системе, вызывая изменения других ее элементов. Если же чистая совокупная связность y_i оказывается отрицательной ($NET_{i,t} < 0$), то y_i выступает в роли «получателя» шоков, и его поведение определяется поведением других элементов системы.

Расчет индексов связности FROM и TO позволяет получить индекс совокупной связности системы — индекс TCI (Total Connectedness Index) — как среднего данных индексов:

$$TCI_t = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K TO_{i,t} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K FROM_{i,t}. \quad (8)$$

Индекс совокупной связности показывает, какую долю шоков в среднем каждый элемент передает другим участникам системы или получает от них, и, тем самым, является мерой рыночного риска (Cunado et al., 2024). Чем выше индекс совокупной связности, тем выше риск наступления эффекта перелива и расширения последствий внешних шоков в системе.

Как показал Gabauer (2021), полученный таким образом индекс связности будет лежать в интервале $[0, (K-1)/K]$. Для удобства интерпретации необходимо провести его стандартизацию, которая позволит получить значения индекса совокупной связности в интервале $[0, 1]$:

$$cTCI_t = \frac{K}{K-1} TCI_t = \frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^K TO_{i,t} = \frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^K FROM_{i,t}. \quad (9)$$

В дальнейшем, при обсуждении значений индекса совокупной связности всегда будет иметься в виду его стандартизированный вариант.

4. Данные

В настоящем исследовании использованы данные о торговле расчетными фьючерсными контрактами на Московской бирже, полученные сбором сведений об итогах торгов товарной секции биржи за период с 4 января 2021 г. по 28 февраля 2025 г. На момент проведения исследования на Московской бирже торговалось 15 различных товаров. Параметры рассмотренных контрактов представлены в Приложении.

В дальнейшем анализе центральное место занимает не цена фьючерсного контракта, а ее волатильность, поскольку она позволяет более четко отслеживать влияние кризисов. Во время кризисов, под воздействием шоков, волатильность на финансовом рынке быстро растет, отражая ожидания и страх инвесторов. Таким образом, оценка связности волатильности товаров

превращается в оценку страха инвесторов потерять свои вложения (Diebold, Yilmaz, 2014). Это позволяет использовать ее в качестве инструмента обнаружения воздействия шоков на рынке, что, в свою очередь, дает возможность не только выявлять периоды кризисов, но и отслеживать воздействия эффекта перелива (Diebold, Yilmaz, 2012), что соответствует цели настоящего исследования.

Для создания рядов волатильности из сведений об итогах торгов расчетными фьючерсными контрактами потребовалось агрегировать сведения о ценах контрактов в непрерывные временные ряды цен. Эти ряды были созданы с использованием метода взвешивания по количеству открытых позиций. Данный способ не предполагает наличие периода перехода между контрактами и определяет вклад фьючерсного контракта в итоговую цену товара пропорционально его ликвидности, т.к. у наиболее ликвидных контрактов, как правило, наибольшее количество открытых позиций.

Непрерывные ряды цен открытия и закрытия торгов, минимальной и максимальной дневной цены, полученные в результате агрегирования информации о цене фьючерсных контрактов, использованы для вычисления рядов волатильности товаров. В работе (Garman, Klass, 1980) показано, что оценка волатильности, основанная на всех четырех перечисленных видах цен, является почти в восемь раз эффективнее оценки волатильности, основанной только на ценах закрытия торгов. Аналитическим путем получена оценка волатильности

$$\hat{\sigma}_{it}^2 = 0.511 \cdot (H_{it} - L_{it})^2 - 0.019 \cdot [(C_{it} - O_{it})(H_{it} - L_{it} - 2O_{it}) - 2(H_{it} - O_{it})(L_{it} - O_{it})] - 0.383 \cdot (C_{it} - O_{it})^2, \quad (10)$$

где O_{it} , H_{it} , L_{it} , C_{it} — логарифмы цены открытия, максимальной дневной цены, минимальной дневной цены и цены закрытия для товара i в день t соответственно. Данная оценка использована в (Demirer et al., 2018; Diebold et al., 2017) для расчета волатильности с целью последующего применения методики оценки связности. Оценки волатильности, основанные на диапазоне цен за некоторый период, являются робастными к погрешностям измерений, что нельзя сказать об оценках волатильности, полученных на основе большей дискретизации интервала проведения торгов (Alizadeh et al., 2002). Таким образом, использование оценки волатильности Гармана–Класса, основанной на дневном диапазоне цен фьючерсного контракта, позволяет получить робастные оценки волатильности рассматриваемых товаров.

В процессе анализа автокорреляционных функций полученных рядов были обнаружены элементы сезонности, которые можно отнести к эффекту дня недели. Чаще всего встречается сравнение доходностей в понедельник и в пятницу, где в понедельник наблюдается ее существенное снижение, а в пятницу — рост. В (Qadan, Idilbi-Bayaa, 2021) подтверждается наличие эффекта дня недели для индексов волатильности нефти, золота, серебра и акций энергетической отрасли, а в (Meek, Hoelscher, 2023; Singal, Tayal, 2020) выявлен данный эффект для фьючерсных контрактов, в том числе товарных. Наличие эффекта выходного дня при анализе фондовых индексов Московской биржи подтверждается в (Ватрушкин, 2014; Валько, 2018). Поэтому для проверки стационарности рядов был использован Augmented HEGY тест (Castro et al., 2012), применяемый для выявления и анализа сезонных единичных корней. Тест показал необходимость перехода к первым разностям рядов волатильности для проведения дальнейшего исследования и обеспечения свойства стационарности в исследуемых сценариях.

5. Эмпирические результаты

В данном разделе описаны результаты использования TVP-VAR вариации методики оценки связности пяти различных временных периодов. За весь период наблюдений, с января 2021 г. по февраль 2025 г., рассмотрено взаимодействие нефти, газа, драгметаллов и сахара-сырца, после чего выборка разделена на четыре отдельных периода в зависимости от даты начала торгов соответствующих инструментов:

- 1) за период 04.01.2021–30.08.2022 проанализированы временные ряды волатильности нефти, газа, драгметаллов и сахара-сырца;
- 2) за период 31.08.2022–18.09.2023 в перечень анализируемых товаров включена пшеница;
- 3) за период 19.09.2023–07.10.2024 присоединены российский сахар и российское золото;
- 4) за период 08.10.2024–28.02.2025 в анализ вошли какао и цветные металлы.

