

Прикладная эконометрика, 2021, т. 64, с. 107–134.

Applied Econometrics, 2021, v. 64, pp. 107–134.

DOI: 10.22394/1993-7601-2021-64-107-134

О. А. Демидова¹

Методы пространственной эконометрики и оценка эффективности государственных программ

В статье дан обзор основных пространственно-эконометрических моделей, отмечены недостатки, ограничивающие их использование для описания процессов, происходящих в больших неоднородных странах, таких как Россия. Изложены основные модели и их модификации, позволяющие учесть российские реалии, дано краткое описание основных работ, в которых пространственно-эконометрический инструментарий применяется к российским данным. Весьма перспективным направлением развития пространственно-эконометрических методов является совершенствование методов оценки государственных программ. В статье описаны основные подходы, позволяющие это сделать.

Ключевые слова: российские регионы; пространственная эконометрика; пространственно-эконометрические модели; взвешивающая матрица; пространственные лаги; спилловер-эффекты; индекс Морана; индекс Гири; индекс Гетиса–Орда; прямые предельные эффекты; косвенные предельные эффекты; метод «разность разностей»; географический разрывный дизайн; мэтчинг; подбор контрольной группы по индексу соответствия; метод синтетической контрольной группы.

JEL classification: C21; C31; P25.

1. Введение

Россия является большой и неоднородной страной с более чем 80 регионами, отличающимися географическим положением, наличием природных ресурсов, структурой экономики и т. д. Тема, связанная с моделированием основных показателей экономического развития регионов (таких как темпы экономического роста, безработица, занятость, инфляция и т. п.), уже не одно десятилетие привлекает внимание исследователей. С одной стороны, с исследовательской и политической точек зрения важно уметь прогнозировать эти показатели, с другой — выявлять влияющие на них факторы и давать рекомендации по экономической политике. При этом оценка эффективности экономической политики и государственных программ является важнейшим элементом управления национальной экономикой. Несмотря на растущий интерес к разработке и применению инструментов ее оценивания, в данной области, с нашей точки зрения, еще недостаточно используется эконометрический аппарат.

¹ Демидова Ольга Анатольевна — НИУ ВШЭ, Москва; demidova@hse.ru.

С 90-х годов 20 века, после появления знаменитой статьи (Krugman, 1991), а уж тем более после присуждения ее автору в 2008 г. Нобелевской премии по экономике, все бóльшую популярность набирает новая экономическая география, одна из основных идей которой состоит в том, что экономические показатели регионов зависят от их близости к другим регионам. Мера близости регионов чаще всего измеряется с помощью географических расстояний, но может учитывать и близость в торговле (величину торговых потоков), отраслевой структуре и т. д. За 30 лет эти методы получили существенное развитие и оформились в отдельную бурно развивающуюся дисциплину — пространственную эконометрику. Для того чтобы учесть детальное влияние регионов друг на друга, в модели необходимо вводить слишком много параметров, и их эмпирическая оценка становится невозможной. Поэтому число оцениваемых параметров, характеризующих взаимное влияние регионов, стараются сократить. В то же время, если игнорировать переменные, характеризующие влияние других регионов, может возникнуть смещение в оценках параметров, и полученные выводы не будут релевантными. Многие идеи для построения пространственно-эконометрических моделей были позаимствованы из значительно более развитой теории временных рядов, только временные лаги заменялись на пространственные с помощью введения взвешивающей матрицы W , отражающей связи между регионами. Включение в модели эндогенных пространственных лагов не позволяло применять традиционные для линейных моделей методы оценивания и потребовало серьезных усилий по развитию соответствующего эконометрического инструментария. Однако в этих моделях делались достаточно сильные предположения о структуре пространственных связей, описываемых взвешивающей матрицей W , не всегда справедливые для больших неоднородных стран. Россия как раз относится к числу таких неоднородных стран, поэтому для отражения происходящих в ней процессов зачастую требуется применять более «гибкие» пространственно-эконометрические модели. Цель настоящего обзора состоит в описании того, что уже сделано в этой области, какие традиционные пространственно-эконометрические модели существуют, в чем их преимущества и недостатки, какие модификации предлагаются для неоднородных стран, преимущественно на примере России. Новизна обзора состоит во включении раздела, посвященного применению пространственно-эконометрического инструментария при оценке эффективности государственных программ, весьма перспективного и бурно развивающегося в настоящее время направления.

Статья включает четыре раздела. Во втором разделе рассказывается о пространственных матрицах, пространственных лагах, предварительном анализе необходимости учета пространственной зависимости, основных пространственно-эконометрических моделях, способах выбора наиболее подходящих моделей, основных статистических пакетах, с помощью которых можно оценить эти модели, интерпретации полученных результатов, а также освещены недостатки основных моделей, ограничивающие их применение для неоднородных стран, в том числе России, и возможные способы их устранения. В третьем разделе дан краткий обзор работ, в которых моделировались показатели, характеризующие экономические процессы в российских регионах: рост валового регионального продукта (ВРП), уровень безработицы и т. п. В четвертом разделе описано применение пространственно-эконометрической методологии к анализу эффективности государственных программ. Эта область пространственной эконометрики в настоящее время является одной из самых перспективных и достаточно быстро развивается.

2. Традиционные пространственно-эконометрические модели

2.1. Пространственные матрицы и пространственные лаги

Регионы одной страны, а иногда и группы стран, как например, в Европе, обычно не разбиваются независимо, а взаимно влияют друг на друга через потоки рабочей силы, капитала, товаров, услуг и т. п. Согласно шутливому, но весьма популярному закону Тоблера (Tobler, 1970), «Все влияет на все, но то, что расположено ближе, влияет сильнее» (I invoke the first law of geography: everything is related to everything else, but near things are more related than distant things). Как отразить эту идею в моделях?

Предположим, что моделируется некоторый интересующий нас экономический показатель $Y = (Y_1, \dots, Y_n)$, например уровень безработицы², с использованием данных для n регионов одной страны. Очевидно, что в этом случае на уровень безработицы в каждом регионе могут влиять уровни безработицы в остальных (по крайней мере, в соседних) регионах, поскольку соответствующие рынки труда связаны потоками трудовых мигрантов, капиталов и т. д.

Соответствующее уравнение для показателя Y в регионе i будет иметь вид

$$Y_i = \alpha + x_i \beta + \sum_{j \neq i} \gamma_{ji} Y_j + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (1)$$

где x_i — i -я строка матрицы X выбранных объясняющих переменных (X^1, \dots, X^k) , α — константа, β — вектор оцениваемых коэффициентов при объясняющих факторах, Y_j — показатель Y для j -го региона, γ_{ij} — соответствующий коэффициент, ε_i — ошибка регрессии.

В общем случае число параметров, которые необходимо оценить, весьма велико, больше числа наблюдений, поэтому классическими методами это оценивание сделать невозможно. Использование панельных данных за несколько лет тоже, как правило, не решает эту проблему (по крайней мере, для России обычно имеются данные не более чем за 20 лет).

Следовательно, необходимо уменьшить число оцениваемых параметров. За счет обнуления многих коэффициентов гамма ($\gamma_{ji} = 0$ соответствует случаю, когда регион j не влияет на регион i) проблема обычно не решается, ведь на каждый регион влияет по крайней мере один из соседних регионов, и уже в этом случае необходимо оценить n коэффициентов гамма.

Основная идея относительно существенного уменьшения числа оцениваемых параметров при сохранении взаимного влияния регионов была позаимствована из моделей временных рядов. При этом временные лаги были заменены на пространственные с помощью взвешивающей матрицы размера $(n \times n)$, традиционно обозначаемой W и обладающей следующими свойствами:

- $w_{ii} = 0$ (на регион могут влиять другие регионы, но не он сам);
- $w_{ij} \geq 0$ (условие неотрицательности элементов взвешивающей матрицы, называемых весами);
- $\sum_{j=1}^n w_{ij} = 1$ (условие нормировки).

² Это может быть доход на душу населения, валовой региональный продукт (ВРП), рост ВРП, уровень занятости и т. д.

Пространственный лаг обозначается WY , вычисляется по формуле $(WY)_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} Y_j$ и имеет достаточно простую интерпретацию. Например, если Y_i — уровень безработицы в регионе i , то $(WY)_i$ — средневзвешенный уровень безработицы в соседних регионах (при этом соседями для региона i являются все регионы, для которых $w_{ij} > 0$)³.

Выбор взвешивающей матрицы W является весьма непростым делом. Наиболее популярными являются матрицы, основанные на географической близости регионов, веса которых определяются следующим образом:

- $w_{ij} = 1/n_i$, если регион j является соседом региона i , и 0 иначе, где n_i — число регионов-соседей региона i (это могут быть регионы, с которыми есть общая граница, или расположенные не дальше определенного расстояния);
- $w_{ij} = 1/k$, если регион j входит в число ближайших k соседей региона i , и 0 иначе;
- $w_{ij} = d_{ij}^{-\theta} / \sum_{j=1}^n d_{ij}^{-\theta}$ или $w_{ij} = \exp\{-\theta d_{ij}\} / \sum_{j=1}^n \exp\{-\theta d_{ij}\}$;
- $w_{ij} \sim b_{ij}^\alpha / d_{ij}^\beta$,

где d_{ij} — расстояние между регионами i и j (существуют разные способы его измерения, например, евклидово расстояние между столицами регионов или между центрами многоугольников, в которые вписаны соответствующие регионы, расстояние по автодорогам между столицами регионов, время в пути между столицами регионов и т. д.), θ, α, β — некоторые дополнительные параметры, b_{ij} — отношение протяженности общей границы регионов i и j к периметру региона i .

Более подробная информация о взвешивающих матрицах, основанных на географических расстояниях между регионами, может быть найдена в (Cliff, Ord, 1973).

Однако, как отмечают многие авторы, расстояние — это не только география. Например, это может быть величина торговых потоков между странами (Beck et al., 2006); социальная дистанция (детали можно найти в (Leenders, 2002; Dietz, 2002)); социально-экономическая дистанция, отражающая разницу в этническом или профессиональном составе населения рассматриваемых регионов (Conley, Tora, 2002); институциональная дистанция, отражающая близость институтов (Arbia et al., 2010); политическая и культурная дистанции (Di Guardo et al., 2016). Существуют взвешивающие матрицы, в которых по аналогии с теорией гравитации учитывается как географическая близость регионов, так и показатели мощности их экономик (Гурьянова и др., 2013).

