

# О ВЫЯВЛЕНИИ ВОЛНОВОГО ЭФФЕКТА МЕЖДУ РЕГИОНАЛЬНЫМИ РЫНКАМИ НЕДВИЖИМОСТИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

## ON IDENTIFYING THE WAVE EFFECT BETWEEN REGIONAL REAL ESTATE MARKETS OF THE RUSSIAN FEDERATION

**D. Mikhailov  
A. Tarasyev**

*Summary. Relevance:* The topic of the ripple effect in real estate markets is widely presented in the foreign scientific economic literature, including studies in Europe, the USA, and Asia. At the same time, this topic has not become relevant in relation to the real estate market of the Russian Federation. Given the geographic and demographic uniqueness and the level of digitalization of the Russian Federation, we can expect to receive biased data on a new national version of the manifestation of the ripple effect, which will enrich and generalize knowledge on this topic.

*Subject of the study:* Open data from Rosstat on the quarterly real estate index from 8 regions for the period from Q1 2000 to Q4 2023 were used.

*Objective of the work:* to conduct a study of the ripple effect of regional residential real estate markets in the Russian Federation.

*Methods:* During the study, an approach was developed to identify the ripple effect using a line of more advanced methods for discovering the cause in dynamic systems, considering synchronous effects, latent confounders, and datasets of real short-series data.

*Results:* The main result can be considered the absence of evidence of interregional causal relationships between quarterly indices of residential property prices in the studied regions.

*Scope:* Identifying the independence of risks and opportunities in markets of different regions is important for diversifying investment portfolios; testing methods for discovering causes in dynamic systems updates the methodological bar for future research.

*Conclusion:* No basis has been identified for including the interregional market information component in the real estate pricing model for a region of the Russian Federation.

*Keywords:* regional economics, ripple effect, causal graph, real estate, Granger test, cause discovery, pricing, latent confounders.

**Михайлов Дмитрий Владимирович**

Аспирант, ФГАОУ ВО Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, г. Екатеринбург  
D.V.Mikhailov@urfu.ru

**Тарасьев Александр Александрович**

Кандидат экономических наук, доцент, ФГАОУ ВО Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, г. Екатеринбург  
a.a.tarasyev@urfu.ru

*Аннотация. Актуальность:* В зарубежном потоке научной экономической литературы тема волнового эффекта на рынках недвижимости представлена широко, включая в том числе исследования в Европе, США, Азии. В то же время эта тематика не стала актуальной в отношении рынка недвижимости Российской Федерации. Учитывая географо-демографическую уникальность, уровень цифровизации Российской Федерации, можно ожидать получения смещенных данных нового национального варианта проявления волнового эффекта, что обогатит и обобщит знания по данной тематике.

*Предмет исследования:* Использованы открытые данные Росстата квартального индекса недвижимости из 8 регионов за период с 2000 (квартал 1) по 2023 (квартал 4).

*Цель работы:* провести эмпирическое исследование волнового эффекта региональных рынков жилой недвижимости Российской Федерации.

*Методы:* При проведении исследования развит подход к выявлению волнового эффекта, используя линейку более совершенных методов открытия причины в динамических системах с учетом синхронных эффектов, латентных конфаундеров и датасетов реальных данных коротких серий.

*Результаты:* Основным результатом можно считать отсутствие свидетельств наличия межрегиональных причинных связей между квартальными индексами цен жилой недвижимости в изучаемых регионах.

*Область применения:* Выявление независимости рисков и возможностей рынков разных регионов важно для диверсификации инвестиционных портфелей, апробация методов открытия причины в динамических системах обновляет методическую планку для будущих исследований.

*Вывод:* Не выявлено основание для включения компоненты межрегиональной рыночной информации в модель регионального ценообразования недвижимости.

*Ключевые слова:* региональная экономика, волновой эффект, причинный граф, недвижимость, тест Грейнджера, открытие причины, ценообразование, латентные конфаундеры.

## Введение

Одним из важнейших направлений в региональной экономике научное сообщество признает тематику региональных различий динамики недвижимости (Blatt et al., 2023), а значимым трендом стали исследования передачи и взаимовлияния рыночной информации — цен, объемов транзакций — между региональными рынками. В 90-х годах было высказано предположение, что вследствие межрегиональных связей, возможно согласованное изменение региональных цен на недвижимость посредством передачи шоков цен, возникших в крупных регионах на более мелкие (Meen, 1999). Это явление в зарубежном потоке научной экономической литературы именуется как волновой эффект с высокой публикационной активностью по нему как на фондовых рынках, так и на рынках недвижимости. Исследователей интересует роль соседних регионов в их влиянии на региональные экономические показатели отдельного региона, в частности на динамику цен недвижимости в нем. В разделах литературных обзоров, сделанных (Blatt et al., 2023; Ranjbar et al., 2022; Hu et al., 2020; Yang et al., 2021), насчитывается более сотни ссылок на исследования волнового эффекта в недвижимости по самым разным сборкам региональных сегментов рынков Европы, США, Азии. В подавляющем большинстве этих работ волновой эффект выявлен, и только в четырех работах авторы не смогли представить доказательств его наличия. В то же время эта тематика не стала актуальной в отношении рынка недвижимости Российской Федерации (РФ).

Представленные работы разнообразны по числу сэмплов (от 60 до  $\sim 10^4$ ), по частоте временного ряда (дни, месяцы, кварталы, годы), по числу региональных рынков (от 4 до  $\sim 10^2$ ), авторами применялись различные методы препроцессинга данных (логарифмирование, десезонинг, детрендинг, дефляторы, преобразование временных компонентов в дамми-переменные и пр.), а также введение дополнительных факторов для выяснения гетерогенности волнового эффекта. Наиболее сильные каналы связи для передачи рыночной информации между регионами, обнаруженные исследователями, устанавливаются: 1) между административным центром и подчиненными регионами на разных уровнях иерархии (в том числе городом и его пригородами); 2) между смежными (или трансграничными) регионами; 3) между регионами с близкими уровнями социально-экономического развития. В подавляющем большинстве исследований волновой эффект изучался при помощи классических эконометрических методов: тесты коинтеграции, тесты причинности по Грейнджеру, тесты единичного корня, векторные авторегрессионные модели, функции импульсного отклика, разложение дисперсии, векторные модели коррекции ошибками и их многочисленные модификации. Большинство алгоритмов, раз-

работанных для обнаружения причинно-следственных связей на основе многомерных временных данных наблюдений, представляют собой статистические методы, в основе которых лежат идеализированные предположения, которые редко выполняются на практике, например, гипотезы о том, что данные временных рядов являются линейными, стационарными или без шума (Runge et al., 2017; Huang et al., 2015), что основная причинная структура не имеет скрытых общих причин (латентных конфаундеров) или одновременных (синхронных) последствий (Hu et al., 2014; Papana et al., 2016). Кроме того, все они основаны в той или иной степени на поиске корреляций между временными рядами.