Во всех рассмотренных периодах используемые временные ряды обладают свойством стационарности. Выделение подвыборок по периодам не нарушает отмеченные статистические свойства. Использована модель TVP-VAR с лагом 1 и прогнозом на 10 шагов вперед. Выбор лага осуществлен в соответствии с Байесовским информационным критерием (BIC). Проведен анализ, на основе которого подтверждено, что описанные далее результаты являются робастными к изменению лага модели и шага прогноза.

5.1. Сценарии I и II: анализ торгов нефтью, газом, драгметаллами и сахаром-сырцом за периоды январь 2021 — февраль 2025 и 04.01.2021–30.08.2022

В таблице 1 представлены усредненные оценки связности нефти, газа, драгметаллов и сахара-сырца за период с января 2021 г. по февраль 2025 г. Значение индекса совокупной связности (TCI) представлено в правом нижнем углу таблицы. Индекс TCI равен 34.94%, т. е. в среднем за данный период 34.94% шоков, полученных одним из товаров, распространялись на другие товары. Предпоследняя строка табл. 1, в которой представлены значения индекса TO по товарам, показывает, что главным передатчиком шоков выступает серебро, за которым следует золото. В среднем 49.76% изменений волатильности серебра и 49.63% изменений волатильности золота распространяются на другие товары. Индекс FROM в самом правом столбце табл. 1 составляет 44.88% для золота и 43.84% для серебра, что в контексте методики оценки связности указывает на роль данных металлов в качестве главных получателей шоков. Эти цифры ставят под сомнение традиционную роль золота как товара для хеджирования рисков инвесторов, т. к. возникает вопрос, насколько рациональным является использование в качестве инструмента хеджирования товара, наиболее подверженного влиянию внешних шоков. Аналогичная ситуация наблюдается с платиной и палладием, которые следуют за золотом и серебром и как получатели, и как передатчики шоков. Наиболее подверженными влиянию изменений волатильности золота и серебра оказываются нефть и палладий, которые в среднем получают 5–7% шоков от данных металлов.

На основе табл. 1 построен граф связности (рис. 1)³. Рисунок 1а представляет полную версию графа, 1б — сокращенную, где для наглядности удалены все ребра, которым

³ Расшифровка названий товаров приведена в табл. П1 Приложения.

Таблица 1. Таблица связности сценария I

	Нефть	Газ	Золото	Серебро	Платина	Палладий	Сахар-сырец	FROM
Нефть	75.21	2.66	6.96	5.09	4.83	3.30	1.95	24.79
Газ	2.91	84.52	2.03	3.38	2.40	2.80	1.96	15.48
Золото	4.96	1.34	55.12	21.91	10.48	4.37	1.81	44.88
Серебро	3.46	2.19	21.43	56.16	11.28	3.76	1.72	43.84
Платина	4.27	2.13	11.31	11.81	61.54	6.87	2.08	38.46
Палладий	3.22	2.80	5.71	5.10	8.94	72.16	2.06	27.84
Сахар-сырец	2.34	2.26	2.20	2.47	2.88	2.21	85.64	14.36
ТО	21.17	13.38	49.63	49.76	40.83	23.30	11.58	TCI
NET	-3.62	-2.10	4.75	5.93	2.36	-4.54	-2.78	34.94

соответствуют значения таблицы связности, меньшие 5.0. После выделения наиболее значимых взаимосвязей, газ и сахар-сырец оказываются не связанными с другими товарами. В то же время другие товары достаточно тесно связаны ребрами графа. Это позволяет сделать вывод об относительной независимости газа и сахара-сырца в рамках данной системы.

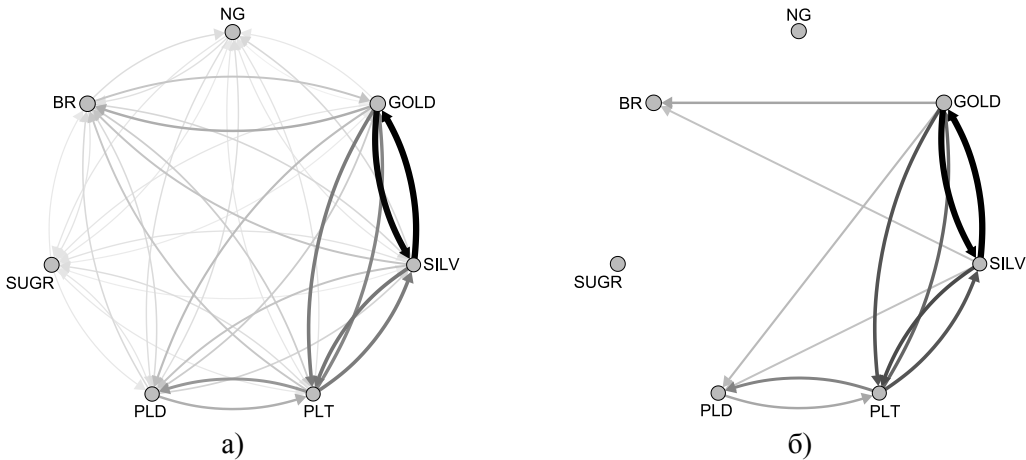


Рис. 1. Граф связности, составленный на основе табл. 1:
а) полный граф; б) граф после выделения наиболее значимых взаимосвязей

Использование модели TVP-VAR позволяет отследить изменение индексов связности в динамике без потери наблюдений, что дает возможность получить значения индексов TCI, FROM и TO для каждого наблюдения в выборке и индексов FROM и TO для каждого отдельного товара. Рисунок 2 показывает, что значение TCI практически в течение всего промежутка времени в сценарии I колеблется в диапазоне 20–40%. Максимальное значение рыночного риска (63.41%) было достигнуто в феврале 2022 г. Данное повышение связности не имело структурного характера, т.к. до конца года произошло значительное снижение совокупной связности. Любые повышения связности наступали внезапно, после чего достаточно быстро уменьшались, не оставаясь на высоких уровнях. Это говорит о том, что любые шоки имели краткосрочный характер. Их сила была недостаточной для вызывания структурных сдвигов связности на рынке.