Насколько важен выбор взвешивающей матрицы? Вопрос о чувствительности оценок параметров моделей к выбору весовой матрицы остается одним из наиболее обсуждаемых вопросов в литературе по пространственной эконометрике (Corrado, Fingleton, 2012; Gibbons, Overman, 2012; Partridge et al., 2012). Некоторые исследователи критиковали пространственные эконометрические модели за их чувствительность к выбору весовой матрицы (Bell, Bockstael, 2000; Stakhovych, Bijmolt, 2009; Plümper, Neumayer, 2010), другие называли это «самым большим мифом в пространственной эконометрике» (LeSage, Pace, 2014). В качестве возможной альтернативы использования одной, чаще всего географической взвешивающей матрицы, предлагалось использовать линейную комбинацию нескольких взвешивающих

³ Это же определение регионов-соседей будет использовано в статье и далее.

матриц (Pace, LeSage, 2002; Hazir et al., 2014; Debarsy, LeSage, 2020; LeSage, Fischer, 2020) или оценивать элементы взвешивающей матрицы (особенно содержащей много нулей) с использованием LASSO регрессии (Ahrens, Bhattacharjee, 2015).

С помощью взвешивающих матриц можно создавать новые переменные — пространственные лаги, которые включаются в уравнение регрессии (подробности будут приведены в разделе 2.3).

Продемонстрируем на простом примере, как можно создать пространственную матрицу и использовать ее для получения пространственного лага.

На рисунке 1 приведена карта регионов Уральского федерального округа, включающего: 1) Челябинскую область, 2) Курганскую область, 3) Свердловскую область, 4) Тюменскую область (без автономных округов), 5) Ханты-Мантыйский автономный округ, 6) Ямало-Ненецкий автономный округ.

В данном примере не будем учитывать взаимодействие регионов Уральского федерального округа с остальными российскими регионами. Тогда граничная взвешивающая матрица размера (6×6) будет иметь следующий вид:

$$W = \begin{pmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 \\ 1/4 & 1/4 & 0 & 1/4 & 1/4 & 0 \\ 0 & 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$



Рис. 1. Карта регионов Уральского федерального округа

Первая строка взвешивающей матрицы W соответствует тому, что Челябинская область (первый регион) граничит только с Курганской и Свердловской областями (вторым и третьим регионом), а сумма всех элементов каждой строки равна 1.

Пусть Y — это уровень региональной безработицы в 2019 г. Тогда, согласно данным Росстата (Регионы России..., 2020), $Y = (5.1 \ 7.8 \ 4.2 \ 4.1 \ 2.5 \ 1.9)'$. Пространственный лаг этой переменной равен $WY = (6 \ 4.47 \ 4.88 \ 4.83 \ 3.4 \ 2.5)'$.

Интерпретация пространственного лага переменной Y в данном примере достаточно проста — это средний уровень безработицы в соседних регионах. Например, для Челябинской области он составляет 6%.

После того, как решен вопрос с выбором взвешивающей матрицы, исследователь может переходить к выбору моделей.

2.2. Предварительный анализ необходимости учета пространственной зависимости

Выявление возможной пространственной зависимости обычно начинается с расчета и проверки значимости глобальных (использующих данные по всем рассматриваемым регионам) индексов Морана, Гири, Гетиса–Орда.

Индекса Морана для выбранного показателя Y рассчитывается по формуле

$$I(Y) = \frac{\sum_{i,j=1}^n w_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

и принимает значения $-1 < I(Y) < 1$.

С его помощью можно проверить гипотезу $H_0: I = 0$ о случайном расположении регионов (альтернативная гипотеза обычно выбирается односторонней) с помощью тестовой статистики $z = (I - E(I)) / \sqrt{\text{Var}(I)}$ ⁴, асимптотически имеющей стандартное нормальное распределение. Так как $E(I) = -1/(n-1) \approx 0$ для стран с большим числом регионов (в том числе России), то при положительном и значимом значении I говорят о положительной пространственной зависимости (если выбранный регион имеет высокое (низкое) значение рассматриваемого показателя, то и в соседних регионах этот показатель велик (мал)), а при отрицательном и значимом I говорят об отрицательной пространственной зависимости.

Проверка значимости I равносильна проверке значимости коэффициента наклона в регрессии $WY = \beta_0 + \beta_1 Y + \varepsilon$.

Аналогично, гипотеза о случайном расположении регионов может быть проверена с помощью индекса Гири, который вычисляется по формуле

$$C(Y) = \frac{(n-1) \sum_{i,j=1}^n w_{ij} (Y_i - Y_j)^2}{2n \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

и принимает значения $0 < C(Y) < 2$. $E(C) = 1$, а его значимость проверяется аналогично значимости индекса Морана. Если C значим и меньше 1, то имеет место положительная

⁴ В этой формуле и далее $E(\cdot)$ — математическое ожидание, а $\text{Var}(\cdot)$ — дисперсия случайной величины.

пространственная зависимость, а если значим и больше 1, то имеет место отрицательная пространственная зависимость.

И, наконец, индекс Гетиса–Орда задается следующей формулой:

$$G(Y) = \frac{\sum_{i,j=1}^n w_{ij} Y_i Y_j}{\sum_{i,j=1}^n Y_i Y_j}, \quad (2)$$

его значимость проверяется аналогично значимости индекса Морана. Поскольку $E(G) = 1/n \approx 0$ для больших n , то для стран с многими регионами знак тестовой статистики для проверки значимости G обычно совпадает со знаком $G(Y)$, рассчитанным по формуле (2). Если $G > 0$ ($G < 0$) и значим, то имеют место кластеры регионов с большими (малыми) значениями рассматриваемого показателя.

Кроме глобальных, рассчитывают также локальные значения перечисленных индексов (LISA — local indicators of spatial association) для каждого региона. Основная информация об этих локальных индикаторах пространственной зависимости содержится в (Anselin, 1995).

Кроме того, весьма популярным способом выявления пространственной зависимости является график Морана. На нем для каждого i -го региона по оси абсцисс откладывается значение рассматриваемого показателя Y_i , а по оси ординат — средневзвешенное значение этого же показателя WU_i (обычно соответствующие показатели предварительно центрируются и нормируются, т. е. преобразуются в $\tilde{Y}_i = (Y_i - \bar{Y}) \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right)^{-1/2}$).

Пример графика Морана для доли городского населения в 2020 г. приведен на рис. 2. Точки, расположенные в первом (третьем) ортанте, соответствуют регионам, в которых доля городского населения выше (ниже) среднего, и окруженных регионами, в которых доля городского населения выше (ниже) среднего. Точки, расположенные во втором (четвертом) ортанте, соответствуют регионам, в которых доля городского населения ниже (выше) среднего,

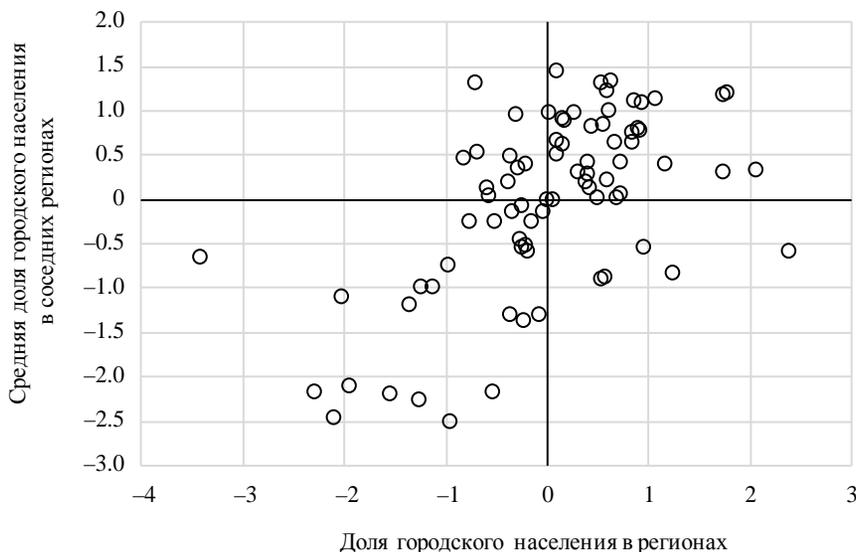


Рис. 2. График Морана для доли городского населения в 2020 г.

и окруженных регионами, в которых доля городского населения выше (ниже) среднего. Если большинство точек расположено в первом и третьем ортантах, как на рис. 2, то говорят о кластеризации, поскольку в этом случае большинство регионов окружено себе подобными.

Отметим, что анализ, проведенный с помощью вычисления индексов Морана, Гири и Гетиса–Орда, является предварительным (аналогично тому, как перед оценкой классических моделей часто предварительно рассчитывают коэффициенты корреляции). Необходимо учитывать и влияние остальных факторов, а не только пространственных. В следующем разделе дано краткое описание основных пространственных моделей.

2.3. Основные пространственно-эконометрические модели

Опишем основные пространственно-эконометрические модели, и ради простоты будем рассматривать только модели для кросс-секционных данных⁵. За основу берется линейная регрессионная модель

$$Y_i = \alpha + x_i\beta + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (3)$$

где i — номер региона, x_i — i -я строка матрицы X выбранных объясняющих переменных (X^1, \dots, X^k) , β — вектор оцениваемых коэффициентов при объясняющих факторах, ε_i — i -я ошибка регрессии⁶.

Если в число объясняющих переменных включается пространственный лаг зависимой переменной WY , то соответствующая модель

$$Y_i = \alpha + x_i\beta + \rho(WY)_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (4)$$

называется моделью пространственной авторегрессии (SAR, spatial autoregressive model), где ρ — коэффициент пространственной автокорреляции.

В эту модель по сравнению с классической линейной регрессионной моделью (3) вводится всего один дополнительный параметр ρ . Если этот коэффициент незначимый, то взаимное влияние регионов отсутствует, если положительный и значимый, то изменения в выбранном регионе и соседних регионах имеют одинаковую направленность, а если он отрицательный и значимый, то противоположную направленность. Например, если Y — это уровень региональной безработицы, а коэффициент ρ положительный и значимый, то при увеличении среднего уровня безработицы в регионах, соседних с регионом i , уровень безработицы в регионе i также увеличится, а при уменьшении среднего уровня безработицы в соседних регионах уровень безработицы в регионе i также уменьшится. Если же коэффициент ρ отрицательный и значимый, то при увеличении среднего уровня безработицы в регионах, соседних с регионом i , уровень безработицы в регионе i сократится.

