

ОПТИМАЛЬНЫЕ ПРОСТРАНСТВЕННЫЕ ФОРМАТЫ МЕЖРЕГИОНАЛЬНОГО ЭКОНОМИЧЕСКОГО СОТРУДНИЧЕСТВА В РАМКАХ ИННОВАЦИОННОЙ ЭКОНОМИКИ¹

Аннотация. Проблема внутрироссийской кооперации компаний в области инновационной экономики представляется перспективным направлением исследования, особенно в структуре макроэкономических событий последнего времени, вызванных санкционными ограничениями в частности, на импорт высокотехнологичных товаров. В работе проведено исследование оптимального пространственного масштаба межрегионального инновационного сотрудничества. Представление анализа подходов к определению оптимального количества k -матриц отношений между инновационно активными регионами выступает целью настоящей статьи. Гипотезой исследования стало предположение, что инновационная активность предпринимательского сектора одного региона не способна оказывать влияние на инновационную активность соседних и наоборот. Для выявления стержневой объясняющей переменной применялся метод пошаговой регрессии. На основе матрицы пространственных весов формировалась пространственная эконометрическая модель с применением метода наименьших квадратов. Для проверки пространственной корреляции применялся метод глобального тестирования Морана I , в частности, метод локальной пространственной ассоциации LISA по правилу ферзя использован для определения зависимостей инновационной активности между соседними регионами. В качестве анализа использованы панельные данные всех регионов РФ за период с 2010 г. по 2019 г., а также пространственное эконометрическое моделирование с целью определения побочных эффектов оптимального пространственного масштаба. В результате установлено наличие пространственной корреляции уровней инновационной активности регионов, размеров рынков, а также институциональной поддержки предприятий в отдельных регионах. Также определены факторы, оказывающие положительное влияние на масштабы инновационной активности самих регионов и прилегающих к ним территориям, а именно: величина внутренних доходов регионов, количество участников инновационного процесса и объектов инфраструктуры. Установлено, что оптимальным масштабом регионального сотрудничества будет считаться соседство регионов, у которых велико количество участников инновационного процесса (не менее 100 ед.), а также объектов инновационной инфраструктуры (не менее 810 ед.).

Ключевые слова: пространственный масштаб, пространственная автокорреляция, инновационная активность, пространственная эконометрика, пошаговая регрессия, глобальный индекс Морана, локальный индекс Морана, региональное сотрудничество в сфере инноваций, модель Дарбина, модель пространственного запаздывания, пространственная ошибка

Для цитирования: Мосалёв А. И. (2022) Оптимальные пространственные форматы межрегионального экономического сотрудничества в рамках инновационной экономики. *Экономика региона*, Т. 18, вып. 3. С. 638-652. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2022-3-2>.

¹ © Мосалёв А. И. Текст. 2022.

Optimal Spatial Models of Interregional Economic Cooperation in the Field of Innovative Economy

Abstract. Domestic cooperation of companies in the field of innovative economy seems to be a promising research area in Russia, especially considering recent macroeconomic events caused by sanctions, in particular, restrictions on the import of high-tech goods. Thus, the present study examines the optimal spatial scale of interregional innovation cooperation. The article presents an analysis of approaches to determining the optimal number of k-matrices of relations between innovation active regions. It is hypothesised that the innovative activity of the business sector in one region does not influence the innovative activity of its neighbours and vice versa. Stepwise regression was applied to identify the core explanatory variable. Based on the spatial weights matrices, a spatial econometric model was constructed using the least squares method. Further, the global Moran's I was employed to test the spatial correlation, in particular, local indicators of spatial association (LISA) using the queen criterion of contiguity were utilised to determine the dependencies of innovative activity between neighbouring regions. The analysis used panel data from all Russian regions for the period from 2010 to 2019, as well as spatial econometric modelling to identify the side effects of the optimal spatial scale. As a result, the study revealed the presence of spatial correlation in the levels of regional innovative activity, the size of markets, as well as institutional support for enterprises in individual regions. Additionally, the research identified factors positively affecting the scale of innovative activity of the regions and adjacent territories, such as regional domestic income, the number of participants in innovation processes and infrastructure facilities. It has been established that the neighbourhood of regions characterised by the presence of many participants in innovation processes (at least 100 units), as well as innovation infrastructure facilities (at least 810 units) will be seen as the optimal scale of regional cooperation.

Keywords: spatial scale, spatial autocorrelation, innovative activity, spatial econometrics, stepwise regression, global Moran's I, local Moran's I, regional cooperation in the field of innovation, Durbin model, spatial lag model, spatial error

For citation: Mosalev, A. I. (2022). Optimal Spatial Models of Interregional Economic Cooperation in the Field of Innovative Economy. *Ekonomika regiona / Economy of regions*, 18(3), 638-652, <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2022-3-2>.

Введение

Часто используемый метод одновременных уравнений для исследования устоявшихся систем не только находит свое применение в исследованиях классической экономической теории, но также может быть применим и при исследовании сферы инновационной экономики государства. К примеру, мы можем предполагать наличие связи между количеством внедряемых инноваций в деятельности компаний и организаций региона, ростом валового регионального продукта, ростом занятости местного населения и пр. Лесаг (LeSage, 2010) провел анализ экономических переменных, а также ряда неэкономических факторов на инновационный спрос и установил, что рассматриваемые переменные оказывают прямое сильное влияние на эволюцию инновационного спроса (Мосалёв, 2011), включая предпринимательский потенциал, рост занятости местного населения и пр. (Merzlikina, 2020).

Модель, которая наилучшим образом связана с системой одновременных уравнений, — модель Манделла — Флеминга.

Манделл и Флеминг (Fleming, 1962; Mundell, 1960) в своей модели сделали упор на изучении финансовых и монетарных проблем в условиях открытой экономики. За несколько лет модель Манделла — Флеминга претерпела некоторые изменения. Она постоянно пересматривалась для исследования ВВП (Carozza et al., 2020).

Модель разрыва

Опираясь на теорию роста и теорию технологического разрыва Каниэльс и Верспаген (Caniëls & Verspagen, 2003) выделили важность пространственной близости между параметрами технологий и распространения знаний. Кроме того, они установили данный факт и смоделировали его. Делая упор на данную модель, основанную на некотором подобии знаний, технологий и инновациях, Ян и Ву (Yan & Wu, 2020) предложили концепту-

альную модель распространения инноваций. С учетом различий в инновационных проектах пространственное расстояние рассматривается как разрыв в расстояниях, а разница в уровне и типе инновации — как разрыв в классах и типах соответственно для построения модели, представляющей моделью разрыва (Zemtsov & Kotsemir, 2019).