Мы обратили внимание на три работы — (Xu et al., 2023); Yang et al., 2019; Yang et al., 2013), в которых авторы применили принципиально иной подход к изучению проблемы волнового эффекта, а именно метод причинного открытия в рамках концепции причинного вывода. Основной мотив для развития этого подхода основан на фразе «корреляция — это не обязательно причина», которую очень часто используют апологеты причинного вывода, аргументируя его актуальность и, по сути, ставя под сомнение достаточность чувствительности и специфичности классических статистических методов. Хотя истина о том, что корреляция не подразумевает причинно-следственную связь, остается верной, ключевая идея следует принципу общей причины Райхенбаха: если переменные зависимы, то они либо являются причинными друг для друга (в любом направлении), либо управляются общей движущей силой (конфаундеры). В отмеченных работах применен метод причинного графа (DAG). Метод DAG (Spirtes et al., 1991) является недавним достижением в анализе причинно-следственных связей. Основная идея DAG основана на оценке условной независимости данных в отличии от причинности Грейнджера, который работает с использованием прогнозирования. Хотя современные продвинутые модификации метода Грейнджера переросли первые линейные модели авторегрессии и работают со сложными нелинейными моделями, в том числе лаг-специфическая версия причинности Грейнджера или трансфер энтропии, в них, тем не менее, остаются его врожденные недостатки: образование ложных связей в случаях, когда частота серии реже воздействия причинного процесса (агрегация и субсэмплирование), неспособность обработать скрытые конфаундеры (Runge J., 2018), невозможность учета синхронных (в пределах одного лага) причинно-следственных связей (Glymour et al., 2019), а также неспособность различать прямые и непрямые связи (Spirtes & Zhang, 2016). DAG в упомянутых работах автоматически строится из наблюдений на основе алгоритма PC (Spirtes & Glymour, 1991), который является фактически вершиной в тепер уже многоуровневом эволюционном дереве методов открытия причин. Проблема алгоритма PC при изучении волнового эффекта в том, что он в своей

первозданной версии не разрабатывался для работы с временными рядами, и авторы упомянутых работ были вынуждены применять его к значениям временного ряда как к статическим величинам, упуская динамическую компоненту. Более того, для получения хороших тестов условной независимости может потребоваться очень большой размер выборки, что уменьшает производительность РС на коротких сериях (Glymour et al., 2019).

Несмотря на ныне господствующее мнение о существовании межрегионального волнового эффекта недвижимости, остается традиционная более консервативная точка зрения о том, что цены на региональном рынке жилья в значительной степени определяются местными условиями и отделены от влияния других региональных рынков жилья. (Miao et al., 2011; Piazzesi et al., 2015; Kuchler et al., 2022) утверждают, что рынок жилья США определяется такими факторами, как различия в пространственной динамике цен, местных доходах, демографии и других локальных характеристиках, которые потенциально препятствуют межгородскому взаимодействию.

Исследовательский вопрос настоящей работы: существует ли основание для включения компоненты межрегионального взаимодействия в модель регионального ценообразования жилой недвижимости в РФ?

Настоящая работа имеет намерение внести вклад в существующую литературу по тематике волнового эффекта на региональных рынках недвижимости следующим образом:

1. Провести исследование волнового эффекта в отношении не затронутого такими исследованиями рынка жилой недвижимости РФ, заполнив имеющуюся нишу и выявив потенциальные каналы передачи ценовой информации и взаимовлияния между регионами.
2. При проведении исследования развить подход (Xu et al, 2023; Yang et al., 2021; Yang et al., 2013) применительно к выявлению волнового эффекта, используя линейку более совершенных методов открытия причины в динамических системах с учетом одновременных эффектов (снять «проклятие» синхронности), латентных конфаундеров и датасетов реальных данных коротких серий.

3. Получить дополнительный аргумент в пользу одной из конкурирующих концепций о составе факторов, определяющих цену недвижимости: входят ли в их число только эндогенные (локальные для регионального рынка) параметры или же они дополняются экзогенными (межрегиональными) детерминантами.

### Теоретические предпосылки

Теория причинного открытия излагает предположения, при которых основные причинные зависимости могут быть выведены из данных наблюдений без дополнительного проведения экспериментальных вмешательств (например, А/Б тесты). Динамическое открытие причины можно определить следующим образом. Имея датасет  $X$ , содержащий  $N$  наблюдаемых непрерывных временных рядов длины  $T$ , ставится цель открыть причинно-следственные связи между всеми  $N$  сериями в  $X$  и временные лаги между причиной и эффектами и смоделировать их во временном причинном графе. В направленном причинном графе  $G = (V, E)$  вершина  $v_i \in V$  представляет наблюдаемый временной ряд  $X_i$ , а каждое направленное ребро  $e_{ij} \in E$  из вершины  $v_i$  к вершине  $v_j$  обозначает причинную связь, где временной ряд  $X_i$  вызывает эффект  $X_j$ . Кроме того, обозначим  $p = \langle v_i, \dots, v_j \rangle$  путь в  $G$  от  $v_i$  к  $v_j$ . Во временном причинном графе каждое ребро  $e_{ij}$  аннотируется весом  $d(e_{ij})$ , который обозначает временной лаг между возникновением причины  $X_i$  и возникновением эффекта  $X_j$ . Пример такого представления из многомерного наблюдаемого временного ряда во временной причинный граф представлен на рисунке 1 панель А.