Если же в число объясняющих переменных включаются пространственные лаги не только зависимой переменной, но и независимых, то соответствующая модель

$$Y_i = \alpha + x_i\beta + \rho(WY)_i + (WX)_i\theta + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (5)$$

⁵ Эти модели легко обобщаются и на случай панельных данных.

⁶ Эти же обозначения используются в последующих уравнениях.

где $(WX)_i$ — i -я строка матрицы WX пространственных лагов выбранных объясняющих переменных⁷, θ — вектор оцениваемых коэффициентов при пространственных лагах объясняющих переменных, называется пространственной моделью Дарбина (SDM, spatial Durbin model).

Значимость коэффициента θ_j перед $(WX^j)_i$, пространственным лагом фактора X^j , $j \in \{1, \dots, k\}$ для i -го региона, означает, что изменение фактора X^j в регионах, соседних с i -м, влияет на i -й регион. Так, по данным для Уральского федерального округа (рассмотренного в качестве примера в разделе 2.1), где Y — уровень безработицы, а X^j — валовой региональный продукт⁸, отрицательную оценку коэффициента при факторе WX^j в модели можно интерпретировать следующим образом. Если валовой региональный продукт в Свердловской и Курганской областях (являющихся соседними для Челябинской области) увеличится, то безработица в Челябинской области снизится⁹.

Если же пространственная зависимость учитывается только в ошибках регрессии, то соответствующая модель называется моделью с пространственной зависимостью в ошибках (SEM, spatial error model):

$$Y_i = \alpha + x_i\beta + u_i, \quad u_i = \lambda(Wu)_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n. \quad (6)$$

И, наконец, наиболее общая модель, в которую включены пространственные лаги зависимой переменной, независимых переменных и учтена пространственная зависимость в ошибках, имеет вид

$$Y_i = \alpha + x_i\beta + \rho(WY)_i + (WX)_i\theta + u_i, \quad u_i = \lambda(Wu)_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (7)$$

и называется общей вложенной пространственной моделью (GNS, general nesting spatial model). Отметим, что для еще более общей модели взвешивающие матрицы в пространственных лагах зависимой переменной, независимых переменных и ошибок регрессии могут не совпадать.

Конечно, пространственные модели (4)–(6) являются частными случаями модели (7), наиболее часто применяемыми на практике. Существует еще несколько видов пространственных моделей, о которых будет рассказано в следующем разделе.

2.4. Подходы к выбору подходящей пространственно-эконометрические модели

Существует несколько подходов к выбору модели, наилучшим образом соответствующей реальным данным. При первом подходе, предложенном Anselin et al. (1996) и часто применяемом при анализе кросс-секционных данных, начинают анализ с модели линейной регрессии, оцениваемой с помощью метода наименьших квадратов, и делают выбор между моделями SAR или SEM с помощью описанного ниже алгоритма.

⁷ Эта матрица является произведением взвешивающей матрицы W и матрицы объясняющих переменных X .

⁸ На душу населения, с учетом паритета покупательной способности.

⁹ Аналогичную интерпретацию можно дать для каждого из 6 регионов Уральского федерального округа.

Рассматривается модель, в которую включен пространственный лаг зависимой переменной и предполагается пространственная зависимость в ошибках регрессии:

$$Y_i = \alpha + x_i\beta + \rho(W_1Y)_i + u_i, \quad u_i = \lambda(W_2u)_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n. \quad (8)$$

Гипотезы

$$H_0: \rho = 0, \lambda = 0 \text{ (соответствует модели (5))}, \quad (9)$$

$$H_1: \rho \neq 0, \lambda = 0 \text{ (соответствует модели SAR)},$$

и

$$H_0: \lambda = 0, \rho = 0 \text{ (соответствует модели (5))} \quad (10)$$

$$H_1: \lambda \neq 0, \rho = 0 \text{ (соответствует модели SEM)}$$

проверяются с помощью теста множителей Лагранжа. Как показали авторы теста, тестовые статистики можно выразить через остатки линейной регрессионной модели (см. формулу (3)), оцененной с помощью метода наименьших квадратов, без необходимости оценивать более сложные модели, что весьма упрощает процедуру. Чаще всего предполагается, что $W_1 = W_2$. Если в результате проведенного тестирования выбирается только одна из моделей, SAR или SEM, то процесс выбора завершается. Если и в тесте (9), и в тесте (10) выбирается гипотеза H_1 , то проводятся робастные тесты:

$$H_0: \rho = 0, \lambda \neq 0, \quad H_1: \rho \neq 0, \lambda \neq 0 \quad (11)$$

и

$$H_0: \lambda = 0, \rho \neq 0, \quad H_1: \lambda \neq 0, \rho \neq 0. \quad (12)$$

Если в тесте (11) выбирается гипотеза H_1 , то оценивают модель SAR, а если гипотеза H_1 выбирается в (12), то оценивают модель SEM. Если в обоих случаях выбирается гипотеза H_0 или гипотеза H_1 , то предложенный алгоритм не дает возможности однозначно выбрать между моделями SAR и SEM.

Описание аналогичных тестов множителей Лагранжа для выбора между линейной моделью и SEM для панельных данных приведено в (Baltagi et al., 2003).

При втором подходе, предложенном Elhorst (2014), LeSage, Pace (2009), Kelejian, Prucha (2010) с некоторыми модификациями в каждом случае, наоборот, предлагается начинать с более общей модели (7) с пространственными лагами зависимой, независимых переменных и ошибок регрессии, шаг за шагом проверяя значимость коэффициентов при пространственных лагах.

Перепишем наиболее общую GNS модель (7) в матричном виде:

$$Y = \alpha i_n + X\beta + \rho WY + WX\theta + u, \quad u = \lambda Wu + \varepsilon, \quad (13)$$

где i_n — n -мерный вектор из n единиц.

- Если $\theta = 0$ и $\lambda = 0$, то модель (13) сводится к модели пространственной авторегрессии (4).
- Если $\lambda = 0$, то к пространственной модели Дарбина (5).
- Если $\rho = \theta = 0$, то к модели с пространственной зависимостью в ошибках (6).
- Если $\rho = 0$, то к модели Дарбина с пространственной зависимостью в ошибках (SDEM, spatial Durbin error model).

- Если $\rho = \lambda = 0$, то к модели с пространственными лагами объясняющих переменных (SLX, spatial lag of X model).
- Если $\theta = 0$, то к пространственной авторегрессионной комбинированной модели (SAC, spatial autoregressive combined model).
- Если все коэффициенты при пространственных лагах равны нулю, т. е. $\rho = \theta = \lambda = 0$, то модель (13) сводится к линейной регрессионной модели (3).

Поскольку пространственные лаги зависимой переменной, входящие в правую часть уравнений SAR, SDM, GNS, SAC, являются эндогенными, то соответствующие модели нельзя оценивать с помощью метода наименьших квадратов. Основными способами оценки параметров этих моделей является метод максимального правдоподобия, при этом обычно делается достаточно сильное предположение о нормальности распределения ошибок (детали могут быть найдены в (Anselin, 2008)), и обобщенный метод моментов. В последнем случае по предложению Kelejian, Prucha (1998, 2010) в качестве инструментов для WY используют переменные, входящие в матрицу X, их пространственные лаги WX, а также W^2X , W^3X и т. д.

В следующем разделе содержится краткая информация об основных статистических пакетах, в которых можно оценить перечисленные пространственно-эконометрические модели.

2.5. Статистические пакеты для проведения пространственно-эконометрических исследований

Как уже отмечалось в разделе 2.1, одним из главных элементов пространственно-эконометрических моделей являются взвешивающие матрицы, отражающие взаимное влияние регионов. Для создания взвешивающей матрицы в пакете STATA можно использовать команду *spmat*, подробное описание которой приведено в статье (Drukke et al., 2013). В статическом пакете R для этого используются *spdep package* и *spml package*.

Для вычисления глобальных индексов Морана, Гири и Гетиса–Орда в пакете STATA используются команды *spatgsa* и *spatlsa*, а для локальных индексов и графика Морана — *spatlsa*. Тесты на выявление пространственной зависимости в кросс-секционных моделях в рамках подхода Анселина можно провести с помощью команд *spatdiag* и *spatreg*. Для оценки панельных пространственных моделей в STATA лучше всего подходит пакет *xsmle*, подробное описание которого дано в (Belotti et al., 2017).

Для оценки пространственных моделей в пакете R используются библиотеки *spdep*, *sphet*, *McSpatial*. В пакете MATLAB используется библиотека MATLAB Spatial Econometrics Toolbox, в Python — PySAL. Сравнение соответствующих пакетов (в них могут использоваться, например, разные алгоритмы поиска максимума функции правдоподобия и т. п.) приведено в статье (Bivand, Piras, 2015).

2.6. Интерпретация результатов оценки пространственно-эконометрических моделей

Для классических линейных моделей (3) интерпретация оценок коэффициентов β основывается на том факте, что $\partial E(Y_i)/\partial X_{mi} = \beta_m$, $i = 1, \dots, n$, $m = 1, \dots, k$, где k — число объясняющих переменных, т. е. если соответствующий коэффициент при переменной X_m значим,

то при увеличении X_m на 1 единицу (в которых измеряется X_m) Y увеличится на β_m единиц (в которых измеряется Y).

Для пространственных моделей все сложнее. Для тех, в которые входит пространственный лаг зависимой переменной, $\partial E(Y_i)/\partial X_{mi} \neq \beta_m$.