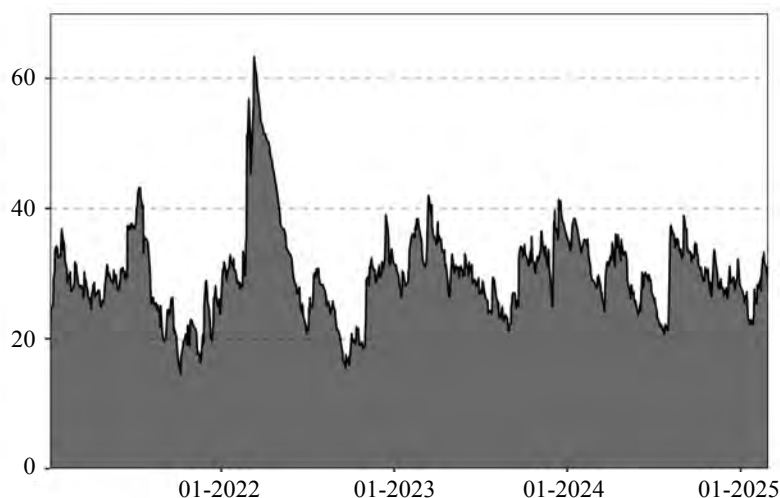


Рис. 2. Динамика изменения совокупной связности (ТСІ) нефти, газа, драгметаллов и сахара-сырца за период январь 2021 — февраль 2025

Графики индексов ТО и FROM, представленные на рис. 3, дают представление о динамике передачи и приема шоков каждого из товаров за период с 4 января 2021 г. по 30 августа 2022 г. В динамике всех товаров заметно сильное, но краткосрочное повышение индексов ТО и FROM в начале 2022 г. Особенно сильно выросли значения индекса ТО для нефти и драгметаллов и индекса FROM для сахара-сырца, что свидетельствует о большой доле

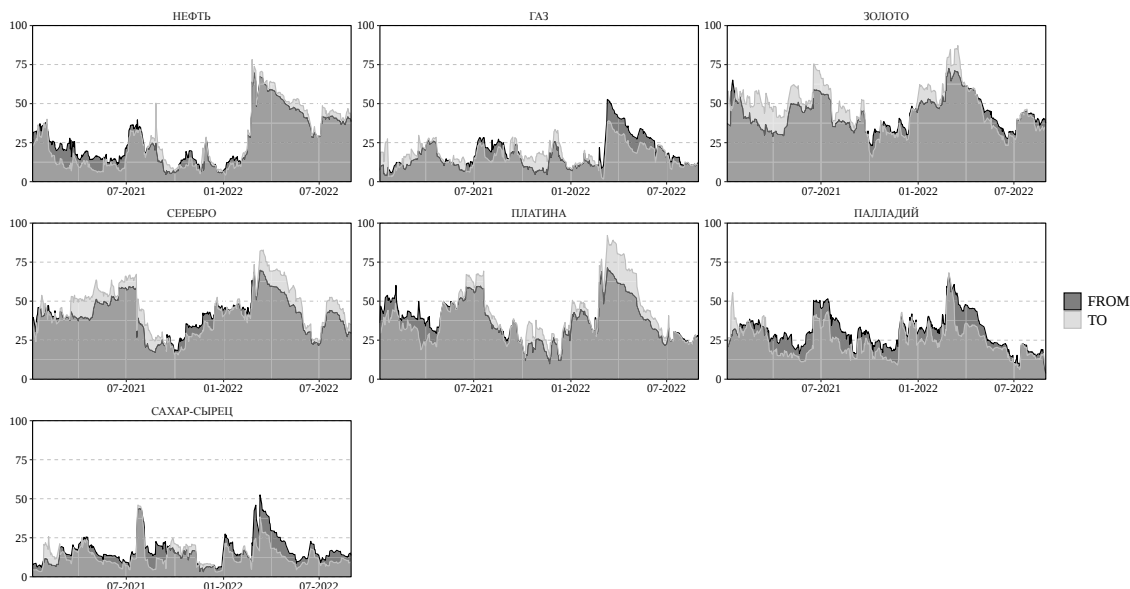


Рис. 3. Динамика изменений индексов FROM и ТО нефти, газа, драгметаллов и сахара-сырца за период 04.01.2021–30.08.2022

изменений, переданных в систему нефтью и драгметаллами, последствия которых оказали влияние и на сахар-сырец. Больше 50% изменений волатильности сахара-сырца и газа было вызвано воздействием шоков. Рисунок 3 еще раз демонстрирует, что события 2022 г. не оказали влияния структурного характера на совокупную связность, как это было с Мировым финансовым кризисом (Zhang, Broadstock, 2020).

5.2. Сценарий III: анализ торгов нефтью, газом, драгметаллами, сахаром-сырцом и пшеницей за период 31.08.2022–18.09.2023

С 31 августа 2022 г. на Московской бирже начались торги расчетными фьючерсами на пшеницу. Построенная по результатам применения методики оценки связности табл. 2 показывает, что за период от начала торгов пшеницей до 18 сентября 2023 г. средняя совокупная связность повысилась незначительно, до 37.70%. Главным передатчиком шоков являлось золото, которое 52.48% изменений волатильности распространяло на других участников системы, как показывает строка с усредненным индексом ТО таблицы связности. Главный получатель шоков — серебро, индекс FROM которого равен 52.51%.

Анализ индекса TCI говорит о том, что в данном периоде не наблюдается существенного влияния внешних шоков, которое привело бы к росту совокупной связности. Индекс ТО свидетельствует о том, что в конце 2022 г. сахар-сырец, газ и пшеница были подвержены сильным изменениям волатильности, из-за чего они кратковременно передавали в систему значительную долю шоков. Индекс FROM нефти и драгметаллов выше индекса ТО, что говорит об их большой подверженности шокам. Также был резкий скачок индекса ТО пшеницы, который можно объяснить выходом рынка данного товара из равновесия к концу 2022 г. Предложение пшеницы сильно превышало спрос, из-за чего цена товара падала⁴. Для обеспечения прибыли экспортеров начались спекуляции на бирже, вызвавшие изменения ее волатильности, что отразилось на других товарах. Поэтому пшеница приняла роль пере-

Таблица 2. Таблица связности сценария III

	Нефть	Газ	Золото	Серебро	Платина	Палладий	Сахар-сырец	Пшеница	FROM
Нефть	66.05	3.97	8.48	6.21	4.72	2.44	3.93	4.21	33.95
Газ	3.46	78.03	2.23	2.08	2.83	3.37	3.11	4.89	21.97
Золото	6.14	2.72	54.05	21.44	7.41	4.05	2.22	1.97	45.95
Серебро	4.90	1.27	22.75	47.49	13.48	3.00	4.50	2.60	52.51
Платина	4.36	3.97	10.04	13.34	56.83	6.11	3.84	1.52	43.17
Палладий	2.91	3.10	4.90	4.05	9.11	68.83	2.53	4.57	31.17
Сахар-сырец	2.37	2.44	2.17	2.79	2.07	1.42	84.08	2.66	15.92
Пшеница	3.80	4.47	1.90	2.20	1.32	2.00	3.57	80.75	19.25
ТО	27.94	21.93	52.48	52.11	40.94	22.38	23.69	22.43	TCI
NET	-6.02	-0.04	6.53	-0.40	-2.23	-8.79	7.77	3.17	37.70

⁴ <https://www.agroinvestor.ru/markets/news/38695-eksportnye-tseny-na-rossiyskuyu-pshenitsu-snizilis-do-urovnya-yanvarya-2022-goda/>.