Агентное моделирование

В основе агент-ориентированной модели заложена сложная адаптивная система, предложенная в свое время (Holland, 1995). Предполагается, что адаптивный процесс людей / компаний ведет к усложнению системы, а взаимодействие между агентами приводит к постоянному изменению их собственных атрибутов. В отличие от других методов, агент-ориентированное моделирование фокусируется на том, чтобы начинать с позиции микромеханизма и напрямую присваивать различным агентам дифференциальные атрибуты и правила, такие как, например, абстрактное представление реальных людей. Каждый агент может принимать и выполнять соответствующие решения через окружающее и собственное персональное восприятие. Если применить такую логику к компаниям, то их поведение моделируется аналогично и складывается под влиянием внешней среды, а также внутренних факторов, таких, например, как учет интересов в структуре операционных процессов работников (Popkova et al., 2020).

Этот метод также может решать задачи расчета и моделирования для больших выборок и объединять настройки конкретного атрибута правила для выполнения моделирования сценария в различных условиях, что широко признается научным сообществом.

Среди четырех подходов (метод одновременных уравнений, оценка несвязанной регрессии, модель разрыва, агент-ориентированное моделирование) первые три могут быть использованы для оценки вторичных эффектов инноваций между парой регионов, но не могут быть применены для оценки вторичных эффектов инновационного спроса, который складывается на ровне нескольких регионов. Они также не могут объяснить микромеханизм вторичных эффектов инновационного спроса, не учитывают актуальность географического пространства (Мааруф & Дуненкова, 2020). Таким образом, традиционный принцип проведения анализа пространственного масштаба основан на таком подходе, как взаимодействие в структуре «центр — периферия».

Но акцент, по нашему мнению, важно сделать не только на учете значимости пространственной зависимости структур, но и на узловой сетевой структуре функциональных связей.

Появление пространственного эконометрического подхода позволило лучшим образом приблизиться к решению обозначенной проблемы. За длительное время своего развития и совершенствования данный подход упрочился в теоретическом аспекте и показал свою высокую реализуемость (Cartone & Postiglione, 2020; Guillain & Le Gallo, 2020).

Тем не менее, вопрос пространственного сотрудничества представляется некоторым неизбежным выбором и является одним из базовых направлений повышения конкурентоспособности проектов в сфере инноваций. Можно заметить, что в рассмотренных выше работах упускается из внимания вопрос пространственной организации с некоторым географическим охватом оптимума или масштаба межрегионального сотрудничества в сфере инновационных разработок. В случае, если масштабы слишком большие, возникает классическая макроэкономическая ситуация с нерациональным использованием имеющихся ресурсов. Напротив, в случае слишком малого масштаба — могут быть не удовлетворены потребности фирм в части ресурсного обеспечения.

Кроме того, как показал описательный анализ научных исследований, большая часть исследователей в качестве пределов изучения останавливается на пространственных структурах межрегионального сотрудничества. Важность же пространственного масштаба остается недоучтенной.

Таким образом, нами был применен данный метод для измерения любых возможных побочных эффектов инноваций (Рудская, 2017) между несколькими регионами, а также принята во внимание географическая пространственная корреляция.

Методология проведения работ

В качестве полигона проведения анализа выбраны все субъекты Российской Федерации. Отсутствие выборочного анализа регионов обусловлено, прежде всего, пространственной и отраслевой разобщенностью.

Предлагается следующий алгоритм проведения анализа предлагается:

1. Прежде всего, предполагается выделение объясняющих переменных, которые ввиду неоднородности регионов по территориальному и отраслевому принципу могут выступать в качестве некоторых усредненных.

2. Далее посредством применения индекса Морана устанавливаем варианты связи между регионами в части инновационных проектов.

3. Затем, проводим анализ определения оптимального количества факторов (k -соседей), которое способствует оптимальному взаимодействию регионов в части инновационного развития.

Пошаговая регрессия

Метод пошаговой регрессии применяется для определения стержневой объясняющей переменной, которая оказывает влияние на инновационный спрос. Когда на объясняющую переменную одновременно оказывает влияние несколько факторов, метод компактного преобразования инверсии решения и метод двустороннего тестирования используются для анализа степени вклада объясняющей переменной в объясняемую переменную для установления оптимального уравнения регрессии (Bentarzi & Sadoum, 2021).

Посредством повторного тестирования этот метод может исключать объясняющие переменные, демонстрирующие мультиколлинеарность, а также постепенно ввести объясняющие переменные с наибольшим вкладом, чтобы сделать уравнение регрессии более точным и полным (Bokov & Antonenko, 2020).

Классическое уравнение регрессии представляется следующим образом:

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i, \quad (i = 1, 2, 3, \dots, m) \quad (1)$$

где \hat{Y} — объясненная переменная; β_i — коэффициент регрессии; X_i — объясняющая переменная; i — количество измеряемых переменных.

Далее показана матрица коэффициентов корреляции путем исчисления коэффициента корреляции между объясняющей и объясненной переменной:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \dots & r_{1m} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & \dots & r_{nm} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где r_{nm} — коэффициент корреляции между объясняющей и объясняемой переменной; R — исходная матрица коэффициентов корреляции.

В соответствии с исходной матрицей коэффициентов корреляции определяется сумма квадратов частной регрессии между различными независимыми переменными и объясненной переменной, которые характеризуют вклад различных объясняющих переменных:

$$u_i = \frac{r_{nm}^2}{r_{nm}}, \quad (3)$$

где u_i — степень свободы вклада объясняющей переменной.

Объясняющая переменная, соответствующая квадрату максимальной частной регрессии и u_{\max} , выбирается в качестве введенной переменной и анализируется значение F -статистики. Когда результат теста превышает эмпирически определенный порог, переменная может быть введена в уравнение регрессии как полноправная регрессионная переменная. В противном случае принимается решение о ее исключении.

После того, как переменная введена, ее необходимо использовать в качестве основного элемента. Вклад переменной устанавливается путем решения метода обратного корреляционного преобразования, а также вычисляется новая матрица коэффициентов корреляции. Сумма квадратов частной регрессии каждой независимой переменной пересчитывается с использованием новой матрицы коэффициентов корреляции. Это действие выполняется для определения вклада оставшихся переменных, а затем для определения вновь введенных переменных уравнения регрессии с помощью F -теста до тех пор, пока уравнение в уравнение регрессии станет невозможно вносить или исключать какие-либо переменные.

В это время выбранная независимая переменная является введенной независимой переменной уравнения регрессии.

После выбора объясняющей переменной коэффициент регрессии, соответствующий каждой переменной, определяется через уравнение (4), при этом коэффициент регрессии невыбранных переменных принимается равным 0.

$$\beta_i = \frac{\sigma_j}{\sigma_i} r_{ij}^l, \quad (4)$$

где σ_i — дисперсия объясняющей переменной; σ_j — дисперсия объясненной переменной; l — количество переменных, окончательно выбранных в регрессии.