Однако, если преобразовать модель (10) к виду

$$Y = (I - \rho W)^{-1} (\alpha i_n + X\beta + WX\theta + u), \quad u = \lambda Wu + \varepsilon, \quad (14)$$

то предельные эффекты можно найти по следующей формуле:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(Y)}{\partial X_m} &= \begin{pmatrix} \frac{\partial E(Y_1)}{\partial X_{m1}} & \dots & \frac{\partial E(Y_1)}{\partial X_{mn}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial E(Y_n)}{\partial X_{m1}} & \dots & \frac{\partial E(Y_n)}{\partial X_{mn}} \end{pmatrix} = (I - \rho W)^{-1} (\beta_m I + W\theta_m) = \\ &= (I - \rho W)^{-1} \begin{pmatrix} \beta_m & w_{12}\theta_m & \dots & w_{1n}\theta_m \\ w_{21}\theta_m & \beta_m & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ w_{n1}\theta_m & \dots & & \beta_m \end{pmatrix} = S. \end{aligned}$$

Элемент s_{ij} матрицы S показывает, как изменится Y в регионе i при изменении переменной X_m в регионе j на одну единицу измерения.

Выделяют прямые эффекты (если $i = j$) и косвенные эффекты (если $i \neq j$). Например, если Y_i — уровень безработицы в регионе i (в процентах), а X_j — валовой региональный продукт на душу населения (в тыс. руб.), то прямой эффект s_{ii} показывает, на сколько процентных пунктов изменится безработица в регионе i при увеличении валового регионального продукта на душу населения в этом регионе на 1 тыс. руб. Косвенный эффект s_{ij} показывает, на сколько процентных пунктов изменится безработица в регионе i при увеличении валового регионального продукта на душу населения в регионе j на 1 тыс. руб. Отметим также, что косвенные эффекты часто называют спилловер-эффектами или просто спилловерами¹⁰.

Поскольку таких эффектов очень много (n прямых и $n^2 - n$ косвенных), то обычно вычисляют средние предельные прямые и косвенные эффекты (LeSage, Pace, 2009):

$$ADE = \frac{\text{tr}(S)}{n} \quad (\text{average direct effect}), \quad AIE = \frac{1}{n} \left(\sum_{i,j=1}^n s_{ij} - \text{tr}(S) \right) \quad (\text{average indirect effect}).$$

Их сумма дает общий предельный эффект (average total effect):

$$ATE = \frac{1}{n} \sum_{i,j=1}^n s_{ij}.$$

¹⁰ Spillover effect — эффект перелива.

Проверка значимости предельных эффектов осуществляется с помощью доверительных интервалов, детали построения которых можно найти в (Демидова, Тимофеева, 2021; Vega, Elhorst, 2015).

2.7. Недостатки традиционных пространственно-эконометрических моделей и возможные способы их устранения

Отметим, что для больших и неоднородных в пространственном отношении стран, к числу которых относится Россия, традиционные пространственно-эконометрические модели не всегда являются подходящими. В 2012 г. вышел специальный номер очень авторитетного в этой области журнала (*Journal of Regional Science*, vol. 52, №2) с подборкой критических в адрес традиционной схемы исследования статей. Подчеркивалось, что некоторые исследования в результате становятся слишком «техничными». Так, Corrado, Fingleton (2012) отметили, что значимость коэффициентов пространственной корреляции может быть индикатором пропуска существенных переменных. Gibbons, Overman (2012) критиковали сильное предположение о существовании взвешивающей матрицы W , отражающей реальные социально-экономические связи между регионами. Более детальное описание возникающих проблем приведено в (Partridge et al., 2012).

Какие способы решения этих проблем были предложены? Vega, Elhorst (2015) предложили сделать выбор весов более гибким, добавив в самые популярные географические веса (с обратной зависимостью от расстояния) дополнительный оцениваемый параметр δ , называемый параметром угасания: $w_{ij} \sim 1/d_{ij}^\delta$. Чем больше значение этого параметра, тем быстрее ослабевают связи между регионами с ростом расстояния между ними. Другие возможности более гибкого подхода к выбору взвешивающей матрицы (линейные комбинации нескольких взвешивающих матриц, оценка элементов взвешивающей матрицы) уже обсуждались выше в разделе 2.1.

Fischer, LeSage (2015), LeSage, Fischer (2012, 2008), LeSage, Parent (2007) предлагают использовать вместо точечных оценок (обычно получаемых с помощью метода максимального правдоподобия и асимптотически нормальных) байесовские, с апостериорным распределением оцениваемых параметров (детали байесовского подхода могут быть найдены в (Айвазян, 2008)). Более гибкая (по сравнению с линейной) функциональная форма зависимости с учетом пространственной зависимости может быть получена с помощью непараметрических моделей (Basile et al., 2012; Koroglu, Sun, 2016). Однако и непараметрический, и байесовский подход существенно усложняют технику оценивания и интерпретацию полученных результатов.

Более простой с технической точки зрения подход состоит в предварительном разбиении рассматриваемых пространственных объектов на несколько частей, для которых могут наблюдаться различные пространственные зависимости. Весьма популярно разделение регионов одной или нескольких стран на центральные и периферийные (Pascariu, Țigănașu, 2017; Basile, 2010), западные и восточные (Fuchs-Schundeln, Izem, 2012; Lottmann, 2012), южные и северные (Basile et al., 2012; Schioppa, Basile, 2002; Cracolici et al., 2007). В этих работах показано, что для различных групп регионов нередко наблюдаются неодинаковые зависимости от рассматриваемых в моделях факторов, и поэтому часто даются разные рекомендации по экономической политике.

Более подробно об этом и других подходах, использованных для отражения неоднородности регионов одной и той же страны, рассказано в следующем разделе, посвященном России.

3. Пространственно-эконометрические модели с использованием российских данных

Существует не очень много работ по моделированию российских региональных показателей с использованием пространственно-эконометрического инструментария, но в последнее время интерес к ним существенно увеличился.

3.1. Пространственно-эконометрические модели, используемые для моделирования экономического роста в России

Больше всего работ в этой области посвящено моделированию темпов экономического роста ВРП или среднедушевого дохода. Bussellato (2007), Луговой и др. (2007) были первыми, кто отметил необходимость учета пространственных лагов при оценке моделей конвергенции/дивергенции (Barro, Sala-i-Martin, 1992) для ВРП за 1998–2004 гг. Это было необходимо для того, чтобы не возникала проблема смещения оценок из-за пропуска существенной переменной. Аналогичный результат был получен Ивановой (2014), применившей байесовские методы для оценивания параметров модели конвергенции российских регионов по среднедушевым доходам населения за 1996–2012 гг.

Kholodilin et al. (2012) показали, что для разных групп российских регионов действуют неодинаковые механизмы, а именно, скорость конвергенции велика только для регионов со среднедушевыми доходами выше среднего, окруженных регионами также с высоким уровнем среднедушевых доходов.

Акцент на различие в пространственных эффектах для западных и восточных регионов впервые был сделан в работе Коломак (2010), также посвященной моделированию темпов экономического роста российских регионов. По данным за 1996–2008 гг. было показано, что если для западных регионов имели место положительные спилловер-эффекты, то для восточных регионов — отрицательные, что объясняется большими расстояниями и недостаточным развитием транспортной структуры в Сибири и на Дальнем Востоке.

В статьях Демидовой (2013, 2014) была предложена модификация модели SAR (для панельных данных), позволяющая оценить пространственные эффекты не только для группы западных и восточных российских регионов по отдельности, но и меру взаимного влияния западных и восточных регионов друг на друга:

$$\begin{pmatrix} Y_t^w \\ Y_t^e \end{pmatrix} = \alpha + \sigma \begin{pmatrix} Y_{t-1}^w \\ Y_{t-1}^e \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \rho^{ww} W^{ww} & \rho^{we} W^{we} \\ \rho^{ew} W^{ew} & \rho^{ee} W^{ee} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_t^w \\ Y_t^e \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} X^w \beta^w \\ X^e \beta^e \end{pmatrix} + \sum_{k=1}^{10} \gamma_k d_{2000+k} + \varepsilon_t,$$

где для каждого $t = 2000, \dots, 2010$ вектор зависимой переменной Y_t разбит на две части: Y_t^w и Y_t^e , соответствующие наблюдениям для 52 западных и 23 восточных регионов; матрица объясняющих переменных X разбита на две части: X^w , X^e , соответствующие наблюдениям

для западных и восточных регионов, взвешивающая матрица разбита на четыре блока:

$$W = \begin{pmatrix} W^{ww} & W^{we} \\ W^{ew} & W^{ee} \end{pmatrix}; d_{2000+k}, k=1, \dots, 10 \text{ — фиктивные переменные для } 2001, \dots, 2010 \text{ годов}$$

соответственно; $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)'$ — вектор фиксированных индивидуальных эффектов; $\beta^w = (\beta_1^w, \dots, \beta_k^w)'$, $\beta^e = (\beta_1^e, \dots, \beta_k^e)'$, $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_{10})'$ — векторы оцениваемых параметров. Коэффициенты ρ^{ww} , ρ^{we} , ρ^{ew} , ρ^{ee} отражают влияние, соответственно, западных регионов на западные, восточных на западные, западных на восточные и восточных на восточные.

С помощью этой модели в (Демидова, 2014) было показано, что для западных регионов имеют место положительные пространственные эффекты для роста ВРП, уровня безработицы, относительной заработной платы, а для восточных регионов — положительные пространственные эффекты для уровня безработицы и отрицательные пространственные эффекты для уровня относительной заработной платы. Также имеет место асимметричное влияние западных и восточных регионов друг на друга — для рассмотренных переменных импульсы с запада широко распространяются на восток, но не в обратном направлении.

В то же время в статье (Лободина, Шмидт, 2013), использовавшей такую же модель для исследования факторов, влияющих на инновационные процессы в российских регионах, было показано, что существуют положительные экстерналии внутри каждой группы регионов, причем «инновационная активность предприятий восточных регионов благоприятно влияет на западные», в то же время влияние западных регионов на восточные в плане инноваций оказалось незначимым.

Еще одна модификация модели пространственной авторегрессии была приведена в статье Демидовой, Иванова (2016). В ней коэффициент пространственной автокорреляции ρ в модели экономического роста был заменен линейной функцией от различных переменных, характеризующих чувствительность региона к внешним воздействиям, типа $\rho = \delta + \eta Z$ (в качестве таких переменных Z брались площадь региона, плотность населения региона и доля городского населения региона), и было показано, что более густонаселенные регионы имеют большую чувствительность к пространственным экстерналиям. Аналогичная модификация модели Дарбина, связанная с заменой коэффициентов при пространственных лагах (как зависимой, так и независимых переменных) на линейные функции от переменных, характеризующих качество региональных институтов, была использована в статье (Демидова, Камалова, 2021). Как показали авторы, чем лучше институциональная среда и выше степень деловой активности региона, тем сильнее влияние соседних регионов на экономический рост выбранного региона.