датчика шоков. К концу периода совокупная связность системы уменьшилась, что можно объяснить отсутствием внешних шоков, которые подтолкнули бы эффект перелива и вызвали рост индексов связности.

5.3. Сценарий IV: анализ торгов нефтью, газом, драгметаллами, сахаром-сырцом, пшеницей, российским сахаром и российским золотом за период 19.09.2023–08.10.2024

Хотя торговля расчетными фьючерсами на российское золото началась 28 июня 2023 г., в целях сохранения стационарности рядов для оценки связности российское золото включено в анализ с 19 сентября 2023 г. В этот день в обращение вошел и расчетный фьючерс на российский сахар. Средняя совокупная связность нефти, газа, драгметаллов, сахара-сырца, пшеницы, российского золота и российского сахара за период с 19 сентября 2023 г. по 8 октября 2024 г. выросла до 43.30% по отношению к предыдущему периоду, что объяснимо увеличением числа взаимодействующих товаров и возможностями возникновения новых взаимодействий. Главным переносчиком шоков в данном периоде выступает золото, 75.99% изменений которого вызывают изменения других товаров. Индекс ТО вырос и у серебра (до 61.73%), а на третьем месте находится российское золото (51.21%). Золото, серебро и платина сохранили роль главных получателей шоков.

На рисунке 4 изображен граф связности. Наглядно видно, что газ, российский сахар и пшеница не подвержены влиянию других товаров в системе в данном периоде. Самые сильные взаимодействия по-прежнему наблюдаются между золотом и серебром (10.38 и 19.63%), а также между данными металлами и российским золотом (9–13%). В то же время, российское золото не оказывает почти никакого влияния на нефть, но влияет на сахар-сырец, передавая ему при этом 9.27% изменений.

В данном периоде не происходило масштабных внешних событий, которые бы усилили совокупную связность системы. Тем не менее, индексы ТО и FROM говорят, что в начале периода происходили события, вызвавшие сильные изменения волатильности сначала нефти и газа, затем — платины, палладия, золота и серебра, и в конце — российского золота. Эти изменения в первую очередь отразились на сахаре-сырце, российском сахаре и пшенице.

Более ясное представление о том, как изменялась роль товара между передатчиком и получателем шоков, позволяет получить индекс NET, являющийся разностью индексов ТО и FROM. Он показывает, что распространение шоков в системе началось с нефти, газа, палладия и платины, чьи индексы NET в начале периода значительно увеличились. Затем золото и серебро стали на короткий период времени получателями шоков, но быстро начали оказывать обратное влияние, в наибольшей мере передавая шоки пшенице и сахару.

Таким образом, золото и серебро играли регуляторную роль, находясь под наибольшим влиянием других товаров в системе. С одной стороны, в периоды внешних воздействий волатильность золота и серебра начинает сильно меняться, после чего эти товары сразу начинают передавать свои изменения другим товарам, регулируя их поведение. С другой стороны, в периоды отсутствия внешних влияний изменения в волатильности золота и серебра вызывают немедленные реакции других товарных фьючерсов.

5.4. Сценарий V: анализ торгов нефтью, газом, драгметаллами, сахаром-сырцом, пшеницей, российским сахаром, золотом, какао и цветными металлами за период 08.10.2024–28.02.2025

Возможность торговли расчетными фьючерсами на цветные металлы (алюминий, медь, цинк и никель) существовала и до октября 2024 г., но она не была использована инвесторами. Торги фьючерсами на цветные металлы почти отсутствовали до 8 октября 2024 г., когда Московская биржа обновила параметры контрактов. Изменение параметров фьючерсных контрактов и начало активных торгов данными инструментами позволило включить их в рассмотрение. Также, с 24 сентября 2024 г. начались торги расчетным фьючерсом на какао, что значительно расширило диапазон «мягких» товаров на Московской бирже.

Совокупная связность в среднем в периоде с 8 октября 2024 г. по 28 февраля 2025 г. составляла 58.39%, что говорит о достаточно высокой доле системного риска. В среднем больше половины шоков, способных вызвать изменения волатильности одного из товаров, распространяются на остальных участников рынка. Главным ответственным за передачу шоков в системе является серебро, которое транслирует на другие товары в среднем 77.52% изменений. При этом необычно большая доля изменений алюминия, нефти и серебра — 62.89, 61.88 и 61.87% соответственно — вызвана другими товарами.

Для наглядности при построении графа связности в данном сценарии отброшены все взаимосвязи с значением ниже 6.00. Граф связности на рис. 5 позволяет увидеть, что сахар-сырец стал оказывать влияние на российское золото и какао. В то же время заметны связи серебра и цинка, цинка и алюминия, никеля и меди. По-прежнему наиболее сильная взаимосвязь наблюдается между золотом и серебром.

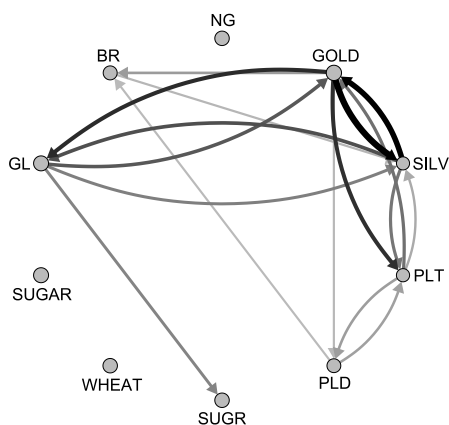


Рис. 4. Граф связности сценария IV

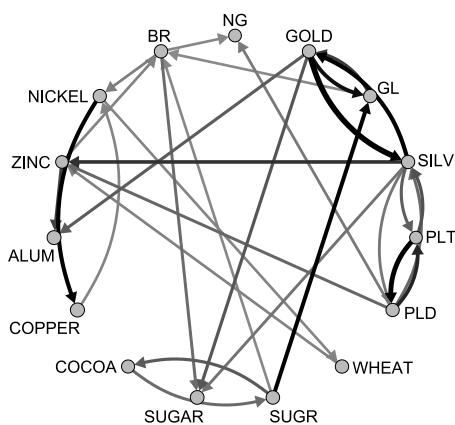


Рис. 5. Граф связности сценария V

5.5. Итоговый механизм распространения шоков на российских товарных биржах

На протяжении всех рассмотренных периодов первоначальным источником изменений выступала нефть, вызывая изменения в поведении драгметаллов, при этом сохраняя краткосрочный характер такого поведения. Драгметаллы очень быстро становились регуляторами