Метод для исследования должен удовлетворять ряду основных требований. Во-первых, распознавать прямые и не прямые причины. Вершина  $v_i$  рассматривается как не прямая причина  $v_j$ , если  $e_{ij}$  не принадлежит  $G$  и если существует путь из двух ребер  $p = \langle v_i, v_k, v_j \rangle$ , принадлежащий  $G$  (рис. 1, панель Б). Попарные методы (например, метод Грейнджера и алгоритм FullIC), то есть методы, которые ищут причинные связи только между двумя переменными часто не способны провести такое разделение и принимают не прямые пути за причинные связи вместо того, чтобы интерпретировать их как ложные связи и не включать в реконструируемый граф. Во-вторых, метод

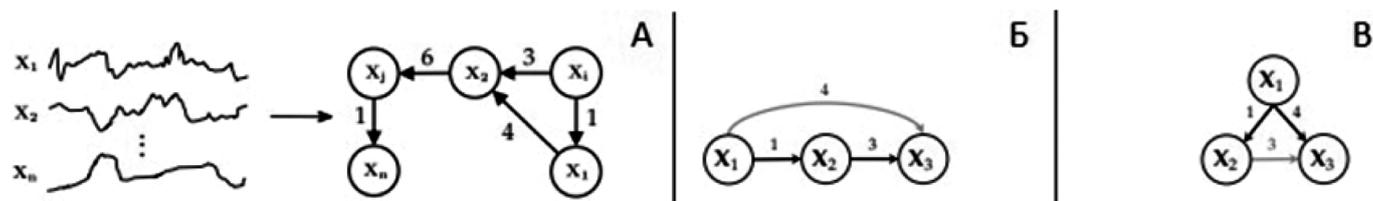


Рис. 1. Панель А. Временной причинный граф, реконструированный из многомерного наблюдаемого временного ряда; Панель Б. Прямая и не прямая ложная (серая) связь; Панель В. Ложная связь (серая) вследствие общей причины — конфаундера

Источник: составлено авторами на основе (Nauta et al., 2019)

должен изучать синхронные причинные следствия, где задержка между причиной и следствием составляет 0 временных шагов. Пренебрежение синхронными влияниями может привести к ошибочным интерпретациям. На практике синхронные эффекты чаще всего возникают, когда причина и следствие относятся к одному и тому же временному шагу, который не может быть причинно упорядочен априори из-за слишком грубой временной шкалы. В-третьих, конфаундер является хорошо известной проблемой для методов обнаружения причин (рис. 1, панель В). Хотя конфаундеры довольно распространены в реальных ситуациях, они усложняют обнаружение причин, поскольку их эффекты ( $X_2$  и  $X_3$  на рис. 1, панель В) коррелируют, но не связаны причинно-следственной связью. Особенно, когда задержки между конфаундером и его эффектами не равны, следует проявлять осторожность, чтобы ошибочно не включить причинно-следственную связь между эффектами конфаундера. Особая проблема возникает, когда конфаундер не наблюдается (скрытый или латентный). Хотя может быть даже неизвестно, сколько существует скрытых конфаундеров, важно, чтобы метод причинного обнаружения мог выдвигать гипотезу об их существовании, чтобы предотвратить изучение ложной причинной связи между его эффектами. Выполнение вышеперечисленных критериев устраняет ложные связи, механизмы образования которых подробно изложены в (Runge, J., 2018). Для иллюстрации на рисунке 2 панель А представлены ложные связи, выявленные методом открытия

причин, основанными на корреляциях (слева), и их отсутствие при реконструкции алгоритмом РСМСИ (справа). На рисунке 2 панелях А, В приведены эффекты в виде образования ложных связей в ответ на нераспознанный латентный конфаундер.

Что касается неспособности обработки алгоритмом синхронных причин и следствий, это проявляется характерным паттерном образования в графе двунаправленных связей ( $\leftrightarrow$ ) или ненаправленных причинных связей ( $\rightarrow$ ), что вносит неопределенность и невозможность интерпретации, указывая на сомнительность их существования (Runge, J., 2018).

В таблице 1 приведены формальные определения алгоритмов, разработанных для преодоления ограничений метода Грейнджера и РС.

**Метод и данные**

Следуя за (Yang et al., 2019), для нашего эмпирического исследования были выбраны региональные рынки жилой недвижимости регионов, входящие в состав Уральского федерального округа (УрФО) — крупного экономического центра РФ со значительным финансово-промышленным, логистическим и экспортным потенциалом. Дополнительно в состав региональных рынков были включены рынки города Москвы и Новосибирской области для выявления и прослеживания возможных