Разностные модели первого порядка

Метод разницы первого порядка относится к разнице между двумя последовательными соседними элементами в дискретной функции. Разница первого порядка показывает величину изменения зависимой переменной y (Masakazu, 2018).

Имея функцию вида $y = f(x)$, где y — неотрицательное целочисленное значение, а x — независимая переменная, x изменяется неотрицательными целыми числами поочередно, то есть когда $x = 0, 1, 2, 3, \dots, n$, соответствующим значениям функции $f(0), f(1), f(2), f(3), \dots, f(n)$, обозначаемым $y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$.

Когда независимая переменная изменяется с x на $x + 1$, изменяется и сама функция $y = y(x)$, принимающая следующий вид:

$$\Delta y(x) = y(x+1) - y, \quad (x = 0, 1, 2, \dots, n). \quad (5)$$

Уравнение (5) представляется первой разностью функции $y(x)$ в точке x , которое записывается следующим образом:

$$\Delta y_x = y_{x+1} - y_x, \quad (x = 0, 1, 2, 3, \dots, n). \quad (6)$$

Пространственная эконометрическая модель. Матрица пространственных весов

Матрица пространственных весов играет значительную роль в пространственном эконометрическом исследовании. Это самый простой и наиболее часто используемый метод оказания влияния на пространственное взаимодействие.

Для его построения используется два критерия:

- первый учитывает отношения между географическими пространствами;
- второй учитывает экономические отношения между регионами.

В число матриц пространственных весов, учитывающих взаимосвязь между географическими пространствами, входят матрица, основанная на взаимосвязи смежных расстояний, а также матрица, основанная на физическом расстоянии (разделенная на k -матрицу пространственных весов ближайшего соседа и пороговых весов).

Матрица, которая учитывает экономические отношения между регионами, представляет собой матрицу пространственных весов, основанную на экономическом расстоянии (Burridge, 2011; Wang At al., 2021).

Использование матрицы обратных расстояний, основанной на данных по протяженности автомобильных дорог, а также железнодорожных путей не вполне удобно. Полигоном исследования выступают все субъекты Российской Федерации, каждый из которых отличается не только географическими особенностями, но также и природно-климатическими. Так, например, сопоставлять между собой пару регионов, в одном из которых отсутствуют железнодорожные пути с другим, где имеется диаме-

трально противоположная ситуация — сложно, даже при условии, что отраслевой фактор двух регионов идентичен.

Исходя из цели данной статьи, за k -матрицу принимается матрица пространственных весов ближайшего соседа.

Прежде всего, необходимо установить порог k и вычислить расстояния между двумя площадями i и другими регионами. Далее, выбрать k -регионы, которые наиболее близки к i от них. Будем предполагать, что регионы и регион i являются смежными и им присваивается значение 1. Остальным регионам, которые не прилегают к региону i присваивается значение 0.

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{регион } i \text{ и регион } j \text{ являются} \\ & \text{смежными,} \\ 0, & \text{регион } i \text{ и регион } j \text{ не являются} \\ & \text{смежными.} \end{cases} \quad (7)$$

Тест Морана

Первый закон географии (Tobler, 1970) гласит, что «все влияет на все, но то, что ближе, влияет сильнее» (Флинт, Тэйлор, 2018). То есть, необходимо понимать, что изучаются свойства, представляющие собой результат отношений с положениями иных объектов и результатов в пространстве.

Одним из оптимальных методов проверки пространственной корреляции может быть статистический тест Морана I , G — коэффициент Джирри, тест LR (отношение правдоподобия), тест Вальда, множитель пространственной ошибки Лагранжиана ($LMerr$), а также множитель пространственной задержки ($LMlag$).

Среди представленных методов наиболее популярным в научном сообществе является метод I Морана, который делится на глобальный и локальный методы для измерения сходства значений атрибутов объекта в смежных пространствах.

Глобальный метод Морана описывается следующим образом:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})^2} = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n W_{ij}}, \quad (8)$$

где I — индекс Морана: $S^2 = \frac{1}{n} \sum_i (x_i - \bar{x})^2$,
 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$.

Значение величины I Морана располагается в пределах от -1 до $+1$. Величина больше 0 указывает на наличие положительной корреляции, а меньше 0 — на отрицательную корреляционную связь. При равенстве 0 корреляции нет.

Чем ближе значение I к $+1$, тем корреляция сильнее.

Таким образом, уравнение Морана может быть представлено следующим образом:

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{S^2} \sum_{j \neq i} (x_j - \bar{x}), \quad (9)$$

где $S^2 = \frac{1}{n} \sum_i (x_i - \bar{x})^2$, $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$.

Панельная модель пространственной эконометрики

Так как пространственная эконометрическая модель учитывает как традиционную эконометрическую модель, так и пространственные факторы, ее результаты регрессии могут быть менее предвзятыми, чем результаты традиционной эконометрической модели (Анселин, 2003). Таким образом, логичнее использовать пространственную эконометрическую модель Дарбина (*SDM*), модель пространственного запаздывания, пространственной автокорреляции (*SLM*), а также модель пространственной ошибки (*SEM*).

Модель *SDM* направлена на измерение наличия побочных эффектов в смежных областях между переменными. Данная модель показывает, что окружающие области влияют не только на объясняемые переменные, но и на объясняющие переменные. Модель может быть выражена следующим образом:

$$Y = \rho WY + \delta WX + \beta X + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n), \quad (10)$$

где Y — объясненная переменная, которая представляется вектором-столбцом $n \times 1$; X — объясняющие переменные; ρ — оцененный коэффициент пространственной регрессии вектор-столбца $n \times 1$, отражающий внутреннюю пространственную зависимость выборочных данных и измеряет размер и направление вторичного воздействия инноваций; W — матрица пространственных весов, которая представлена размерностью $n \times n$; δ и β — коэффициенты регрессии; WY относится к пространственному отставанию объясняемой переменной, тогда как WX относится к пространственному отста-

ванию объясняющей переменной; $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$ — представляет собой белый шум.

SLM модель устанавливает, имеются ли переменные побочных эффектов в прилегающих регионах. Модель направлена на исследование пространственной корреляции переменных в различных регионах (Anselin, 2003) и указывает, что на объясненные переменные влияют не только различные местные факторы, но также и объясняемые переменные в соседних областях.

SLM может быть выражена следующим образом:

$$Y = \rho WY + \beta X + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n). \quad (11)$$

Пространственная зависимость *SEM* в параметре возмущения ошибки, который измеряет влияние объясненной переменной соседней области на наблюдаемых значениях области. Он полностью указывает влияние пространственно связанных ошибок на объясняемую переменную.