системы и передавали абсорбированные внешние шоки на газ, «мягкие» товары и цветные металлы. Такое поведение объясняется использованием драгметаллов для хеджирования рисков инвесторов, но в то же время ставит под сомнение эффективность данной стратегии. Поднимается вопрос о целесообразности использования золота и серебра в стратегиях минимизации рисков, т.к. при наступлении кризисов их волатильность подвержена наиболее сильным изменениям. В то же время сахар-сырец, пшеница, российский сахар и цветные металлы в значительной мере подвержены эффекту перелива в кризисные периоды. Вслед за изменением волатильности золота и серебра меняется волатильность данных товаров, что приводит к увеличению риска. Традиционно газ показывал относительную независимость при воздействии шоков на товарные рынки, что позволяет использовать фьючерс на газ как эффективный инструмент диверсификации риска инвестирования.

Выявленные механизмы распространения шоков подтверждают некоторые из уже описанных в литературе закономерностей. Наиболее сильные взаимодействия золота и серебра, а также относительная независимость газа, выявлены при анализе мировых товарных рынков (Малкина, 2024a; Diebold et al., 2017). Дополнительно, в (Diebold et al., 2017) выделен кластер цветных металлов, образованный алюминием, никелем и цинком, причем отмечена роль цинка в качестве главного передатчика шоков в данном кластере. Анализ мировых товарных рынков также подтверждает отмеченную ранее роль «мягких» товаров (пшеницы и сахара) в качестве получателей шоков (Diebold et al., 2017). Учитывая, что анализ зарубежных рынков проводился в другие периоды времени, можно считать, что на мировом товарном рынке существуют общие механизмы взаимодействия между товарами в периоды внешних шоков, которые в должной степени сохраняются и для российского рынка с некоторым влиянием национальной специфики.

6. Заключение

В условиях неопределенности экономической обстановки, когда наступление кризисов является неизбежным, изучение механизмов распространения шоков становится необходимым при разработке стратегии управления рисками бизнеса, инвесторов и государства. Финансовые рынки, сыгравшие большую роль в наступлении и распространении последствий предыдущих кризисов, занимают центральное место при изучении влияния внешних шоков, а зависимость экономики России от сырьевых товаров обусловила выбор товарных рынков для более детального изучения. В настоящей работе проведено исследование механизмов распространения шоков на примере товарной секции Московской биржи с использованием нового для анализа российских рынков подхода — методики оценки связности.

Для анализа собраны данные по итогам торгов для пятнадцати товаров, фьючерсные контракты которых в настоящее время находятся в обращении на Московской бирже, за период с января 2024 г. по февраль 2025 г. Проведена работа по агрегированию информации в единые непрерывные ряды цен по каждому товару и расчету волатильности полученных непрерывных рядов. Методика оценки связности применена к пяти различным сценариям.

Выявлено, что источником изменений в системе выступает нефть, что подтверждается ее традиционной ролью при наступлении экономических кризисов. Изменения волатильности нефти передаются на драгметаллы, начиная с золота и серебра. Золото и серебро начинают

взаимодействовать и передавать шоки платине и палладию. Наступившие вследствие шоковых событий изменения волатильности драгметаллов распространяются на мягкие товары и цветные металлы. Данные категории товаров находятся как под большим влиянием драгметаллов, так и под влиянием друг друга, что демонстрирует выявленная зависимость поведения алюминия от изменений волатильности цинка или меди от никеля. Наиболее независимое поведение демонстрируют фьючерсные контракты на газ.

Описанные механизмы распространения шоков позволили поднять вопрос об эффективности использования золота и серебра в стратегиях управления финансовым риском, поскольку данные товары обладают наибольшей непредсказуемостью поведения в кризисные периоды. Полученные результаты могут быть использованы инвесторами при формировании портфеля ценных бумаг, бизнесом — при разработке стратегий финансового менеджмента, биржевыми институтами — при принятии регуляторных решений, в том числе Московской биржей при выборе новых фьючерсных контрактов для включения в товарную секцию.

Список литературы

- Валько Д. В. (2018). Календарные аномалии на российском фондовом рынке: тенденции последнего десятилетия. *Финансы и кредит*, 24 (3), 550–562. DOI: 10.24891/фс.24.3.550.
- Ватрушкин С. В. (2014). Оценка временных эффектов для индексов акций московской биржи. *Управление корпоративными финансами*, 3, 158–171.
- Лякин А. Н. (2018). Три кризиса по одному сценарию. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*, 34 (1), 4–25. DOI: 10.21638/11701/spbu05.2018.101.
- 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.
- Малкина М. Ю. (2024а). Заражение на рынках сырьевых товаров в период финансового стресса. *Финансы: теория и практика*, 28 (3), 194–205. DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-3-194-205.
- Малкина М. Ю. (2024б). Финансовое заражение рынков биржевых товаров от фондового рынка в период пандемического и новых санкционных шоков. *Journal of Applied Economic Research*, 23 (2), 452–475. DOI: 10.15826/vestnik.2024.23.2.018.
- 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. DOI: 10.31107/2075-1990-2022-4-8-28.
- Малкина М. Ю., Рогачев Д. (2023). М. Финансовое заражение российских компаний в период пандемии COVID-19. *Корпоративные финансы*, 17 (3), 55–71. DOI: 10.17323/j.jcf.2073-0438.17.3.2023.55-71.
- Малкина М. Ю., Рогачев Д. Ю. (2024). Финансовое заражение российского фондового рынка от европейского в период пандемии COVID-19. *Финансовый журнал*, 16 (2), 27–42. DOI: 10.31107/2075-1990-2024-2-27-42.
- Овчаров А. О., Терехов А. М. (2024). Финансовое заражение российской экономики: межотраслевой аспект. *Финансы: теория и практика*, 28 (3), 183–193. DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-3-183-193.
- Щепелева М. А. (2017). Финансовое заражение: трансграничное распространение системного риска. *Мировая экономика и международные отношения*, 61 (1), 17–28. DOI: 10.20542/0131-2227-2017-61-1-17-28.