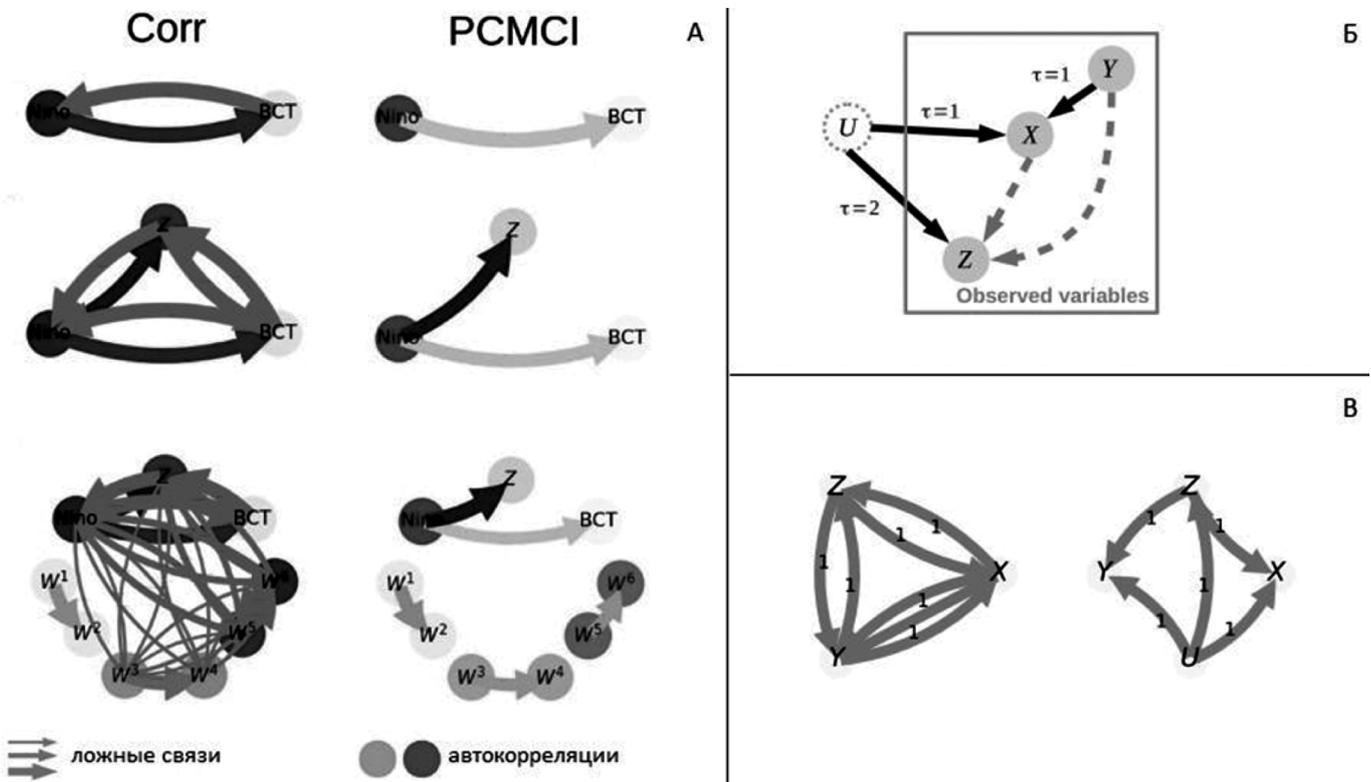


Рис. 2. Примеры образования ложных связей. «U» обозначен латентный конфаундер  
 Источник: составлено авторами на основе (Runge, J., 2018)

Таблица 1.

Сводка алгоритмов открытия причин во временных рядах

Алгоритм	Формальное определение	Пояснение
Грейнджер	$Y_t \text{ corr } X_{\text{past}(t)}   Y_{\text{past}(t)}$ (Granger, 1969)	X причина Y, когда предсказание Y на основе его прошлого улучшается за счет учета прошлого X; тогда Y должен зависеть от прошлого X, учитывая его собственное прошлое
FullIC	$X_{t-\tau} \perp\!\!\!\perp X_t   X_{-\tau} \setminus X_{t-\tau}, \tau > 0$ (Runge, J., 2018)	проверяет отсутствие связи $X_{t-\tau}^i$ и $X_t^i$ путем проверки их независимости с учетом прошлого всех других переменных; развитие Грейнджера
PC MCI	$X_{t-\tau}^i \perp\!\!\!\perp X_t^i   [pa(X_t^i) \setminus \{X_{t-\tau}^i\}, pa(X_{t-\tau}^i)], \tau > 0$ (Runge et al., 2019)	дополнительно к PC проверяет отсутствие связи $X_{t-\tau}^i$ и $X_t^i$ путем проверки их независимости с учетом прошлого родителей; PC для серий
PC MCI+	$X_{t-\tau}^i \perp\!\!\!\perp X_t^i   [pa(X_t^i) \setminus \{X_{t-\tau}^i\}, pa(X_{t-\tau}^i)], \tau \geq 0$ (Runge et al., 2019)	PC MCI с $\tau \geq 0$ ; PC MCI для синхронных событий
LPCMCI	$X_{t-\tau}^i \perp\!\!\!\perp X_t^i   S \rightarrow X_{t-\tau}^i \perp\!\!\!\perp X_t^i   S \cup S_{\text{def}}(X_{t-\tau}^i, X_t^i)$ (Gerhardus et al., 2021)	PC MCI+ для латентных конфаундеров
TCDF	Архитектура динамической сверточной нейронной сети с расширенными и разделяемыми по глубине свертками, основанная на механизме внимания (Nauta et al., 2019)	работает с латентными конфаундерами с равными лагами, с синхронными причинами и следствиями

Источник: составлено авторами

пространственно экзогенных связей регионов УрФО. В исследовании используются открытые данные Росстата квартального индекса первичной недвижимости из 8 регионов за период с 2000 (квартал 1) по 2023 (квартал 4). Размер серии 96 наблюдений. Временной ряд имеет выраженный восходящий тренд. По трем регионам («крг», «янао», «тюм») выявлены пропуски данных. Учитывая, что ряд алгоритмов чувствительны к отсутствию данных, было сформировано два датасета: 1) 8x96 с пропущенными данными; 2) 5x96 с полными данными, в котором вместо отдельных серий по Тюменской области, ЯНАО,

ХМАО взят агрегированный индекс по этому образованию и исключена Курганская область. После детрендинга (фильтр Hodrick-Prescott), десезонинга (сглаживание с окном 4 квартала=1 год) и нормализации (метод minmax) вид серий представлен на рисунке 3, панель А. На рисунке 3 панель Б представлена серия по городу Москва с выделенным трендом, сезонностью. Устранение сезонности и тренда для нестационарных временных рядов важно в методах обнаружения причинно-следственных связей (Granger, 1969; Entner and Hoyer, 2010; Peters et al., 2012; Runge et al., 2019) для устранения