Модель выразим следующим образом:

$$Y = \beta X + \varepsilon, \quad (12)$$

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \mu, \quad (13)$$

где Y , β и X представлены в уравнении 10; $W\varepsilon$ обозначают запаздывание пространственной ошибки; λ — коэффициент пространственной ошибки, который измеряет пространственную зависимость выборочных наблюдений; ε — вектор случайной ошибки; μ — вектор случайных ошибок с нормальным распределением.

Как правило, для начала применяется тест Вальда и тест *LR* с целью определения, какая из моделей *SDM*, *SEM* и *SLM* представляется наилучшей. Далее необходимо прибегнуть к использованию теста Хаусмана для определения подхода модели с фиксированным эффектом (*FE*) или случайным эффектом (*RE*), оценки максимального правдоподобия для общей оценки модели (Belotti & Ilardi, 2018). В пространственных эконометрических моделях пространственные взаимодействия указывают на различные пространственные побочные эффекты между регионами и могут быть оценены, что является одной из целей данного исследования.

Переменные и данные

Побочные эффекты инноваций можно рассматривать с позиции классических переменных спроса и предложения (Kesavan, 2021). Однако с точки зрения побочных эффектов инновационного предложения из-за комбинированного воздействия различных неопределен-

Переменные моделей (с 2010 г. по 2019 г)

Table 1

Model variables (2010–2019)

Код	Наименование	Определение
Y	<i>Innov</i>	Объем инновационных товаров, работ, услуг, по субъектам Российской Федерации, млн руб.
X_1	<i>GDP</i>	Валовой внутренний продукт, млрд руб.
X_2	<i>GDP_300</i>	Величина общих внутренних доходов в пределах 300 км, млрд руб.
X_3	<i>GDP_500</i>	Величина общих внутренних доходов в пределах 500 км, млрд руб.
X_4	<i>PaIP</i>	Участники инновационного процесса: количество институтов развития, компаний с государственным участием, территориальных кластеров, технологических платформ, ед.
X_5	<i>IF</i>	Объекты инфраструктуры: гарантийные фонды, другие объекты финансовой инфраструктуры, бизнес-инкубаторы, другие объекты производственно-технологической инфраструктуры, инжиниринговые центры, организации по сертификации и испытательные лаборатории, технопарки, центры коллективного пользования, другие объекты информационной и экспертно-консалтинговой инфраструктуры, консалтинговые организации, научно-образовательные центры, центры субконтрактации, центры кластерного развития, центры научно-технической информации, центры поддержки малого и среднего предпринимательства, центры трансфера технологий, наукограды, ОЭЗ, технопарковые структуры, информационные центры, фонды поддержки МСП, ед.
X_6	<i>SIGS</i>	Отгружено товаров собственного производства, выполнено работ и услуг собственными силами, млн руб.
X_7	<i>IC</i>	Затраты на инновационную деятельность, млн руб.

Источники данных: <http://innovation.gov.ru/map> (на январь 2021); <https://rosstat.gov.ru/folder/14477>.

ных или условно-перманентных факторов, таких, например, как кадровый потенциал, патентная активность предприятий, маркетинг, продуктивность инновационного предложения, сложно прийти к консенсусу по характеристикам таких факторов, и возможность их расчета представляется несущественной. Поэтому с целью упрощения работы в качестве объясняющих переменных были установлены те, которые, по мнению исследователя, могут быть сильнее всего связаны с объясняемой переменной.

Факторы, оказывающие влияние на побочный эффект спроса на инновации, представляются более явными и прямыми. Соответственно, количественно исследуем побочный эффект регионального сотрудничества в сфере инновационного развития с точки зрения инновационного спроса.

Объясняемая переменная Y , спрос на инновации измеряется числом внедрения инновационных товаров и услуг в экономику региона и домохозяйства. Общее количество инновационных товаров и услуг, а также доход от инноваций представляются наиболее значимыми показателями инновационного спроса:

- X_1 — отражает уровень инновационного развития каждого из регионов;
- X_2 и X_3 — размер рынка в регионе;
- X_4 и X_5 — отражают институциональную поддержку инновационной активности в реги-

оне. Чем больше субъектов поддержки инновационной деятельности, тем выше уровень инновационной активности компаний;

— X_6 и X_7 — отражают основные показатели инновационной деятельности по данным годовой формы федерального статистического наблюдения № 4 — инновация «сведения об инновационной деятельности организации».

Период наблюдения был выбран с 2010 г. по 2019 г. Статистические данные получены с портала официальной статистики Федеральной службы государственной статистики, территориальных органов Федеральной службы государственной статистики и Единого информационно-аналитического портала государственной поддержки инновационного развития бизнеса.

Объектами исследования выступают все регионы Российской Федерации, включая города федерального значения (Москва, Санкт-Петербург, Севастополь).

Описательная статистика

Описательная статистика переменных, показывающая количество выборок, среднее значение, максимальное значение, минимальное значение, общее стандартное отклонение, представлена в таблице 2.

На основе данных, полученных через описательную статистику, реализованную в MS Excel, видно, что среднее количество инноваций составляет 1368,2 ед., при этом максимальное

Таблица 2

Описательная статистика переменных (с 2010 г. по 2019 г.)

Table 2

Descriptive statistics of variables (2010–2019)

Код	Переменная	Среднее	Максимум	Минимум	Ст. откл.
Y	<i>Innov</i>	1368.2	1620	864	222.68
X_1	<i>GDP</i>	80014.31	109193.2	46308.54	19221.47
X_2	<i>GDP_300</i>	1.401	1.912851	0.811235	0.336723
X_3	<i>GDP_500</i>	2.336	3.188086	1.352059	0.561205
X_4	<i>PaIP</i>	138.7	181	102	30.05569
X_5	<i>IF</i>	813.	849	792	16.86416
X_6	<i>SIGS</i>	49040314	92253930	25794618	19686235
X_7	<i>IC</i>	1168040	1954133	400803.8	425995.1

значение составляет 1620 ед., а минимальное практически в два раза меньше — 864 ед. Такой разброс указывает на неравномерное распределение инновационной деятельности в различных регионах России.

Заметим, что стандартные ошибки переменных X_1 , X_6 , X_7 также велики. Параметры X_2 и X_3 обладают минимальными статистическими отклонениями, что показывает практически равномерное распределение ВВП на уровне регионов в пределах 300 и 500 км, а их значение невелико. Параметры X_4 и X_5 обладают незначительной величиной стандартного отклонения. Связано это, прежде всего, с изменениями количества технологических платформ и бизнес-инкубаторов.