- Alizadeh S., Brandt M. W., Diebold F. X. (2002). Range-based estimation of stochastic volatility models. *The Journal of Finance*, 57 (3), 1047–1091. DOI: 10.1111/1540-6261.00454.
- Antonakakis N., Chatziantoniou I., Gabauer D. (2020). Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13 (4), 84. DOI: 10.3390/jrfm13040084.
- Ari Y. (2022). The CARR-volatility connectedness between USD/TRY and foreign banks in Turkey: Evidence by TVP-VAR. *Applied Econometrics*, 67, 5–26. DOI: 10.22394/1993-7601-2022-67-5-26.
- Balli F., Balli H. O., Dang T. H. N., Gabauer D. (2023). Contemporaneous and lagged R2 decomposed connectedness approach: New evidence from the energy futures market. *Finance Research Letters*, 57, 104168. DOI: 10.1016/j.frl.2023.104168.
- Baruník J., Křehlík T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16 (2), 271–296. DOI: 10.1093/jfinec/nby001.
- Castro T. del B., Osborn D. R., Taylor A. M. R. (2012). On augmented HEGY tests for seasonal unit roots. *Econometric Theory*, 28 (5), 1121–1143. DOI: 10.1017/S0266466612000060.
- Chatziantoniou I., Gabauer D., Stenfors A. (2021). Interest rate swaps and the transmission mechanism of monetary policy: A quantile connectedness approach. *Economics Letters*, 204, 109891. DOI: 10.1016/j.econlet.2021.109891.
- Cunado J., Gabauer D., Gupta R. (2024). Realized volatility spillovers between energy and metal markets: A time-varying connectedness approach. *Financial Innovation*, 10, 12. DOI: 10.1186/s40854-023-00554-7.
- De Jong J., Sonnemans J., Tuinstra J. (2022). The effect of futures markets on the stability of commodity prices. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 198, 176–211. DOI: 0.1016/j.jebo.2022.03.025.
- Demirer M., Diebold F. X., Liu L., Yilmaz K. (2018). Estimating global bank network connectedness. *Journal of Applied Econometrics*, 33 (1), 1–15. DOI: 10.1002/jae.2585.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 57–66. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2011.02.006.
- Diebold F. X., Liu L., Yilmaz K. (2017). Commodity connectedness. *Working Paper 23685*. National Bureau of Economic Research. DOI: 10.3386/w23685.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119 (534), 158–171. DOI: 10.1111/j.1468-0297.2008.02208.x.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182 (1), 119–134. DOI: 10.1016/j.jeconom.2014.04.012.
- Gabauer D. (2021). Dynamic measures of asymmetric & pairwise connectedness within an optimal currency area: Evidence from the ERM I system. *Journal of Multinational Financial Management*, 60, 100680. DOI: 10.1016/j.mulfin.2021.100680.
- Gabauer D., Chatziantoniou I., Stenfors A. (2023). Model-free connectedness measures. *Finance Research Letters*, 54, 103804. DOI: 10.1016/j.frl.2023.103804.
- Gabauer D. (2020). Volatility impulse response analysis for DCC-GARCH models: The role of volatility transmission mechanisms. *Journal of Forecasting*, 39 (5), 788–796. DOI: 10.1002/for.2648.
- Garman M. B., Klass M. J. (1980). On the estimation of security price volatilities from historical data. *Journal of Business*, 53 (1), 67–78.

- Koop G., Pesaran M. H., Potter S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74 (1), 119–147. DOI: 10.1016/0304-4076(95)01753-4.
- Lee T. K., Cho J. H., Kwon D. S., Sohn S. Y. (2019). Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 117, 228–242. DOI: 10.1016/j.eswa.2018.09.005.
- Lubik T. A., Matthes C. (2015). Time-varying parameter vector autoregressions: Specification, estimation, and an application. *Economic Quarterly*, 101 (4), 323–352. DOI: 10.21144/eq1010403.
- Meek A. C., Hoelscher S. A. (2023). Day-of-the-week effect: Petroleum and petroleum products. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1), 2213876. DOI: 10.1080/23322039.2023.2213876.
- Minoiu C., Kang C., Subrahmanian V. S., Berea A. (2015). Does financial connectedness predict crises? *Quantitative Finance*, 15 (4), 607–624. DOI: 10.1080/14697688.2014.968358.
- Mishra A. K., Ghate K. (2022). Dynamic connectedness in non-ferrous commodity markets: Evidence from India using TVP-VAR and DCC-GARCH approaches. *Resources Policy*, 76, 102572. DOI: 10.1016/j.resourpol.2022.102572.
- Naeem M. A., Chatziantoniou I., Gabauer D., Karim S. (2024). Measuring the G20 stock market return transmission mechanism: Evidence from the R2 connectedness approach. *International Review of Financial Analysis*, 91, 102986. DOI: 10.1016/j.irfa.2023.102986.
- Pesaran H. H., Shin Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58 (1), 17–29. DOI: 10.1016/S0165-1765(97)00214-0.
- Primiceri G. E. (2005). Time varying structural vector autoregressions and monetary policy. *The Review of Economic Studies*, 72 (3), 821–852. DOI: 10.1111/j.1467-937X.2005.00353.x.
- Qadan M., Idilbi-Bayaa Y. (2021). The day-of-the-week-effect on the volatility of commodities. *Resources Policy*, 71, 101980. DOI: 10.1016/j.resourpol.2020.101980.
- 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.
- Sims C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48 (1), 1–48. DOI: 10.2307/1912017.
- Tiwari A. K., Abakah E. J. A., Gabauer D., Dwumfour R. A. (2022). Dynamic spillover effects among green bond, renewable energy stocks and carbon markets during COVID-19 pandemic: Implications for hedging and investments strategies. *Global Finance Journal*, 51, 100692. DOI: 10.1016/j.gfj.2021.100692.
- Vansteenkiste I. (2011). What is driving oil futures prices? Fundamentals versus speculation. *Working Paper 1371*. European Central Bank.
- Wang G. J., Chen Y., Zhu Y., Xie C. (2024). Systemic risk prediction using machine learning: Does network connectedness help prediction? *International Review of Financial Analysis*, 93, 103147. DOI: 10.1016/j.irfa.2024.103147.
- Zhang D., Broadstock D. C. (2020). Global financial crisis and rising connectedness in the international commodity markets. *International Review of Financial Analysis*, 68, 101239. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.08.003.