То, что пространство — это не только география (Beck et al., 2006), подтверждается и российскими исследователями. Буфетова, Коломак (2021) оценили влияние на характеристики экономического и социального развития (ВРП, бюджетные расходы, число преступлений) степени национальной неоднородности в российских регионах, измеренной с помощью индексов фракционализации и поляризации с учетом культурной дистанции, и показали, что «национальное разнообразие скорее выступает положительным фактором развития, однако при поляризованной национальной структуре могут проявляться отрицательные эффекты гетерогенного общества».

Balash et al. (2020) при оценке пространственных моделей экономического роста ВРП за 2010–2017 гг. использовали две взвешивающие матрицы: географическую, рассчитанную

с помощью расстояний между столицами регионов, и экономическую, рассчитанную по информации о налоговых поступлениях по 82 отраслям экономики, детали можно найти в (Afanasiev, Kudrov, 2020). В обоих случаях авторы обнаружили положительные пространственные эффекты.

3.2. Пространственно-эконометрические модели, используемые для моделирования основных показателей региональных рынков труда и миграции в России

Как отмечают Ощепков, Капелюшников (2015), единого рынка труда в России не существует, следует рассматривать региональные рынки труда, а для моделирования их основных показателей удобно использовать пространственно-эконометрические инструменты. Было продемонстрировано существование пространственных эффектов при моделировании региональной безработицы (Вакуленко, 2015; Семерикова, Демидова, 2015), молодежной безработицы (Blinova et al., 2016; Demidova, Signorelli, 2012; Demidova et al., 2013), кривой заработной платы (Демидова, Тимофеева, 2021). Однако региональные рынки труда достаточно сильно отличаются по своим характеристикам. Как отмечают Ощепков и Капелюшников (2015), существуют достаточно стабильные во времени группы регионов-лидеров и регионов-аутсайдеров. В связи с этим целесообразно разделять регионы на кластеры, внутри которых действуют различные механизмы. Это сделано в работах (Danilenko et al., 2018; Demidova et al., 2018), где и показано, что как пространственные эффекты, так и детерминанты безработицы (и занятости) в выделенных группах различаются. Непараметрическая форма зависимости изменения безработицы от степени концентрации и диверсификации экономики региона с учетом взаимного влияния регионов была использована в статье (Demidova et al., 2020). В ней показано, что во времена кризисов преобладают эффекты Маршалла (безработица ниже в регионах с высоким уровнем концентрации экономики), а в периоды подъема преобладают эффекты Джейкобс (безработица ниже в экономически диверсифицированных регионах).

Вопросы, связанные с пространственными аспектами динамики производительности труда в России, обсуждаются в работе Буфетовой (2019). С помощью объединения аппарата пространственной эконометрики и марковских цепей было показано, что «регионы, опережающие ближайших географических соседей по уровню производительности труда, демонстрируют лучшую динамику переходов» в состоянии с более высокой производительностью труда.

Пространственно-эконометрический инструментарий использовался также при моделировании миграционных потоков. В статьях (Sardadvar, Vakulenko, 2016, 2020) была обнаружена разница в детерминантах миграции для жителей западных и восточных регионов России. В частности, в восточных регионах мигранты реагируют на изменения спроса на рабочую силу, университеты препятствуют оттоку из восточных регионов, а привлекательность западных регионов для мигрантов определяется более высокими доходами. Гильман и др. (2020) показали, что повышение заработной платы в европейской части России приводит к оттоку населения из регионов крайнего Севера.

Таким образом, пространственно-эконометрические модели были существенно модифицированы для отражения российских реалий. Существует весьма интересная и перспективная

область исследований, посвященная оценке государственных программ, в которой в последнее время все чаще используются модифицированные пространственно-эконометрические модели. Об этом будет идти речь в следующем разделе.

4. Пространственно-эконометрический подход при оценке эффективности государственных программ

4.1. Традиционные методы оценки эффективности программ

Вопросы, связанные с оценкой различных государственных программ, осуществляемых на региональном уровне в России, не раз привлекали внимание исследователей (Борщевский, 2018; Южаков и др., 2015).

Неоднородность российских регионов заключается в том числе в том, что многие из них находятся под влиянием некоторых государственных, местных и т. д. программ. Список госпрограмм для России можно найти на сайте <https://programs.gov.ru/>. Описание федеральных государственных программ, действовавших с 2011 г., и типологии их оценивания приведены в статье (Борщевский, 2018). Методологические вопросы оценки результативности государственных программ обсуждаются в статье (Южаков и др., 2015).

В этом разделе постараемся кратко осветить основные эконометрические методы оценки влияния программ как на развитие регионов, для которых они были предназначены, так и на другие регионы (косвенные или спилловер-эффекты). С этой целью в традиционные методы оценки программ все активнее внедряются методы пространственной эконометрики.

Достаточно подробное описание эконометрических методов оценки программ приведено в (Abadie, Cattaneo, 2018; Athey, Imbens, 2017; Heckman et al., 1997), специфика методов, применяемых для оценки эффективности государственных программ на рынке труда, разбор их достоинств и недостатков освещены в статье (Мартынова, Рошин, 2008).

Программы рассматривают как частные случаи некоторого эффекта воздействия (treatment effect). Чаще всего используют следующие техники выявления эффекта воздействия: метод разности разностей (differences in differences), разрывный дизайн (regression discontinuity design), подбор контрольной группы или мэтчинг (matching), подбор контрольной группы по индексу соответствия (propensity score matching).

4.2. Пространственный подход к методу разности разностей

При применении метода разности разностей в наиболее общем случае с панельными данными обычно используют модели

$$Y_{it} = \alpha_i + x_{it}\beta + \alpha_D D_i + \alpha_T T_t + \delta(D_i \cdot T_t) + \varepsilon_{it}, \quad (15)$$

где $i = 1, \dots, n$ — номера наблюдений (в данном случае объектами наблюдения являются регионы); $t = 1, \dots, T$ — моменты времени; Y_{it} — зависимая переменная, изменение которой под влиянием воздействия измеряется; X — матрица контрольных переменных; x_{it} — i -я строка этой матрицы в момент времени t ; $D_i = 1$, если регион i участвует в программе (т. е. на него оказывается воздействие), и 0 в противном случае; $T_t = 1$, если в момент t

действует оцениваемая программа и 0 иначе; ε_{it} — ошибки регрессии, не коррелированные с D_i и T_i . Эффект программы оценивается с помощью коэффициента δ . Если он значимый и положительный, то программа положительно влияет на выбранную зависимую переменную, а если значимый и отрицательный, то негативно, при незначимости коэффициента δ программа не оказывает влияния. Однако при такой спецификации не учитывается, что программа может оказывать влияние не только на выбранный регион, но и на соседние. В то же время соседние регионы влияют на выбранный, так что воздействие программы может быть как прямым, так и косвенным, через воздействие на другие регионы. Соответствующее влияние можно учесть, добавив в базовую спецификацию (15) пространственный лаг зависимой переменной

$$Y_{it} = \alpha_i + \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} Y_{jt} + x_{it} \beta + \alpha_D D_i + \alpha_T T_i + \delta(D_i \cdot T_i) + \varepsilon_{it}, \quad (16)$$

пространственный лаг эффекта воздействия

$$Y_{it} = \alpha_i + x_{it} \beta + \alpha_D D_i + \alpha_T T_i + \delta(D_i \cdot T_i) + \sum_{j=1}^n w_{ij} (D_j \cdot T_i) + \varepsilon_{it} \quad (17)$$

или же использовать пространственную зависимость в ошибках регрессии.

Все эти пространственные расширения модели (15) использованы в статье (Kolak, Anselin, 2020) при оценке влияния программы ограничения возраста продажи спиртного на смертность 18–20-летних американцев. Показано, что оценка эффекта воздействия программы оказывается завышенной при неучете пространственных эффектов.

Dubé et al. (2014) использовали модель (16) для оценки влияния изменений в системе общественного транспорта на цену жилья в Канаде по данным для Монреаля за 1997–2007 гг., Zeng, Bao (2021) — для оценки влияния локдауна, связанного с COVID-19, на загрязнение воздуха в Китае.

Вопросы, связанные с оценкой смещения, возникающего при неучете пространственных эффектов воздействия, обсуждаются в статье (Delgado, Florax, 2015). Авторы сравнивают результаты оценки моделей (15) и (17) на смоделированных данных и находят, что это смещение может оказаться весьма существенным.

Модели типа (17) были также использованы в исследованиях:

- (Lima, Barbosa, 2019), посвященном оценке последствий наводнения на рост валового внутреннего продукта в муниципалитетах области Санта Катарина (Бразилия) в 2000–2010 гг.;
- (Han et al., 2018), где авторы оценили эффект вхождения IKEA в локальные муниципальные рынки на производительность ритейлеров, расположенных поблизости от магазинов IKEA, соответствующий эффект оказался положительным только для сельских областей;
- (Bardaka et al., 2019), проведенном для оценки влияния легкорельсовой транспортной системы в Денвере, открытой в 1994 г. (первое оцениваемое воздействие) и расширенной в 2000–2006 гг. (второе оцениваемое воздействие), на социально-экономические показатели, такие как медианный доход жителей, их уровень образования, стоимость жилья.

Во всех перечисленных исследованиях были выявлены прямые и косвенные эффекты воздействия перечисленных программ.

4.3. Пространственный подход к разрывному дизайну

Описание техники разрывного дизайна (regression discontinuity) может быть найдено в (Ниворожкин, 2009). Для выборки из n объектов (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$ считается, что i -й объект подвергнут контрольному воздействию, если $X_i \geq x_0$, где x_0 — некоторое пороговое значение.

Эффект контрольного воздействия рассчитывается следующим образом:

$$\tau = \lim_{x \downarrow x_0} E[Y_i | X_i = x] - \lim_{x \uparrow x_0} E[Y_i | X_i = x]. \quad (18)$$

При обобщении этой техники на пространственный случай переходят из одномерного пространства (значений переменной X) в двумерное (упорядочиваемое, например, с помощью координат). Вместо порогового значения используют некоторую географическую границу (кривую в двумерной плоскости), разбивающую двумерную область на две части, в одной из которых объекты подвержены некоторому воздействию, а в другой — нет.