Результаты проведенного регрессионного анализа показали, что общий коэффициент детерминации оказался достаточно низким и составил 0,3749. Применяя критерий проверки значимости каждого из параметров в уравнении множественной регрессии через критерий Стьюдента. Так, было установлено, что расчетные параметры $t_{\text{наблюдаемое}}$ больше квантилей распределения Стьюдента $t_{\text{критическое}}$ в 0,999 у параметров X_6 и X_7 . Далее мы поочередно исключали указанные переменные из уравнения множественной регрессии с целью определить, насколько изменится коэффициент детерминации в большую сторону к единице. В итоге получили новое значение коэффициента детерминации в 0,8964.

Выводы

Выбор оптимальных объясняющих переменных

Данные таблицы 1 показывают, что X_6 и X_7 отражают параметры инновационного развития, в то время как переменные X_4 и X_5 связаны с параметрами, обеспечивающими инновационное развитие в регионах. В данном

случае мы наталкиваемся на проблемные вопросы, требующие прояснения: о коллинеарности, о том, какие именно переменные оказывают наибольшее влияние на инновационное развитие и какие переменные имеют незначительное влияние.

Для дальнейшего анализа прибегнем к использованию пошаговой регрессии с целью выбора оптимальных переменных, влияющих на инновационное развитие. Для исключения влияния эндогенных переменных все данные с 2010 г. по 2019 г. прологарифмируем. Для обработки статистических данных используем программу SPSS с целью проведения пошагового регрессионного анализа. При уровне $\alpha = 0.05$ (критерий: вероятность F -включения $\leq .050$, F -исключения $\geq .100$) Были поочередно получены следующие данные, которые должны быть представлены в модели:

$$\begin{aligned} \ln X_7, p\text{-уровень} &= .422, \\ \ln X_3, p\text{-уровень} &= .004, \\ \ln X_2, p\text{-уровень} &= .002, \\ \ln X_1, p\text{-уровень} &= .000, \\ \ln X_6, p\text{-уровень} &= -.671, \\ \ln X_4, p\text{-уровень} &= .011, \\ \ln X_5, p\text{-уровень} &= -.034. \end{aligned}$$

Среди всех переменных необходимо удалить переменные X_6 — «отгружено товаров собственного производства, выполнено работ и услуг собственными силами, млн руб.», а также X_7 — «затраты на инновационную деятельность, млн руб.». Остальные переменные оставляем и принимаем их в качестве оптимальных, оказывающих влияние на инновационное развитие в регионах.

Пространственная корреляция инновационного развития. Глобальный индекс Морана I

Прежде всего, рассчитаем глобальный индекс Морана I (с использованием программы

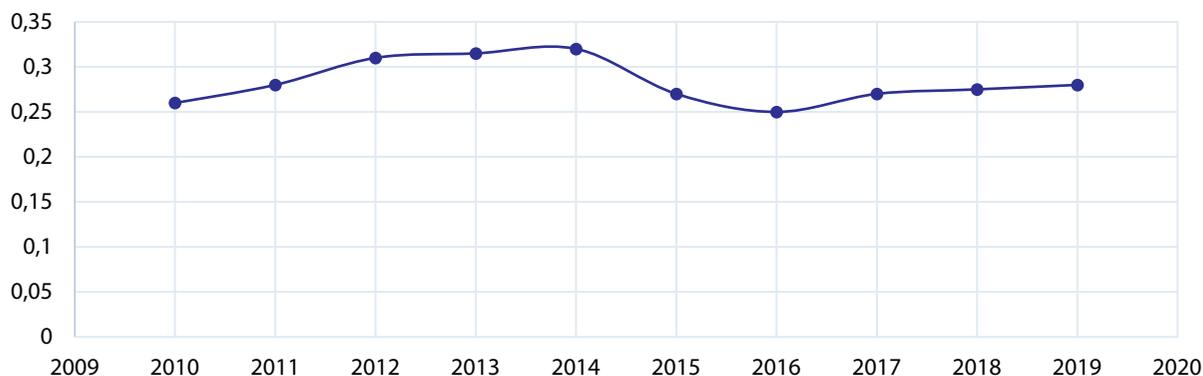


Рис. 1. Глобальный индекс Морана I инновационной активности регионов за период с 2010 г. по 2019 г.

Fig. 1. Global Moran's I of innovation activities regions during the period of 2010–2019

GeoDa) с целью изучения глобальной пространственной корреляции с 2010 г. по 2019 г. (рис. 1.)

Нами был рассчитан глобальный индекс Морана I с целью рассмотрения глобальной пространственной корреляции инновационной деятельности в России с 2010 г. по 2019 г. Представленный тест матрицы позволил определить, что она пригодна для построения мо-

делей пространственного вида. В соответствии с полученными результатами, модели могут быть сформированы как с пространственной ошибкой, так и с пространственным лагом. Оцененная ошибка индекса Морана составила 9,8642, величина *p*-value — 0.000.

Представленные на рисунке 1 позволили выделить некоторые результаты:

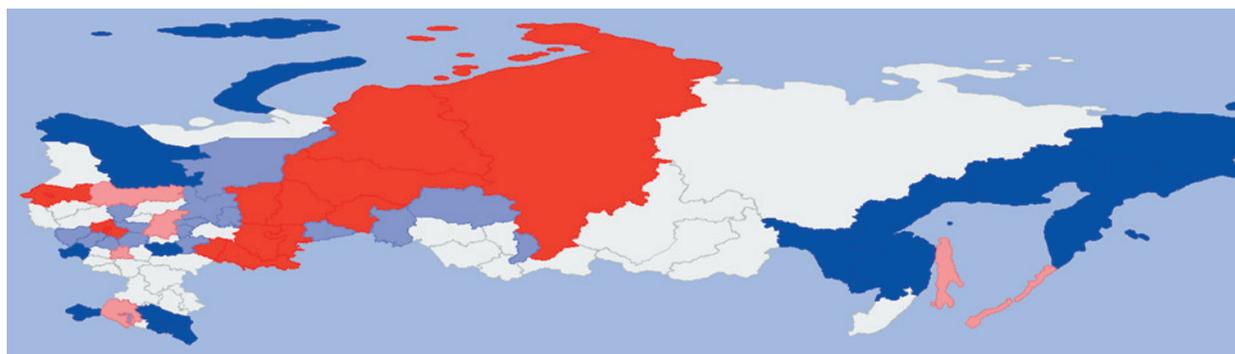


Рис. 2. Диаграмма пространственной ассоциации LISA российских регионов на 2010 г.