Поступила в редакцию 13.08.2025;
принята в печать 03.11.2025

Приложение

С 8 октября 2024 г. на Московской бирже начались торги новыми фьючерсами на медь, алюминий, никель и цинк. Основные обновления параметров: 1) унификация срока обращения на один квартал, 2) уменьшение в 10 раз лота новых контрактов, 3) увеличение до 1 руб. шага цены фьючерса на медь, 4) изменение торговых кодов контрактов (MOEX, 2024, <https://www.moex.com/>). Обновленные контракты в табл. П1 отмечены символом «*».

Таблица П1. Параметры товарных фьючерсных контрактов на Московской бирже

Товар	Код товара	Код контракта	Котировка	Лот	Шаг цены	Стоимость шага
Нефть	BR	BR	USD за 1 баррель	10 баррелей	0.01 USD	0.1 USD
Нефть	BR	BRM	USD за 1 баррель	1 баррель	0.01 USD	0.01 USD
Природный газ	NG	NG	USD за 1 MMBtu	100 MMBtu	0.001 USD	0.1 USD
Природный газ	NG	NGM	USD за 1 MMBtu	1 MMBtu	0.001 USD	0.001 USD
Золото	GOLD	GD	USD за 1 тр. унцию	1 тр. унция	0.1 USD	0.1 USD
Золото	GL	GL	Руб. за 1 грамм	1 грамм	0.1 руб.	0.1 руб.
Серебро	SILV	SV	USD за 1 тр. унцию	10 тр. унций	0.01 USD	0.1 USD
Платина	PLT	PT	USD за 1 тр. унцию	1 тр. унция	0.1 USD	0.1 USD
Палладий	PLD	PD	USD за 1 тр. унцию	1 тр. унция	0.01 USD	0.1 USD
Пшеница	WHEAT	W4	Руб. за 1 тонну	1 тонна	10 руб.	10 руб.
Сахар-сырец	SUGR	SA	Руб. за 1 кг	1 длинная тонна (1016 кг)	0.01 руб.	10.16 руб.
Российский сахар	SUGAR	Su	Руб. за 10 лотов (1 тонну)	100 кг	10 руб.	1 руб.
Медь*	COPPER	CE	USD за 1 тонну	10 кг	1 USD	0.01 USD
Медь	Co	Co	USD за 1 тонну	0.1 тонна	0.5 USD	0.05 USD
Алюминий*	ALUM	AN	USD за 1 тонну	100 кг	0.5 USD	0.05 USD
Алюминий	ALMN	AM	USD за 1 тонну	1 тонна	0.5 USD	0.5 USD
Цинк*	ZINC	ZC	USD за 1 тонну	100 кг	0.5 USD	0.05 USD
Цинк	Zn	Zn	USD за 1 тонну	1 тонна	0.5 USD	0. USD
Никель*	NICKEL	NC	USD за 1 тонну	10 кг	5 USD	0.05 USD
Никель	NI	NI	USD за 1 тонну	0.1 тонна	5 USD	0.05 USD
Какао	COCOA	CC	Руб. за 1 кг	10 кг	0.1 руб.	1 руб.

Rakic T., Gadasina L. V. Shocks propagation mechanism analysis on Russian commodity exchanges: The example of The Moscow Exchange. *Applied Econometrics*, 2026, v. 81, pp. 46–67.

DOI: 10.22394/1993-7601-2026-81-46-67.

Tina Rakic

Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation;
rakic.tina@outlook.com

Lyudmila Gadasina

Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation;
l.gadasina@spbu.ru

Shocks propagation mechanism analysis on Russian commodity exchanges: The example of The Moscow Exchange

Events over the past twenty years have demonstrated that the largest crises have been provoked by external shocks, with financial and commodity markets playing a significant role in their spread. This paper aims to identify and describe the shock propagation mechanism using the example of the Moscow Exchange commodity market. This study explores the time series volatility of commodity futures contracts for the period from January 2021 to February 2025. This work implements a new approach to time series analysis — Connectedness Approach based on the TVP-VAR model. This study contributes to the expansion of research on the analysis of shock propagation mechanisms in Russian financial markets in two ways: by applying a methodology for assessing connectivity and by analyzing data from the commodity market on the Moscow Exchange. The paper shows that oil is a source of changes in the commodity market. It is shown that oil is a source of changes that are passed on to precious metals. During the period under review, gas remained relatively independent of other commodities. The results obtained can be used by investors when forming a securities portfolio, businesses to develop financial management strategies, or exchange institutions in making regulatory decisions.

Keywords: propagation mechanism; external shock; commodity exchange; Moscow Exchange; volatility; futures contract; Connectedness Approach; TVP-VAR.

JEL classification: C32; C50; G11; G13.

References

- Val'ko D. V. (2018). Calendar anomalies in the Russian stock market: Trends of the recent decade. *Finance and Credit*, 24 (3), 550–562 (in Russian). DOI: 10.24891/fc.24.3.550.
- Vatrushkin S. V. (2014). Otsenka vremennykh effektiv dlya indeksov aktsii moskovskoi birzhi. *Upravlenie Korporativnymi Finansami*, 3, 158–171 (in Russian).
- Lyakin A. N. (2018). Three crises in the Russian economy and one chain of events. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*, 34 (1), 4–25 (in Russian). DOI: 10.21638/11701/spbu05.2018.101.
- 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: 10.18522/2073-6606.2023-21-2-6-2.
- Malkina M. Yu. (2024a). Contagion in commodity markets under financial stress. *Finance: Theory and Practice*, 28 (3), 194–205 (in Russian). DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-3-194-205.
- Malkina M. Yu. (2024b). Financial contagion of the commodity markets from the stock market during pandemic and new sanctions shocks. *Journal of Applied Economic Research*, 23 (2), 452–475 (in Russian). DOI: 10.15826/vestnik.2024.23.2.018.
- Malkina M. Yu., Ovcharov A. O. (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.
- Malkina M., Rogachev D. (2023). Financial contagion of Russian companies during the COVID-19 pandemic. *Journal of Corporate Finance Research*, 17 (3), 55–71 (in Russian). DOI: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.17.3.2023.55-71.
- Malkina M. Yu., Rogachev D. Y. (2024). Financial contagion of the Russian stock market from the European stock market during the COVID-19 pandemic. *Financial Journal*, 16 (2), 27–42 (in Russian). DOI: 10.31107/2075-1990-2024-2-27-42.