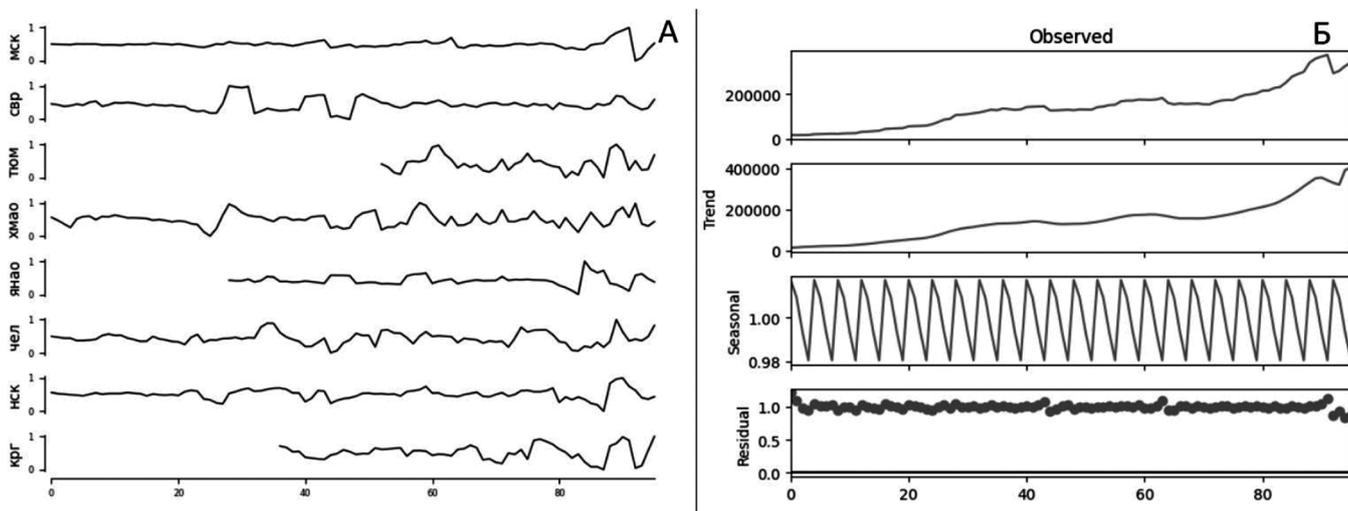


Рис. 3. Панель А. Временные ряды датасета 8x96 после препроцессинга. Панель Б. Декомпозиция временного ряда переменной «мск» на компоненты «тренд», «сезонность», «ошибки»

Источник: расчеты и визуализация авторов на основе данных Федеральной службы государственной статистики, статистических отчетов «Регионы России. Социально-экономические показатели» и Единой межведомственной информационно-статистической системы (ЕМИСС), <https://www.fedstat.ru/indicator/31452> (дата обращения: 12 марта 2024 г.)

нестационарности, а также для исключения общей причины изменений. Стационарность трансформированного временного ряда была подтверждена тестом ADF.

Выберем подход, который бы преодолевал недостатки методики причинного открытия Грейнджера, учитывал статистические особенности многомерных временных рядов исследуемого датасета, а также реконструировал причинно-следственные связи наблюдаемых явлений лучше, чем это делал алгоритм РС. В таблице 2 представлена классификация алгоритмов, в том числе и развивающих базовый алгоритм РС.

Таблица 2.

Методы открытия причин для временных рядов

Свойства алгоритмов	Грейнджер	FullIC	PCMC1	PCMC1+	LPCMC1	TCDF
Толерантность к пропущенным значениям серии	-	+	+	+	+	-
Синхронные причины	-	-	-	+	+	+
Распознавание прямых и непрямых причин	-	-	+	+	+	+
Скрытые конфаундеры	-	-	-	-	+	+
Нестационарные серии	-	-	-	-	-	+
Короткие серии	+	+	-*	-*	-*	+

\* — повысить производительность семейства РС-образных алгоритмов на коротких сериях возможно применением технологии бутстрэппинга

Источник: составлено авторами на основе (Nauta et al., 2019)

Алгоритмы выполнялись с помощью фреймворка Tigramite (Runge, J., Gerhardus, A., Varando, G. et al., 2023) и TCDF (Nauta et al., 2019), оба имеют статус Open Source.

Из таблицы 2 видно, что наиболее перспективными методами для причинного открытия на датасетах реального мира являются методы LPCMC1 и TDCF, функционал которых может справляться с синхронностью, диагностировать скрытые конфаундеры, а при запуске бутстрэппинга получать удовлетворительные результаты на коротких сериях. Проблема пропущенных значений для алгоритма TCDF решается его применением на датасете 5x96, тогда как все остальные эксперименты проведены на датасете 8x96. После препроцессинга обеспечена стационарность серии для работоспособности РС-образных алгоритмов. Больше для сравнительных

целей мы дополнительно к LPCMC1 и TDCF проводим несколько экспериментов с применением более ранних алгоритмов. Для улучшения производительности РС-образных алгоритмов на серии из 96 наблюдений (короткая серия) была применена технология бутстрэппинга с циклом 200, что является минимально рекомендуемым значением авторами. При этом работа алгоритмов в среде Google Collaboratory продолжалась 5 мин 53 сек для PCMC1, 7 мин 35 сек — для PCMC1+, 13 мин 22 сек — для LPCMC1. Для РС-образных алгоритмов глубина анализа была установлена на отметке 5 лагов. Алгоритм TDCF по умолчанию работает до 3 лагов.

Результаты и обсуждение

Результатом работы примененных алгоритмов стали причинные графы, реконструированные на базе наблюдательных временных рядов квартальных индексов цен первичной жилой недвижимости в следующих регионах: город Москва («мск»), Свердловская область («свр»), Челябинская область («чел»), Тюменская область («тюм»), ЯНАО («янао»), ХМАО («хмао»), Курганская область («кр»), Новосибирская область («нск»). Сгенерированные причинные графы каждым из примененных алгоритмов представлены на рисунке 4. На панелях А, Б, В, Г рисунка 4 легенда представляет либо силу автокорреляции вершины (auto-<алгоритм> — тон круга) либо силу причинной связи между вершинами (<алгоритм> — тон ребра). Цифра на стрелках обозначают разницу между лагами причины и следствия. На рисунке 4 панель Д направленная дуга от вершины «мск» обозначает автокорреляцию.

Основным результатом можно считать, что не обнаружены свидетельства наличия межрегиональных причинных связей между квартальными индексами цен жилой первичной недвижимости в исследуемых регионах, что выявлено наиболее продвинутыми алгоритмами динамического причинного открытия LPCMC1 и TDCF (рис. 4 панели Г, Д). LPCMC1 уловил лишь автокорреляцию цен Челябинской области, а TDCF — автокорреляцию цен города Москвы. Повторяемость этого результата на двух самых совершенных алгоритмах придает больше уверенности в его достоверности.