Fig 2. Spatial association diagram LISA of Russian regions for 2010

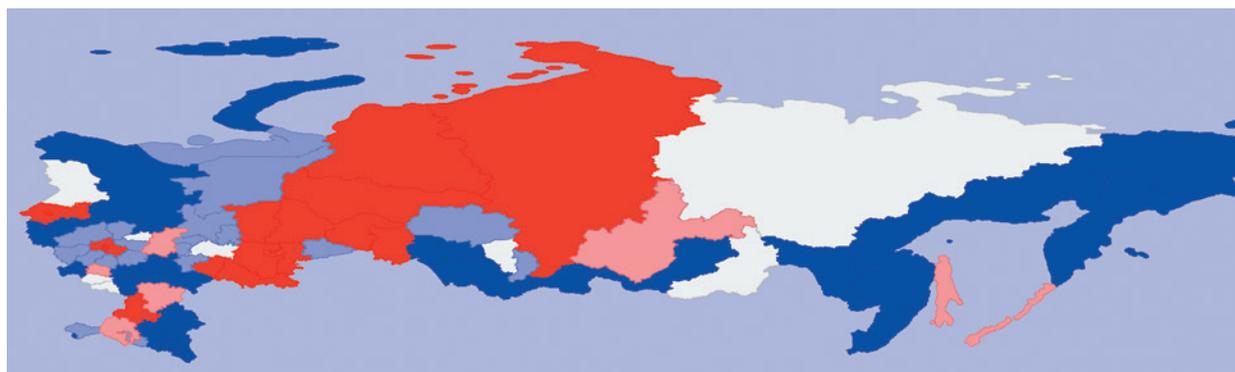
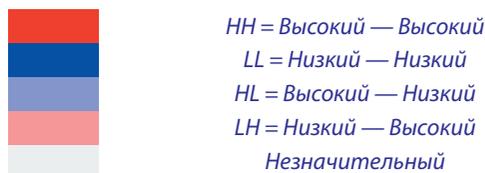


Рис. 3. Диаграмма пространственной ассоциации LISA российских регионов на 2019 г.

Fig 3. Spatial association diagram LISA of Russian regions for 2019



1. Глобальный индекс Морана для рассматриваемого периода больше нуля, что указывает на ситуацию положительной пространственной корреляции инновационной деятельности в России. Такая корреляция варьируется в зависимости от пространственного положения параметров анализа в географическом гексагональном пространстве. Мы можем увидеть, что параметры инновационной активности обладают пространственной корреляцией в региональном масштабе.

2. Общая тенденция изменения индекса Морана I с 2010 по 2019 год представлена укрупненно тремя этапами. Рост в 2011 г., пилообразное состояние стабильности с 2012 г. по 2014 г. и незначительная тенденция к росту с 2017 г.

Локальный индекс Морана

Глобальный индекс Морана I способен отразить только усредненную ситуацию, однако он не может определить в территориальном пространстве так называемые горячие и холодные точки.

Для этого проведем анализ пространственной корреляции результатов инновационной деятельности за период с 2010 г. по 2019 г. с использованием метода локальной пространственной ассоциации LISA (рис. 2, 3).

Параметр HN указывает на то, что инновационная деятельность в регионах велика, как и результаты в некоторых прилегающих регионах. Параметр HL отражает ситуацию, когда инновационная активность региона выше, чем в соседних. Параметр LH показывает ситуацию, при которой соседние регионы, по сравнению с исследуемыми, по инновационной активности выше. Параметры LL отражают ситуацию, когда и в исследуемых регионах, и в соседних инновационная активность низкая. Можно заметить, что параметры HN и LL сконцентрированы, а HL и LH рассредоточены.

С 2010 г. по 2019 г. параметры инновационной активности претерпели некоторые изменения, а именно, область параметров HN и LL постепенно расширялись, количество инновационно активных регионов увеличилось, а размерность площадей параметров LL немного изменилась.

Можно заметить, что инновационную активность проявляют регионы Приволжского и Уральского федеральных округов. Анклавами выделяются Москва и Санкт-Петербург.

Низкая инновационная активность наблюдается в регионах Сибирского федерального округа.

Оптимальный размер регионального сотрудничества в области инноваций. Выбор лучшей пространственной эконометрической модели

Сперва необходимо определиться, необходимо ли пространственной эконометрической модели панельных данных представляться в качестве модели с фиксированным эффектом или моделью со случайным эффектом (с этой целью расчеты велись в программе Gretl). Это может быть определено с помощью теста Хаусмана.

Значение теста Хаусмана составило 421457,542, которое является значимым на уровне 1 %, отвергая нулевую гипотезу о том, что отдельные эффекты не связаны с объясняющими переменными, и доказывая, что следует использовать модель фиксированного эффекта. Далее прибегнем к использованию теста Вальда и показателя пространственного отставания (LR) с целью определения возможности преобразования пространственной модели Дарбина (SDM) в пространственную автокорреляцию (SLM) или модель пространственной ошибки (SEM). Результаты представим в таблице 3.

Результаты показывают, что пространственная модель Дарбина не может быть преобразована в пространственную автокорреляцию и модель пространственной ошибки. Следовательно, будем считать SDM наиболее приемлемой моделью с фиксированным эффектом, чтобы учесть побочный эффект инновационного развития.

В таблице 4 представлены результаты k -матрицы пространственных весов ближайших соседей. Из таблицы видно, что $\ln X_1$, $\ln X_4$, $\ln X_5$ оказывают значительное влияние и положительное влияние на уровень инновационной активности регионов.

Таблица 3

Результаты теста Вальда и LR

Table 3

The Wald test & LR test

	Показатель коэффициента	Значение уровня p
Пространственное отставание Вальда	$AIC = 64.052$ $BIC = 66.775$	0.000
Пространственное отставание LR	46.052	0.000
Пространственная ошибка Вальда	$AIC = 64.052$ $BIC = 66.775$	0.000
Пространственная ошибка LR	48.03	0.000
Индекс Хаусмана	421457.42	0.000

Результаты *SDM* анализа под влиянием *k* ближайших соседей

Table 4

The *SDM* results under different *k*-nearest neighbor spatial matrices

	<i>k</i> = 4	<i>k</i> = 5	<i>k</i> = 6	<i>k</i> = 7	<i>k</i> = 8
$\ln X_1$	0.503	0.508	0.487	0.501	0.511
$\ln X_4$	0.243	0.224	0.298	0.266	0.214
$\ln X_5$	0.291	0.246	0.246	0.245	0.245
$W \times \ln X_1$	-0.29743	-0.29414	-0.31247	0.30016	-0.29158
$W \times \ln X_4$	-0.61439	-0.64975	-0.52578	-0.57512	-0.66959
$W \times \ln X_5$	-0.5361	-0.60906	-0.60906	-0.61083	-0.61083
ρ	0.2712	0.2491	0.2401	0.2411	0.2545
R^2	0.48	0.48	0.48	0.48	0.48

Оптимальные масштабы межрегиональной кооперации в области инновационной активности в России

В настоящее время в России насчитывается существенное количество организаций, способствующих и поддерживающих инновационную активность компаний. Масштабы внутри каждого региона отличаются из-за внутренних программ поддержки инновационного предпринимательства. Однако следует понимать, что стандартного масштаба межрегионального сотрудничества между субъектами РФ не представлено. Кроме того, нет ответа и на вопрос, какой масштаб межрегионального сотрудничества считать оптимальным для инновационного развития, что ставит новые задачи исследования.