- Ovcharov A. O., Terekhov A. M. (2024). Financial contagion of the Russian economy: Intersectoral aspect. *Finance: Theory and Practice*, 28 (3), 183–193 (in Russian). DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-3-183-19310.
- Shchepeleva M. A. (2017). Financial contagion: Global transmission of systemic risk. *World Economy and International Relations*, 61 (1), 17–28 (in Russian). DOI: 10.20542/0131-2227-2017-61-1-17-28.
- Alizadeh S., Brandt M. W., Diebold F. X. (2002). Range-based estimation of stochastic volatility models. *The Journal of Finance*, 57 (3), 1047–1091. DOI: 10.1111/1540-6261.00454.
- Antonakakis N., Chatziantoniou I., Gabauer D. (2020). Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13 (4), 84. DOI: 10.3390/jrfm13040084.
- Ari Y. (2022). The CARR-volatility connectedness between USD/TRY and foreign banks in Turkey: Evidence by TVP-VAR. *Applied Econometrics*, 67, 5–26. DOI: 10.22394/1993-7601-2022-67-5-26.
- Balli F., Balli H. O., Dang T. H. N., Gabauer D. (2023). Contemporaneous and lagged R2 decomposed connectedness approach: New evidence from the energy futures market. *Finance Research Letters*, 57, 104168. DOI: 10.1016/j.frl.2023.104168.
- Baruník J., Křehlik T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16 (2), 271–296. DOI: 10.1093/jjfinec/nby001.
- Castro T. del B., Osborn D. R., Taylor A. M. R. (2012). On augmented HEGY tests for seasonal unit roots. *Econometric Theory*, 28 (5), 1121–1143. DOI: 10.1017/S0266466612000060.
- Chatziantoniou I., Gabauer D., Stenfors A. (2021). Interest rate swaps and the transmission mechanism of monetary policy: A quantile connectedness approach. *Economics Letters*, 204, 109891. DOI: 10.1016/j.econlet.2021.109891.
- Cunado J., Gabauer D., Gupta R. (2024). Realized volatility spillovers between energy and metal markets: A time-varying connectedness approach. *Financial Innovation*, 10, 12. DOI: 10.1186/s40854-023-00554-7.
- De Jong J., Sonnemans J., Tuinstra J. (2022). The effect of futures markets on the stability of commodity prices. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 198, 176–211. DOI: 10.1016/j.jebo.2022.03.025.
- Demirer M., Diebold F. X., Liu L., Yilmaz K. (2018). Estimating global bank network connectedness. *Journal of Applied Econometrics*, 33 (1), 1–15. DOI: 10.1002/jae.2585.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 57–66. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2011.02.006.
- Diebold F. X., Liu L., Yilmaz K. (2017). Commodity connectedness. *Working Paper* 23685. National Bureau of Economic Research. DOI: 10.3386/w23685.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119 (534), 158–171. DOI: 10.1111/j.1468-0297.2008.02208.x.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182 (1), 119–134. DOI: 10.1016/j.jeconom.2014.04.012.
- Gabauer D. (2021). Dynamic measures of asymmetric & pairwise connectedness within an optimal currency area: Evidence from the ERM I system. *Journal of Multinational Financial Management*, 60, 100680. DOI: 10.1016/j.mulfin.2021.100680.
- Gabauer D., Chatziantoniou I., Stenfors A. (2023). Model-free connectedness measures. *Finance Research Letters*, 54, 103804. DOI: 10.1016/j.frl.2023.103804.

- Gabauer D. (2020). Volatility impulse response analysis for DCC-GARCH models: The role of volatility transmission mechanisms. *Journal of Forecasting*, 39 (5), 788–796. DOI: 10.1002/for.2648.
- Garman M. B., Klass M. J. (1980). On the estimation of security price volatilities from historical data. *Journal of Business*, 53 (1), 67–78.
- Koop G., Pesaran M. H., Potter S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74 (1), 119–147. DOI: 10.1016/0304-4076(95)01753-4.
- Lee T. K., Cho J. H., Kwon D. S., Sohn S. Y. (2019). Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 117, 228–242. DOI: 110.1016/j.eswa.2018.09.005.
- Lubik T. A., Matthes C. (2015). Time-varying parameter vector autoregressions: Specification, estimation, and an application. *Economic Quarterly*, 101 (4), 323–352. DOI: 10.21144/eq1010403.
- Meek A. C., Hoelscher S. A. (2023). Day-of-the-week effect: Petroleum and petroleum products. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1), 2213876. DOI: 10.1080/23322039.2023.2213876.
- Minoiu C., Kang C., Subrahmanian V. S., Berea A. (2015). Does financial connectedness predict crises? *Quantitative Finance*, 15 (4), 607–624. DOI: 10.1080/14697688.2014.968358.
- Mishra A. K., Ghate K. (2022). Dynamic connectedness in non-ferrous commodity markets: Evidence from India using TVP-VAR and DCC-GARCH approaches. *Resources Policy*, 76, 102572. DOI: 10.1016/j.resourpol.2022.102572.
- Naeem M. A., Chatziantoniou I., Gabauer D., Karim S. (2024). Measuring the G20 stock market return transmission mechanism: Evidence from the R2 connectedness approach. *International Review of Financial Analysis*, 91, 102986. DOI: 10.1016/j.irfa.2023.102986.
- Pesaran H. H., Shin Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58 (1), 17–29. DOI: 10.1016/S0165-1765(97)00214-0.
- Primiceri G. E. (2005). Time varying structural vector autoregressions and monetary policy. *The Review of Economic Studies*, 72 (3), 821–852. DOI: 10.1111/j.1467-937X.2005.00353.x.
- Qadan M., Idilbi-Bayaa Y. (2021). The day-of-the-week-effect on the volatility of commodities. *Resources Policy*, 71, 101980. DOI: 10.1016/j.resourpol.2020.101980.
- 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.
- Sims C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48 (1), 1–48. DOI: 10.2307/1912017.
- Tiwari A. K., Abakah E. J. A., Gabauer D., Dwumfour R. A. (2022). Dynamic spillover effects among green bond, renewable energy stocks and carbon markets during COVID-19 pandemic: Implications for hedging and investments strategies. *Global Finance Journal*, 51, 100692. DOI: 10.1016/j.gfj.2021.100692.
- Vansteenkiste I. (2011). What is driving oil futures prices? Fundamentals versus speculation. *Working Paper* 1371. European Central Bank.
- Wang G. J., Chen Y., Zhu Y., Xie C. (2024). Systemic risk prediction using machine learning: Does network connectedness help prediction? *International Review of Financial Analysis*, 93, 103147. DOI: 10.1016/j.irfa.2024.103147.
- Zhang D., Broadstock D. C. (2020). Global financial crisis and rising connectedness in the international commodity markets. *International Review of Financial Analysis*, 68, 101239. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.08.003.

Received 13.08.2025; accepted 03.11.2025