Обращает на себя внимание то, что с усложнением и большей функциональностью алгоритма уменьшается число выявленных им причинных связей: от максимального на Грейнджерообразном алгоритме FullIC до их отсутствия на LPCMC1 и TDCF.

В то же время анализ конфигурации причинных связей, реконструируемых FullIC, обнаруживает паттерны, характерные для образования ложных связей. Например, между вершинами «янао» и «чел» образован цикл из положительной связи и отрицательной связи (рис. 4

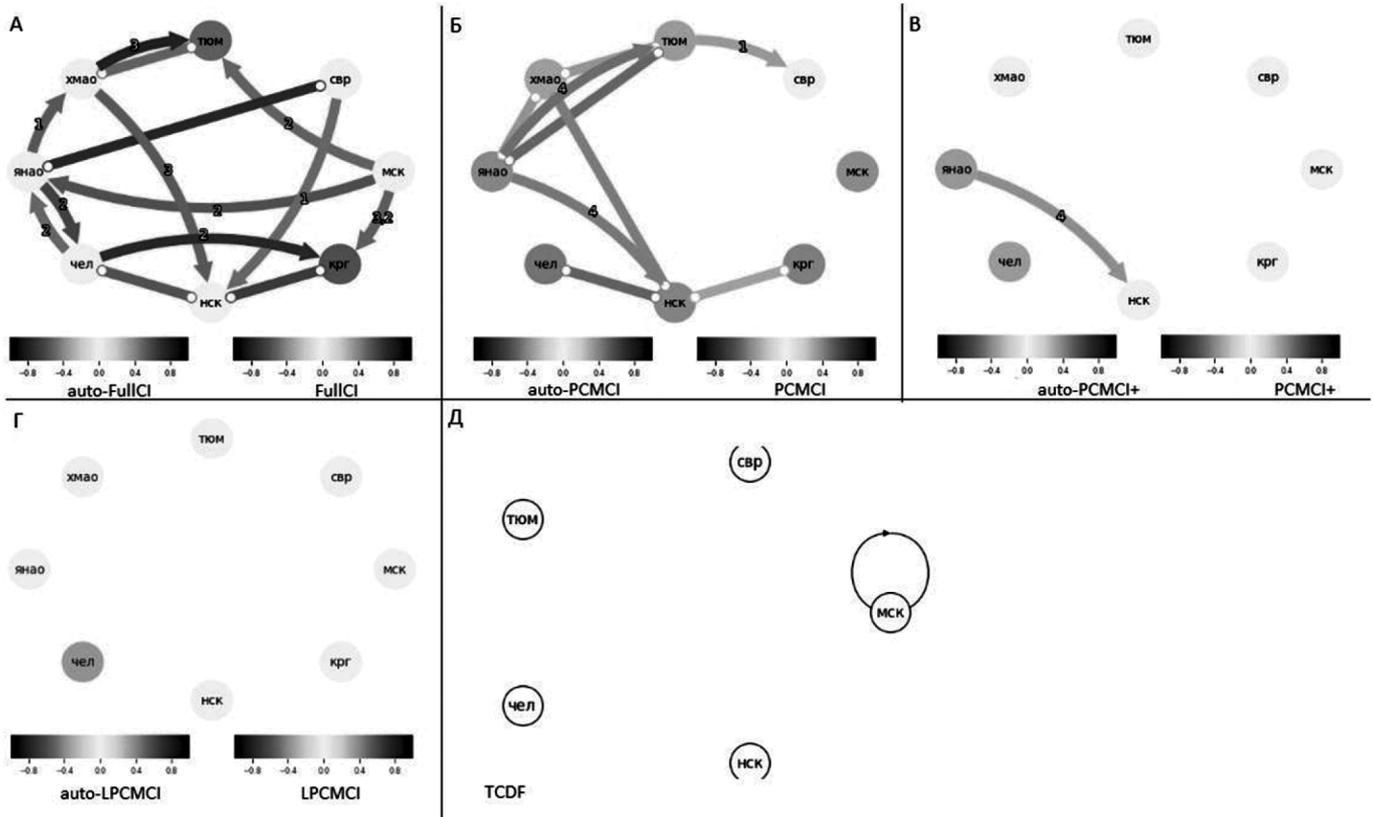


Рис. 4. Панель А. FullCI; Панель Б. PCMCI; Панель В. PCMCI+; Панель Г. LPCMCI; Панель Д. TCDF

Источник: расчеты и визуализация авторов на основе данных Федеральной службы государственной статистики, статистических отчетов «Регионы России. Социально-экономические показатели» и Единой межведомственной информационно-статистической системы (ЕМИСС), <https://www.fedstat.ru/indicator/31452> (дата обращения: 12 марта 2024 г.)

панель А). Обилие ненаправленных связей в результате работы алгоритмов FullCI и PCMCI указывает на некорректную обработку синхронных причин и следствий (рис. 4 панель А, Б). Алгоритм PCMCI+ корректно обрабатывает синхронные причинно-следственные связи, поэтому реконструируемый им граф не содержит таких паттернов. Единственная направленная связь от «янао» к «нск», скорее всего, тоже является ложной и возникшей в связи с его неспособностью распознавать скрытые конфаундеры (рис.4 панель В).

Проведя исследование, нами получены неожиданные и несовпадающие с мейнстримом результаты. Учитывая географически-уникальные особенности, уровень цифровизации нашей страны, можно было бы ожидать получения смещенных данных нового национального варианта проявления волнового эффекта, что обогатит и обобщит знания по данной тематике в целом. Однако полученные результаты таковы, что ожидаемое «смещение» проявилось полным отсутствием эффекта. Конечно, наши результаты не могут претендовать на новизну, поскольку, как отмечалось выше, давно существует и не стирается со временем альтернативная точка зрения о незначимости межрегиональных взаимодействий на ценообразование жилья. Поэтому наша работа толь-

ко добавляет еще один аргумент в пользу критиков теории волнового эффекта.