С использованием функции распределения частот в SPSS рассмотрим уровень поддержки инновационной деятельности компаний в регионах от количества участников инновационного процесса (рис. 4а), числа объектов инновационной инфраструктуры (рис. 4б).

На рисунках демонстрируется, что вовлеченность инновационных компаний в объекты и проекты поддержки инновационной активности высока, однако сложно определить масштаб межрегионального сотрудничества в области развития инновационной деятельности, о чем говорилось выше.

Заметим, что количество *k*-матриц пространственных весов для параметра X_4 составляет 400, для параметра X_5 — 1700. Сами значения *k* в *k*-матрицах пространственных весов ближайших соседей берутся от 0 до 400 для X_4 и от 0 до 1700 для X_5 соответственно. Далее матрицы пространственных весов последовательно вводим в модель пространственной автокорреляции Дарбина *SDM* с целью рассмотрения коэффициента распространения инфраструктуры, способствующей инновационной активности предпринимательского сектора. В процесс анализа включаем метод разностей первого порядка для оценки устойчивости коэффициента распределения поддержки инновационной активности.

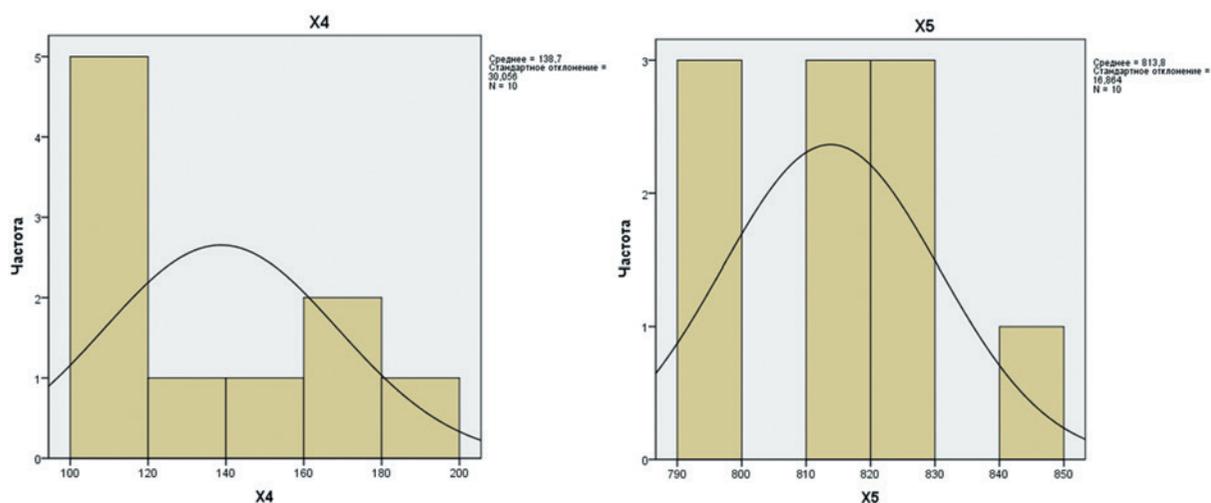


Рис. 4. Уровень поддержки инновационной деятельности компаний в регионах в зависимости от PaIP (левый рис. 4а) и IF (правый рис. 4б)

Fig 4. The level of support for innovative activities of companies in the regions, depending on PaIP (left figure 4a) and IF (right figure 4b)

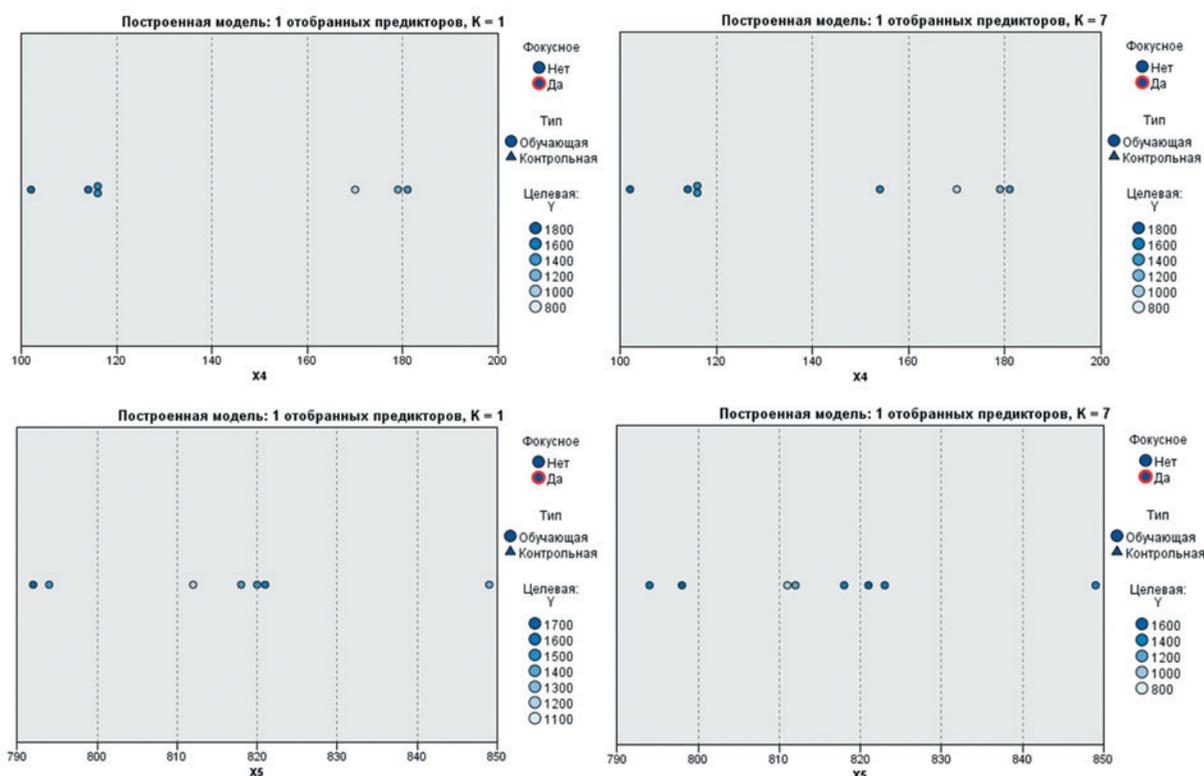


Рис. 5. Оптимальное количество k -соседей по параметрам PaIP (верхний ряд) и IF (нижний ряд) при параметре $k = 1$ и 7 соответственно

Fig. 5. The optimal number of k -neighbors by the parameters PaIP (top row) and IF (bottom row) with the parameter $k = 1$ and 7, respectively

На рисунке 5 видно, что оптимальное количество k -соседей по параметру X_4 составляет от 100 до 120 ед. и от 810 до 820 ед. по параметру X_5 .