В первых работах на эту тему для выявления влияния границы часто использовался набор фиктивных переменных, связанных с этой границей. Так, Black (1999) использовал соответствующую модель для оценки влияния качества школ на цену недвижимости, Holmes (1998) — для оценки влияния законов о праве на труд («right-to-work laws»), действующих в некоторых американских штатах, на производственную деятельность фирм, Giacomelli, Menon (2012) — для оценки влияния судебной эффективности на показатели успешности фирм (средний размер фирмы, занятость, число фирм) в муниципалитетах Италии; Athias, Wicht (2014) — для оценки влияния языка (французский или немецкий) на уровень экономического развития в муниципалитетах Швейцарии. Во всех описанных случаях по разные стороны от границ существовали разные режимы, один из которых рассматривался как воздействие.

В работах последних лет чаще используется непараметрическая техника оценивания изменения, связанного с границей и различными режимами с разных сторон от нее. Egget, Lassmann (2015) изучали влияние иностранных языков (французского, немецкого, итальянского) на международную торговлю регионов в Швейцарии. В статье (Keele, Titiunik, 2015) эта техника называется «географический разрывный дизайн» (geographic regression discontinuity) и используется для оценки эффективности рекламной компании на местном телевидении в США во время избирательной президентской компании 2008 г. Сравнивались северная часть штата Нью-Джерси, находящаяся под влиянием средств массовой информации Филадельфии, и южная часть Нью-Джерси, находящаяся под влиянием СМИ Нью-Йорка. Формула для оценки эффекта программы в этом случае усложняется и может быть найдена в статье (Keele, Titiunik, 2015). Авторы показали, что влияние местных средств массовой информации на исход президентских выборов 2008 г. оказался несущественным, не было обнаружено статистически значимых отличий от результатов голосования по стране в целом.

4.4. Пространственный подход к подбору контрольной группы (мэтчингу), подбору контрольной группы по индексу соответствия

Мэтчинг состоит в специальном подборе контрольной группы, в которую включаются объекты (в нашем случае регионы или другие территориальные образования), не участвующие в оцениваемой программе, но сопоставимые по наблюдаемым характеристикам

с участвующими объектами. Для подбора элементов контрольной группы, близких по набору имеющихся характеристик к группе воздействия, обычно минимизируется расстояние между многомерными векторами или матрицами, что можно сделать с помощью различных метрик. Детали этого метода (с описанием различных вариантов подбора контрольной группы) могут быть найдены, например, в классической работе (Heckman et al., 1997), посвященной оценке программ профессионального обучения в США.

Поскольку подбор объектов, близких по множеству характеристик, достаточно затруднителен, часто производят подбор контрольной группы по индексу соответствия (propensity score matching), предложенный Rosenbaum, Rubin (1983). А именно, используя выделенные характеристики объектов, рассчитывают вероятность участия в оцениваемой программе, обычно с помощью логит- или пробит-моделей. Для регионов, участвовавших в программе, в качестве контрольной группы отбирают регионы, не участвовавшие в программе, но имеющие близкую вероятность участия. Более подробное описание этого метода приведено в (Guo, Fraser, 2009; Baum-Snow, Ferreira, 2015). Некоторые практические рекомендации по применению этого метода даны в статье (Caliendo, Kopeinig, 2008), а примеры применения для региональных данных можно найти, кроме уже перечисленных статей, в (Isserman, Merrifield, 1987; Sayago-Gomez et al., 2018).

Пространственные эффекты, отражающие взаимное влияние регионов, могут быть учтены при применении мэтчинга двумя способами:

1) с помощью включения региональных характеристик объектов в число признаков, расстояние по которым минимизируется, как настоятельно рекомендуется в статье (Heckman, 1997);

2) с помощью включения пространственных лагов в оцениваемые модели, как сделано, например, в статье (Hujer et al., 2009) при оценке политики по стимулированию занятости на региональных рынках труда Западной Германии в 2003–2004 гг.

При подборе контрольной группы по индексу соответствия (propensity score matching) пространственные лаги могут быть включены в качестве объясняющих переменных на этапе оценки логит- и пробит-моделей. Это сделано, например, в статье (Chagas et al., 2012) для оценки социальных, экономических и экологических последствий выращивания сахарного тростника для муниципалитетов Бразилии. В статье (Dubé et al., 2021) при оценке влияния наводнения на цену жилья в г. Лаваль (Канада) в число факторов, использованных при формировании контрольной группы по индексу соответствия, были включены координаты домов. Также возможно использование пространственной пробит-модели, описанной, например, в (Wilhelm, De Matos, 2013).

Отметим, что при использовании данных для регионов достаточно проблематично найти регион с аналогичными характеристиками для мэтчинга. В качестве возможного решения этой проблемы Abadie et al. (2010) предложили использовать синтетическую контрольную группу (и продемонстрировали применение этого метода для оценки эффективности программы борьбы с курением в Калифорнии). Вместо показателей одного контрольного региона берется некоторая линейная комбинация соответствующих показателей нескольких регионов, которые и образуют синтетическую контрольную группу. Веса для регионов контрольной группы выбираются таким образом, чтобы минимизировать расстояние между матрицей выбранных контрольных переменных подвергшегося воздействию региона и взвешенной комбинацией соответствующих матриц для контрольных регионов синтетической группы. Задача сводится к подбору весов так, чтобы минимизировать некоторую квадратичную

форму (детали могут быть найдены в статье (Abadie et al., 2010)). Mitze et al. (2020) с помощью метода синтетической контрольной группы исследовали эффективность политики обязательного ношения масок во время первой волны COVID-19 в Германии и пришли к выводу, что ношение масок снижает ежедневный прирост зараженных на 47%.

По российским данным метод синтетической контрольной группы был применен Капелюком (2018) при исследовании влияния изменения региональной минимальной заработной платы на благосостояние населения. Было, в частности, показано, что повышение минимальной заработной платы в Нижегородской области не привело к снижению уровня бедности.

В заключение хотелось бы отметить, что пространственно-эконометрический подход к оценке эффективности государственных программ в России является весьма перспективным направлением для развития, которое может представлять интерес для исследователей, специализирующихся в развитии как пространственно-эконометрических методов, так и методов оценки программ.

Благодарности. Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-110-50398. Автор хотел бы выразить благодарность двум анонимным рецензентам, сделавшим много ценных замечаний и предложений, с учетом которых первоначальный вариант статьи был существенно переработан.

Список литературы

Айвазян С. А. (2008). Байесовский подход в эконометрическом анализе. *Прикладная эконометрика*, 9 (1), 93–108.

Борщевский Г. А. (2018). Инструменты оценки реализации государственных программ Российской Федерации. *Государственное управление. Электронный вестник*, 67, 6–30.

Буфетова А. Н., Коломак Е. А. (2021). Национальная неоднородность в регионах России: оценка, изменение, влияние на экономическое развитие. *Вопросы экономики*, 1, 120–142.

Буфетова А. Н. (2019). Исследование пространственных эффектов в региональной динамике производительности труда. *Регион: экономика и социология*, 2, 80–100.

Вакуленко Е. С. (2015). Анализ связи между региональными рынками труда в России с использованием модели Оукена. *Прикладная эконометрика*, 40 (4), 28–48.

Гильтман М. А., Обухович Н. В., Ларионова Н. И. (2020). Влияние заработной платы в европейской части России на миграцию в районах Крайнего Севера. *Мир России*, 3, 28–50.

Гурьянова Л. С., Холодный Г. А., Лукьянчикова А. С. (2013). Методы и модели анализа пространственной кластеризации темпов социально-экономического развития регионов. *Проблемы экономики*, 2, 242–250.

Демидова О. А. (2013). Выявление пространственных эффектов для основных макроэкономических показателей российских регионов. https://economics.hse.ru/data/2013/12/03/1335971579/Demidova_Article_HSE_2013.pdf.

Демидова О. А. (2014). Пространственно-авторегрессионная модель для двух групп взаимосвязанных регионов (на примере восточной и западной части России). *Прикладная эконометрика*, 34 (2), 19–35.

Демидова О. А., Иванов Д. С. (2016). Модели экономического роста с неоднородными пространственными эффектами (на примере российских регионов). *Экономический журнал ВШЭ*, 20 (1), 52–75.

Демидова О. А., Камалова Э. (2021). Пространственно-эконометрическое моделирование экономического роста российских регионов: имеют ли значение институты? *Экономическая политика*, 16 (2), 34–59.

Демидова О. А., Тимофеева Е. А. (2021). Пространственные аспекты оценки кривой заработной платы в России. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 51 (3), 69–101.

Иванова В. И. (2014). Региональная конвергенция доходов населения: пространственный анализ. *Пространственная экономика*, 4, 100–119.

Капелюк С. Д. (2018). Исследование влияния минимальной заработной платы на благосостояние на основе региональных данных. В кн.: *Экономика Сибири в условиях глобальных вызовов XXI века* (под ред. В. И. Суслова, Н. В. Горбачевой). Т. 4, 81–96. Новосибирск: ИЭОПП СО РАН.

Коломак Е. А. (2010). Пространственные экстерналии как ресурс экономического роста. *Регион: экономика и социология*, 4, 73–87.

Лободина О. Н., Шмидт Ю. Д. (2013). Оценка влияния пространственных факторов на интенсивность инновационных процессов. *Известия Дальневосточного федерального университета. Экономика и управление*, 67 (3), 20–30.

Луговой О., Дашкеев В., Мазаев И., Фомченко Д., Поляков Е., Хехт А. (2007). *Экономико-географические и институциональные аспекты экономического роста в регионах*. М.: ИЭПП. Консорциум по вопросам прикладных экономических исследований, Канадское агентство по международному развитию и др.

Мартынова А. П., Рощин С. Ю. (2008). Оценка эффективности и спрос на оценку эффективности государственных программ на рынке труда. *Вопросы государственного и муниципального управления*, 4, 27–47.

Ниворожкин А. (2009). Разрывный дизайн. *Квантиль*, 7, 1–8.