Мы рассмотрели более подробно интерпретации авторов работ, которые, изучив движение цен на региональных рынках, не получили свидетельств наличия волнового эффекта на своих датасетах. Так, (Blake & Gharleghi, 2017) считают, что для возникновения более заметного волнового эффекта на пригороды в первую очередь требуется сокращение количества источников спроса и географической области, на которую может распространиться спрос. (Gholipour & Lean, 2017) утверждают, что иранское исследование не добилось доказательств существования волнового эффекта цен на жилье из-за не транспарентности рынка недвижимости в этой стране в отличие от стран с развитой и открытой экономикой, в том числе велики затраты на трансфер рыночной информации между регионами, отсутствуют единые законодательные нормы и обеспечительные меры по их соблюдению. (Shi et al., 2009) обнаружили, что волновой эффект наиболее вероятен между локальными рынками в пределах одного региона и есть немного свидетельств, что он распространяется по всей стране между региональными центрами. Они рассматривают свой результат как дополнительное подтверждение мнения (Meen,

1999) о том, что волновой эффект будет вызван скорее внутренними экономическими факторами региона, чем миграцией или пространственным арбитражем. (Tsai, 2018) нашел, что цены на жилье в еврозоне имеют тенденцию к конвергенции по сравнению со странами вне еврозоны за счет единой валюты, по сути, придавая этому фактору большую значимость, чем наличие эффекта заражения.

Как видно, в трех работах из четырех авторы не сомневаются в наличии волнового эффекта в целом, но приводят доводы, почему они не смогли его обнаружить в их контексте исследования. Из чего делаем вывод о том, что никто из них не подвергает сомнению методы анализа, которые показывают результаты в пользу наличия волнового эффекта. Наша же версия сомнения в существовании волнового эффекта состоит в том, что большинство его исследователей, за счет применяемых методов, обнаружили в большей части корреляционные связи, приняв их за причинные, которые на самом деле являются ложными. Безусловно, их добросовестное заблуждение вызвано объективными обстоятельствами — во время их работ концепция причинного вывода еще только зарождалась и не имела широкого применения в научно-практических исследованиях. Однако в настоящее время методика открытия причины становится рутинной академической практикой, и игнорировать ее исследовательский потенциал представляется неадекватным.

Применение в нашей работе линейки причинных методов наглядно показало зависимость сети DAG от применяемого метода: чем более продвинутый алгоритм открытия причины применяется, тем меньше причинных связей он смог реконструировать. Так, причинный граф, построенный методами, основанными на корреляции, представляет из себя картину связи «всего со всем» (см. рис.2 панель А).

Новизна нашей работы состоит в первом известном нам случае применения продвинутых методов открытия причин во временных рядах к проблеме волнового эффекта рыночной информации между региональными рынками недвижимости.

Результаты работы могут оказаться полезными для политиков и регуляторов, для инвесторов и девелоперов, для научного сообщества, в том числе для понимания степени интеграции рынка недвижимости для разработки мер макроэкономического и регионального регулирования, независимости рисков и возможностей рынков разных регионов, что важно для диверсификации инвестиционных портфелей, задания методологической планки для будущих исследований.

К слабостям нашей работы можно отнести следующее. Во-первых, в первую очередь нам было интересно

проследить движение рыночной информации между региональными рынками первичной жилой недвижимости, отвечая на запрос девелоперов. Однако полная картина состояла бы в учете не только первичного жилья, но и рынка вторичной недвижимости. Добавление этого сектора способно повлиять на конфигурацию причинных связей между региональными рынками и может стать предметом будущих исследований. Во-вторых, выбор ограниченного числа региональных рынков лишил нас возможности изучения формирования клубов конвергенции на рынке жилой недвижимости РФ. Практика проведения подобных исследований предполагает включение не выборочного, а полного состава субъектов национального рынка. Факт наличия кластеров на рынке недвижимости рассматривается исследователями как дополнительное свидетельство существования волнового эффекта и, более того, как основной механизм реализации конвергенции. В-третьих, у нас имеются некоторые сомнения в том, что в эпоху усиленной цифровизации квартальная дискретизация временного ряда достаточна для корректного выявления всех процессов, происходящих в межрегиональном движении рыночной информации. В настоящее время появляются исследования с посуточными сериями, улавливающие в них диффузионные явления (Yang et al., 2021). И есть опасение, что квартальные цены могут оказаться гораздо реже реальных причинных процессов, следствием чего может возникнуть явление субсэмплирования, искажающее верную картину причинной динамики. В-четвертых, мы, конечно, не разделяем мнения (Gholipour & Lean, 2017) о не транспарентности рынка как о причине отсутствия волнового эффекта в отношении региональных секторов недвижимости РФ, однако после проведения нашего исследования следует признать, что убедительных доказательств против этого суждения мы не получили. И, наконец, в-пятых, не столько наше упущение, сколько пока недостаточный уровень развитости концепции открытия причин еще не успевшей выработать надежных метрик валидации методов реконструкции причинных графов не позволяет исследователям быть вполне уверенными в получаемых результатах.

## Выводы

После проведения исследования мы не смогли подтвердить роли волнового эффекта в ценообразовании на региональных рынках РФ. Из этого следует, что определяющими факторами региональных цен жилой недвижимости остаются локальные эндогенные причины, но не внешнее влияние межрегиональных каналов передачи рыночной информации. Результат нашего исследования поддерживает точку зрения классической экономической теории, согласно которой региональным ценам нет причин меняться согласованно, так как предполагается, что цены жилья на региональных рынках зависят лишь от соотношения спроса/предложения,

которое может существенно различаться от региона к региону в силу различий в региональной экономике и демографии. Экономическими причинами существования волнового эффекта между региональной недвижимостью большинство исследователей склонны считать миграцию, межрегиональные трансферы капиталов, географический арбитраж. Остается думать, что в РФ масштаб подобных явлений не оказывает значимого эффекта на корректировку цен региональной недвижимости, определяемых лишь фундаментальными факторами. Следовательно, отсутствует основание для включения компоненты межрегиональной рыночной информации в модель регионального ценообразования жилой недвижимости.