Ощепков А. Ю., Капелюшников Р. И. (2015). Региональные рынки труда: 15 лет различий. *Препринт WP3/2015/10*. М.: Изд. дом ВШЭ.

Регионы России. Социально-экономические показатели. 2020. Статистический сборник. М.: Росстат, 2020.

Семерикова Е. В., Демидова О. А. (2015). Анализ региональной безработицы в России и Германии: пространственно-эконометрический подход. *Пространственная экономика*, 2, 64–85.

Южаков В., Добролюбова Е., Александров О. (2015). Как оценить результативность государственных программ: вопросы методологии. *Экономическая политика*, 10 (6), 79–98.

Список англоязычной литературы — см. References.

*Поступила в редакцию 05.06.2021;
принята в печать 30.08.2021.*

Demidova O. A. Methods of spatial econometrics and evaluation of government programs effectiveness. *Applied Econometrics*, 2021, v. 64, pp. 107–134.

DOI: 10.22394/1993-7601-2021-64-107-134.

Olga Demidova

NRU HSE, Moscow, Russian Federation;
demidova@hse.ru

Methods of spatial econometrics and evaluation of government programs effectiveness

The article provides an overview of the main spatial-econometric models and notes the shortcomings that limit their application to the description of the processes taking place in large heterogeneous countries, such as Russia. The main approaches and modifications of the models are given, which make it possible to take into account Russian conditions, and a brief description of the basic articles is given in which spatial-econometric toolkit is applied to Russian data. A very promising direction in the development of spatial-econometric methods is the improvement of methods for assessing of government programs, therefore, the article describes the main approaches how to do this.

Keywords: Russian regions; spatial econometrics; spatial-econometric models; weighting matrix; spatial lags; spillover effects; Moran's index; Geary's index; Getis–Ord index; direct marginal effects; indirect marginal effects; difference-in-differences method; geographic discontinuous design; matching; propensity score matching; method of synthetic control group.

JEL classification: C21; C31; P25.

Acknowledgements. The reported study was funded by RFBR, project number 20-110-50398.

References

Aivazian S. A. (2008). Bayesian approach to econometric analysis. *Applied Econometrics*, 9 (1), 93–108 (in Russian).

Borshchevskiy G. A. (2018). Tools for estimation of the Russian government programs. *Public administration. Electronic bulletin*, 67, 6–30 (in Russian).

Bufetova A. N., Kolomak E. A. (2021). National heterogeneity in the regions of Russia: assessment, change, impact on economic development. *Voprosy Ekonomiki*, 1, 120–142 (in Russian).

Bufetova A. N. (2020). Study of spatial effects in the regional labor productivity dynamics. *Regional Research of Russia*, 10 (2), 127–134.

Vakulenko E. S. (2015). Analysis of the relationship between regional labor markets in Russia using Okun's model. *Applied Econometrics*, 40 (4), 28–48 (in Russian).

Giltman M. A., Obukhovich N. V., Larionova N. I. (2020). The influence of wages in the European part of Russia on migration in the Far North. *Mir Rossii*, 3, 28–50 (in Russian).

Guryanova L. S., Kholodnyi G. A., Lukyanchikova A. S. (2013). Methods and models of analysis of spatial clusterisation of rates of socio-economic development of regions. *Problems of Economy*, 2, 242–250 (in Russian).

Demidova O. A. (2013). Revealing spatial effects for the main macroeconomic indicators of Russian regions. https://economics.hse.ru/data/2013/12/03/1335971579/Demidova_Article_HSE_2013.pdf (in Russian).

Demidova O. A. (2014). Spatial-autoregressive model for the two groups of related regions (eastern and western parts of Russia). *Applied Econometrics*, 34 (2), 19–35 (in Russian).

Demidova O. A., Ivanov D. S. (2016). Models of economic growth with heterogenous spatial effects: The case of Russian regions. *HSE Economic Journal*, 20 (1), 52–75 (in Russian).

Demidova O. A., Kamalova E. (2021). Spatial econometric modeling of economic growth in Russian regions: Do institutions matter? *Economicheskaya Politika*, 16 (2), 34–59 (in Russian).

Demidova O. A., Timofeeva E. A. (2021). Spatial aspects of wage curve estimation in Russia. *Journal of the New Economic Association*, 51 (3), 69–101 (in Russian).

Ivanova V. I. (2014). Regional convergence of income: Spatial analysis. *Spatial Economics*, 4, 100–119 (in Russian).

Kapelyuk S. D. (2018). Impact of minimum wage on welfare: Regional-level analysis. In: *The Economy of Siberia under Global Challenges of the XXI Century* (eds. V. I. Suslov, N. V. Gorbacheva). Vol. 4, 81–96. Novosibirsk: IEIE SB RAS (in Russian).

Kolomak E. A. (2010). Spatial externalities as a source of economic growth. *Region: Economics and Sociology*, 4, 73–87 (in Russian).

Lobodina O. N., Schmidt Yu. D. (2013). Estimation of the influence of spatial factors on the intensity of innovation processes. *Izvestija Dal'nevostochnogo federal'nogo universiteta. Jekonomika i upravlenie*, 67 (3), 20–30 (in Russian).

Lugovoy O., Dashkeyev V., Mazayev I., Fomchenko D., Polyakov E., Hecht A. (2007). *Economic, geographical and institutional aspects of economic growth in the regions*. M.: IET. Applied Economic Research Consortium, Canadian International Development Agency, etc. (in Russian).

Martynova A., Roshchin S. (2008). Evaluation of efficiency and the demand for the efficiency evaluation of the state programs in the labour market. *Public Administration Issues*, 4, 27–47 (in Russian).

Nivorozhkin A. (2009). Regression discontinuity design. *Quantile*, 7, 1–8 (in Russian).

Oshchepkov A. Yu., Kapeliushnikov R. I. (2015). Regional labor markets: 15 years of difference. *Working Paper WP3/2015/10*. Moscow: Higher School of Economics (in Russian).

Regions of Russia. Socio-economic indicators. (2020). M.: Rosstat (in Russian).

Semerikova E. V., Demidova O. A. (2015). Analysis of regional unemployment in Russia and Germany: Spatial-econometric approach. *Spatial Economics*, 2, 64–85 (in Russian).

Yuzhakov V., Dobrolyubova E., Alexandrov O. (2015). How to evaluate public programs effectiveness: Issues of methodology. *Economicheskaya Politika*, 10 (6), 79–98 (in Russian).

Abadie A., Diamond A., Hainmueller J. (2010). Synthetic control methods for comparative case studies: Estimating the effect of California's tobacco control program. *Journal of the American Statistical Association*, 105 (490), 493–505.

Abadie A., Cattaneo M. D. (2018). Econometric methods for program evaluation. *Annual Review of Economics*, 10, 465–503.

Afanasiev M., Kudrov A. (2020). Structures of strong sectors of the Russian Federation subjects and assessment of their economic complexity. In: *Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Modern Management Trends and the Digital Economy: From Regional Development to Global Economic Growth»* (MTDE 2020), Yekaterinburg, Russia, 16–17 April 2020, 55–63.

Ahrens A., Bhattacharjee A. (2015). Two-step lasso estimation of the spatial weights matrix. *Econometrics*, 3 (1), 128–155.

Anselin L. (2008). Spatial econometrics. In: *A companion to theoretical econometrics*, Baltagi B. H. (ed.), 310–330. John Wiley & Sons.

Anselin L. (1995). Local indicators of spatial association — LISA. *Geographical Analysis*, 27 (2), 93–115.

Anselin L., Bera A. K., Florax R., Yoon M. J. (1996). Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Regional Science and Urban Economics*, 26 (1), 77–104.

Arbia G., Battisti M., Di Vaio G. (2010). Institutions and geography: Empirical test of spatial growth models for European regions. *Economic Modelling*, 27 (1), 12–21.

Athey S., Imbens G. W. (2017). The state of applied econometrics: Causality and policy evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, 31 (2), 3–32.

Athias L., Wicht P. (2014). Cultural biases in public service delivery: Evidence from a regression discontinuity approach. *MPRA Paper 60639*.

Balash V., Balash O., Faizliev A., Chistopolskaya E. (2020). Economic growth patterns: Spatial Econometric analysis for Russian regions. *Information*, 11 (6), 289.

Baltagi B. H., Song S. H., Koh W. (2003). Testing panel data regression models with spatial error correlation. *Journal of Econometrics*, 117 (1), 123–150.

Bardaka E., Delgado M. S., Florax R. J. (2019). A spatial multiple treatment/multiple outcome difference-in-differences model with an application to urban rail infrastructure and gentrification. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 121, 325–345.

Barro R. J., Sala-i-Martin X. (1992). Convergence. *Journal of Political Economy*, 100 (2), 223–251.

Basile R. (2010). Labour productivity polarization across western European regions: Threshold effects versus neighbourhood effects. In: *The Labour Market Impact of the EU Enlargement. A New Regional Geography of Europe?* 75–97. Physica-Verlag

Basile R., Girardi A., Mantuano M., Pastore F. (2012). Sectoral shifts, diversification and regional unemployment: Evidence from local labour systems in Italy. *Empirica*, 39 (4), 525–544.

Baum-Snow N., Ferreira F. (2015). Causal inference in urban and regional economics. *Handbook of Regional and Urban Economics*, 5, 3–68.

Beck N., Gleditsch K. S., Beardsley K. (2006). Space is more than geography: Using spatial econometrics in the study of political economy. *International Studies Quarterly*, 50 (1), 27–44.

Bell K. P., Bockstael N. E. (2000). Applying the generalized-moments estimation approach to spatial problems involving micro-level data. *Review of Economics and Statistics*, 82 (1), 72–82.

Belotti F., Hughes G., Mortari A. P. (2017). Spatial panel-data models using Stata. *The Stata Journal*, 17 (1), 139–180.

Bivand R., Piras G. (2015). Comparing implementations of estimation methods for spatial econometrics. *Journal of Statistical Software*, 63 (18).

Black S. E. (1999). Do better schools matter? Parental valuation of elementary education. *The Quarterly Journal of Economics*, 114 (2), 577–599.

Blinova T., Markov V., Rusanovskiy V. (2016). Empirical study of spatial differentiation of youth unemployment in Russia. *Acta Oeconomica*, 66 (3), 507–526.