В своей работе мы опробовали применение продвинутых объективных методов открытия причины на об-

сервационных временных рядах для изучения проблематики волнового эффекта на региональных рынках недвижимости. Высказана гипотеза, что большинство его предшествующих исследователей, за счет применяемых методов, обнаруживали в большей части корреляционные межрегиональные связи, принимая их за причинные, которые на самом деле являются ложными. Дано предложение о более активном внедрении в исследовательскую практику в целом достижений концепции причинного вывода, в том числе методов открытия причины, которые демонстрируют лучшие показатели чувствительности и специфичности по сравнению с традиционными. Будущим исследователям волнового эффекта стоит обратить внимание на слабости настоящего исследования и идти по пути их преодоления.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Blake & Behrooz Gharleghi, 2017. «The Ripple Effect at an inter-suburban level in the Sydney Metropolitan area,» *International Journal of Housing Markets and Analysis*, Emerald Group Publishing Limited, vol. 11(1), pages 2–33, November.
2. Blatt Kausik Chaudhuri & Hans Manner (2023) A changepoint analysis of UK house price spillovers, *Regional Studies*, 57:7, 1223-1238, DOI: 10.1080/00343404.2022.2120977.
3. Entner D., Hoyer P.O. (2010). "On Causal Discovery from Time Series Data Using FCI," in *Proceedings of the Fifth European Workshop on Probabilistic Graphical Models*, Helsinki, Finland. Editors Myllymaeki P., Roos T., Jaakkola T. (HIIT Publications, 2010;), 121–128.
4. Gerhardus and J. Runge, "High-recall causal discovery for autocorrelated time series with latent confounders," arXiv:2007.01884 [cs, stat], Feb. 2021, arXiv: 2007.01884. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2007.01884>.
5. Gholipour H.F. & Lean H.H. (2017) Ripple effect in regional housing and land markets in Iran: Implications for portfolio diversification, *International Journal of Strategic Property Management*, 21, pp. 331–345.
6. Glymour C., Zhang K. and Spirtes P. (2019) Review of Causal Discovery Methods Based on Graphical Models. *Front. Genet.* 10:524. doi: 10.3389/fgene.2019.00524.
7. Granger C.W.J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica* 37, 424–438. 10.2307/1912791.
8. Hu J., Xiong X., Cai Y., Yuan F. The Ripple Effect and Spatiotemporal Dynamics of Intra-Urban Housing Prices at the Submarket Level in Shanghai, China. *Sustainability*. 2020; 12(12):5073. <https://doi.org/10.3390/su12125073>.
9. Hu M.; Liang H. A copula approach to assessing Granger causality. *NeuroImage* 2014, 100, 125–134.
10. Huang Y., Kleinberg S. Fast and Accurate Causal Inference from Time Series Data. In *Proceedings of the FLAIRS Conference*, Hollywood, FL, USA, 18–20 May 2015; pp. 49–54.
11. Kuchler & Monika Piazzesi & Johannes Stroebel, 2022. «Housing Market Expectations,» CESifo Working Paper Series 9665, CESifo.
12. Meen G. (1999). Regional house prices and the ripple effect: A new interpretation. *Housing Studies*, 14(6), 733–753.
13. Miao Hong; Sanjay Ramchander and Marc W. Simpson. 2011. «Return and Volatility Transmission in U.S. Housing Markets.» *Real Estate Economics*, 39(4), 701-41.
14. Nauta M., Bucur D., & Seifert C. (2019). Causal Discovery with Attention-Based Convolutional Neural Networks. *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, 1, 312–340.
15. Papan A., Kyrtosou C., Kugiumtzis D., Diks C. Detecting causality in non-stationary time series using partial symbolic transfer entropy: Evidence in financial data. *Comput. Econ.* 2016, 47, 341–365.
16. Peters J., Janzing D., Schölkopf B. (2012). Causal Inference on Time Series Using Structural Equation Models. arXiv preprint. arXiv:1207.5136.
17. Piazzesi Monika; Martin Schneider and Johannes Stroebel. 2015. «Segmented Housing Search.» NBER Working Paper, No. 20823.
18. Ranjbar Hassan F. Gholipour Behnaz Saboori & Tsangyao Chang (2022) Tehran's house price ripple effects in Iran: application of bootstrap asymmetric panel granger non-causality in the frequency domain, *Housing Studies*, 37:9, 1566–1597, DOI: 10.1080/02673037.2020.1853072.
19. Runge J., Sejdinovic D., Flaxman S. Detecting causal associations in large nonlinear time series datasets. arXiv 2017, arXiv:1702.07007.
20. Runge J. (2018). Causal network reconstruction from time series: From theoretical assumptions to practical estimation. *Chaos*, 28 7, 075310.
21. Runge J., Nowack P., Kretschmer M., Flaxman S., Sejdinovic D. (2019). Detecting and Quantifying Causal Associations in Large Nonlinear Time Series Datasets. *Sci. Adv.* 5, eaau4996. 10.1126/sciadv. aau4996.
22. Runge J., Gerhardus A., Varando G. et al. Causal inference for time series. *Nat Rev Earth Environ* (2023). <https://doi.org/10.1038/s43017-023-00431-y>.
23. Shi S., Young M. & Hargreaves B. (2009) The ripple effect of local house price movements in New Zealand, *Journal of Property Research*, 26, pp. 1–24.
24. Spirtes P. & Glymour C. An algorithm for fast recovery of sparse causal graphs. *Soc. Sci. Comput. Rev.* 9, 62–72 (1991).
25. Spirtes P. & Zhang K. Causal discovery and inference: concepts and recent methodological advances. *Appl. Inform.* 3, 3 (2016).
26. Tsai I.C. (2018) House price convergence in euro zone and non-euro zone countries, *Economic Systems*, 42, pp. 269–281.
27. Xu X. and Zhang Y. (2023), «Contemporaneous causality among residential housing prices of ten major Chinese cities», *International Journal of Housing Markets and Analysis*, Vol. 16 No. 4, pp. 792–811. <https://doi.org/10.1108/IJHMA-03-2022-0039>.
28. Yang Huawei Liu & David J. Leatham (2013) The multi-market analysis of a housing price transmission model, *Applied Economics*, 45:27, 3810–3819, DOI: 10.1080/00036846.2012.734595.
29. Yang Jian and Tong Meng and Yu, Ziliang, *Housing Market Spillovers through the Lens of Transaction Volume: A New Spillover Index Approach* (October 1, 2019). *Journal of Empirical Finance*, Vol. 64, 2021, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4190148>.