Buccellato T. (2007). Convergence across Russian regions: A spatial econometrics approach. *Discussion Paper 70*. University of London, Centre for Financial and Management Studies.

Caliendo M., Kopeinig S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22 (1), 31–72.

- Chagas A. L. S., Toneto R., Azzoni C. R. (2012). A spatial propensity score matching evaluation of the social impacts of sugarcane growing on municipalities in Brazil. *International Regional Science Review*, 35 (1), 48–69.
- Cliff A. D., Ord J. K. (1973). *Spatial autocorrelation*. Pion, London.
- Conley T. G., Topa G. (2002). Socio-economic distance and spatial patterns in unemployment. *Journal of Applied Econometrics*, 17 (4), 303–327.
- Corrado L., Fingleton B. (2012). Where is the economics in spatial econometrics? *Journal of Regional Science*, 52 (2), 210–239.
- Cracolici M. F., Cuffaro M., Nijkamp P. (2007). Geographical distribution of unemployment: An analysis of provincial differences in Italy. *Growth and Change*, 38 (4), 649–670.
- Danilenko T., Demidova O., Signorelli M. (2018). Unemployment clubs in Russian regions. *Emerging Markets Finance and Trade*, 54 (6), 1337–1357.
- Debarsy N., LeSage J. P. (2020). Bayesian model averaging for spatial autoregressive models based on convex combinations of different types of connectivity matrices. *Journal of Business & Economic Statistics*. <https://doi.org/10.1080/07350015.2020.1840993>.
- Delgado M. S., Florax R. J. (2015). Difference-in-differences techniques for spatial data: Local autocorrelation and spatial interaction. *Economics Letters*, 137, 123–126.
- Demidova O., Daddi P., Medvedeva E., Signorelli M. (2018). Modeling the employment rate in Russia: A spatial-econometric approach. *Economy of Region*, 14 (4), 1383–1398.
- Demidova O., Marelli E., Signorelli M. (2013). Spatial effects on youth unemployment rate: The case of eastern and western Russian regions. *Eastern European Economics*, 51 (5), 94–124.
- Demidova O., Signorelli M. (2012). Determinants of youth unemployment in Russian regions. *Post-Communist Economies*, 24 (2), 191–217.
- Demidova O., Kolyagina A., Pastore F. (2020). Marshallian vs Jacobs effects: Which is stronger? Evidence for Russia unemployment dynamics. *Structural Change and Economic Dynamics*, 55, 244–258.
- Di Guardo M. C., Marrocu E., Paci R. (2016). The concurrent impact of cultural, political, and spatial distances on international mergers and acquisitions. *The World Economy*, 39 (6), 824–852.
- Dietz R. D. (2002). The estimation of neighborhood effects in the social sciences: An interdisciplinary approach. *Social Science Research*, 31, 539–575.
- Drukke D. M., Pen H., Prucha I. R., Raciborski R. (2013). Creating and managing spatial-weighting matrices with the `spmat` command. *The Stata Journal*, 13 (2), 242–286.
- Dubé J., AbdelHalim M., Devaux N. (2021). Evaluating the impact of floods on housing price using a spatial matching difference-in-differences (SM-DID) approach. *Sustainability*, 13 (2), 804.
- Dubé J., Legros D., Thériault M., Des Rosiers F. (2014). A spatial difference-in-differences estimator to evaluate the effect of change in public mass transit systems on house prices. *Transportation Research Part B: Methodological*, 64, 24–40.
- Egger P. H., Lassmann A. (2015). The causal impact of common native language on international trade: Evidence from a spatial regression discontinuity design. *The Economic Journal*, 125, 699–745.
- Elhorst J. P. (2014). *Spatial econometrics. From cross-sectional data to spatial panels*. Springer.
- Fischer M., LeSage J. (2015). A Bayesian space-time approach to identifying and interpreting regional convergence clubs in Europe. *Papers in Regional Science*, 94 (4), 677–702.
- Fuchs-Schundeln N., Izem R. (2012). Explaining the low labor productivity in East Germany — A spatial analysis. *Journal of Comparative Economics*, 40, 1–21.

Giacomelli S., Menon C. (2012). Firm size and judicial efficiency in Italy: Evidence from the neighbour's tribunal. *SERC Discussion Papers 0108*. Spatial Economics Research Center, London School of Economics and Political Science.

Gibbons S., Overman H. G. (2012). Mostly pointless spatial econometrics. *Journal of Regional Science*, 52 (2), 172–191.

Guo S., Fraser M. (2009). *Propensity score analysis: Statistical methods and applications*. SAGE Publications.

Han M., Mihaescu O., Li Y., Rudholm N. (2018). Comparison and one-stop shopping after big-box retail entry: A spatial difference-in-difference analysis. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 40, 175–187.

Hazir C. S., LeSage J. P., Autant-Bernard C. (2014). The role of R&D collaboration networks on regional innovation performance. <http://www.ssrn.com/abstract=2507284>.

Heckman J. J., Ichimura H., Todd P. E. (1997). Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme. *The Review of Economic Studies*, 64 (4), 605–654.

Holmes T. J. (1998). The effect of state policies on the location of manufacturing: Evidence from state borders. *Journal of Political Economy*, 106 (4), 667–705.

Hujer R., Rodrigues P. J., Wolf K. (2009). Estimating the macroeconomic effects of active labour market policies using spatial econometric methods. *International Journal of Manpower*, 30, 648–71.

Isserman A. M., Merrifield J. D. (1987). Quasi-experimental control group methods for regional analysis: An application to an energy boomtown and growth pole theory. *Economic Geography*, 63 (1), 3–19.

Keele L. J., Titiunik R. (2015). Geographic boundaries as regression discontinuities. *Political Analysis*, 23 (1), 127–155.

Kelejian H. H., Prucha I. R. (2010). Specification and estimation of spatial autoregressive models with autoregressive and heteroskedastic disturbances. *Journal of Econometrics*, 157 (1), 53–67.

Kelejian H. H., Prucha I. R. (1998). A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17 (1), 99–121.

Kholodilin K. A., Oshchepkov A. Siliverstovs B. (2012). The Russian regional convergence process: Where is it leading? *Eastern European Economics*, 50 (3), 5–26.

Kolak M., Anselin L. (2020). A spatial perspective on the econometrics of program evaluation. *International Regional Science Review*, 43 (1-2), 128–153.

Koroglu M., Sun Y. (2016). Functional-coefficient spatial Durbin models with nonparametric spatial weights: An application to economic growth. *Econometrics*, 4 (1), 1–16.

Leenders R. T. A. (2002). Modeling social influence through network autocorrelation: Constructing the weight matrix. *Social Networks*, 24 (1), 21–47.

LeSage J. P., Pace R. K. (2014). The biggest myth in spatial econometrics. *Econometrics*, 2 (4), 217–249.

LeSage J. P., Fischer M. M. (2020). Cross-sectional dependence model specifications in a static trade panel data setting. *Journal of Geographical Systems*, 22 (1), 5–46.

LeSage J. P., Pace R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC.

LeSage J., Fischer M. (2012). Estimates of the impact of static and dynamic knowledge spillovers on regional factor productivity. *International Regional Science Review*, 35 (1), 103–127.

LeSage J., Fischer M. (2008). Spatial growth regressions: Model specification, estimation and interpretation. *Spatial Economic Analysis*, 3 (3), 275–304.

LeSage J., Parent O. (2007). Bayesian model averaging for spatial econometric models. *Geographical Analysis*, 39 (3), 241–267.

Lima R. C. D. A., Barbosa A. V. B. (2019). Natural disasters, economic growth and spatial spillovers: Evidence from a flash flood in Brazil. *Papers in Regional Science*, 98 (2), 905–924.

Lottmann F. (2012). Explaining regional unemployment differences in Germany: A spatial panel data analysis. *SFB 649 Discussion Paper 2012–026*. Humboldt University.

Mitze T., Kosfel R., Rode J. (2020). Face masks considerably reduce Covid-19 cases in Germany — A synthetic control method approach. *CESifo Working Paper No. 8479*. CESifo, Munich.

Pace R. K., LeSage J. P. (2002). Semiparametric maximum likelihood estimates of spatial dependence. *Geographical Analysis*, 34 (1), 76–90.

Partridge M. D., Boarnet M., Brakman S., Ottaviano G. (2012). Introduction: Whither spatial econometrics? *Journal of Regional Science*, 52 (2), 167–171.

Pascariu G. C., Țigănașu R. (2017). Integration, growth and core-periphery pattern in EU's economy: Theoretical framework and empirical evidences. In: *Core-Periphery patterns across the European Union*, 23–85. Emerald Publishing Limited.

Plümper T., Neumayer E. (2010). Model specification in the analysis of spatial dependence. *European Journal of Political Research*, 49 (3), 418–442.

Rosenbaum P. R., Rubin D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70, 41–55.

Sardadvar S., Vakulenko E. (2020). Estimating and interpreting internal migration flows in Russia by accounting for network effects. *Socio-Economic Planning Sciences*, 69, 1–14.

Sardadvar S., Vakulenko E. (2016). Interregional migration within Russia and east-west divide: Evidence from spatial panel regressions. *Review of Urban and Regional Development Studies*, 28 (2), 123–141.

Sayago-Gomez J. T., Piras G., Jackson R., Lacombe D. (2018). Impact evaluation of investments in the Appalachian region: A reappraisal. *International Regional Science Review*, 41 (6), 601–629.

Schioppa K. P., Basile R. (2002). Unemployment dynamics of the ‘mezzogiorno of Europe’: Lessons for the mezzogiorno of Italy. *Centre for Economic Policy Research Discussion Paper No. 3594*.

Stakhovych S., Bijmolt T. H. (2009). Specification of spatial models: A simulation study on weights matrices. *Papers in Regional Science*, 88 (2), 389–408.

Tobler W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46 (1), 234–240.

Vega H. S., Elhorst J. P. (2015). The SLX model. *Journal of Regional Science*, 55 (3), 339–363.

Wilhelm S., De Matos M. G. (2013). Estimating spatial probit models in R. *The R Journal*, 5 (1), 130–143.

Zeng J., Bao R. (2021). The impacts of human migration and city lockdowns on specific air pollutants during the COVID-19 outbreak: A spatial perspective. *Journal of Environmental Management*, 282, 111907.

Received 05.06.2021; accepted 30.08.2021.