Как можем заметить, сформулированная гипотеза в начале статьи получила свое подтверждение. Оказалось, что соседние регионы — лидеры по инновационности предпринимательского сектора вовсе не способны оказывать своего влияния на соседей. Это можно отчасти объяснить совокупностью различий инновационных факторов в предпринимательской сфере регионов страны. Так, мы можем предположить, что в некотором роде цепной реакции в проникновении инновационной активности в предпринимательский сектор соседних регионов не происходит. Вероятно, для увеличения заинтересованности хозяйствующих субъектов в развитии собственных компаний, а властям региона — для создания инновационной экономики следует сосредоточиться на выстраивании кооперационных отношений с соседними субъектами страны.

Необходимо принимать во внимание, что территория России представляется неоднородной, у разных субъектов страны имеются собственные масштабы поддержки инновационного предпринимательства, а также

результаты инновационной активности компаний. Следует также уточнить, что в силу ряда причин, среди которых площадь региона в структуре федерального округа, численность населения на 1 ед. территориального пространства, отраслевая специфика региона, его природно-климатические параметры не позволяют провести и анализ количества соседей, и зависимости развития одного соседа от ряда других.

Таким образом, масштабы регионального сотрудничества в сфере инновационного предпринимательства стабилизировались около фиксированных значений. При постоянном развитии инновационного предпринимательства, увеличении числа программ и проектов поддержки инновационной активности, а также количества институтов развития оптимальные масштабы взаимодействия будут меняться.

Можно наблюдать существенную разницу в масштабах сотрудничества и зависимости между регионами центральной европейской и дальневосточной частями (по индексу Морана). Территориальная разобщенность и отраслевая специфика оказывают влияние на величину генерируемых инноваций и производных параметров от них.

Заключение

В данной статье в качестве объекта исследования рассматриваются параметры инновационной активности во всех регионах РФ и обсуждается оптимальный масштаб регионального сотрудничества в области инноваций с точки зрения вторичного пространственного эффекта общего количества инноваций и k -ближайших пространственных весов матрицы с использованием пространственных эконометрических методов.

Особенность исследования строится на таких моментах, как определение релевантности результатов инновационной деятельности через призму глобального и локального индексов Морана, пространственная автокорреляция используется для определения причин вторичного эффекта между результатами инновационной деятельности.

Наблюдая за тенденцией изменения побочных эффектов при различных матрицах про-

странственных весов был проанализирован и определен оптимальный масштаб регионального сотрудничества в области инновационной деятельности в России, а также установлено (в части подтверждения гипотезы), что даже внутри одного федерального округа ни один субъект страны с высоким уровнем инновационной активности предпринимательского сектора не может выступать драйвером другого, и наоборот, снижение инновационной составляющей в одном регионе не обязательно негативно сказывается на другом.

Более того, если рассматривать инновационную активность на уровне федеральных округов, то заметна огромная разница между, например, Приволжским, Центральным и Северо-Западным федеральными округами, где полностью опровергается мысль о том, что один наиболее сильный регион будет оказывать положительное (или напротив — отрицательное) влияние на соседние.

Список источников

- Мааруф Ф. А., Дуненкова Е. Н. (2020). Макрорегиональные стратегии: подход к увязке национальной и региональных инновационных стратегий. *Современная экономика: проблемы и решения*, 7 (127), 128–47. DOI: 10.17308/merc.2020.7/2402.
- Мерзликина Г. С. (2020). Инновационное развитие региона: новые критерии — показатели оценки. *Вестник Астраханского государственного технического университета. Экономика*, 3, 7–18. DOI: 10.24143/2073-5537-2020-3-7-18.
- Мосалёв А. И. (2011). Развитие инновационной экономики России. *Вестник Воронежского государственного университета. Экономика и управление*, 1, 26–32.
- Рудская И. А. (2017). Оценка эффективности региональной инновационной системы России по стадиям инновационного процесса. *Вестник Волгоградского государственного университета. 10. Инновационная деятельность*, 11 (3), 23–34. DOI: 10.15688/jvolsu10.2017.3.4.
- Anselin L. (2003). Spatial Externalities, Spatial Multipliers, And Spatial Econometrics. *International Regional Science Review*, 26 (2), 153–166. DOI: 10.1177/0160017602250972.
- Belotti F., Ilardi G. (2018). Consistent inference in fixed-effects stochastic frontier models. *Journal of econometrics*, 202 (2), 161–177.
- Bentarzi M., Sadoum M. (2021). Efficient estimation in periodic INARp model: Nonparametric innovation distributions case. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 211, 340–361. DOI: 10.1016/j.jspi.2020.07.005.
- Bokov A., Antonenko S. (2020). Application of logistic regression equation analysis using derivatives for optimal cutoff discriminative criterion estimation. *Ann Math Phys*, 3 (1), 32–35. DOI: 10.17352/amp.000016.
- Burridge P. (2011). A research agenda on general-to-specific spatial model search. *Investigaciones Regionales — Journal of Regional Research*, 21, 71–90.
- Caniëls M., Verspagen B. (2003). Spatial Distance in a Technology Gap Model. Fingleton, B. (eds). *European Regional Growth. Advances in Spatial Science*. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-662-07136-6_6.
- Capozza C., Salomone S., Somma E. (2020). Micro-econometric analysis of innovative start-ups: the role of firm-specific factors and industry context in innovation propensity. *Industrial and Corporate Change*, 29 (4), 935–957. DOI: 10.1093/icc/dtaa006.
- Cartone A., Postiglione P. (2020). Principal component analysis for geographical data: the role of spatial effects in the definition of composite indicators. *Spatial Economic Analysis*, June 2020, 16(2), 126–147. DOI: 10.1080/17421772.2020.1775876.
- Fleming J. M. (1962). Domestic Financial Policies under Fixed and under Floating Exchange Rates. *International Monetary Fund*, 9, 369–380. DOI: 10.2307/3866091.
- Flint C., Taylor P. J. (2018). *Political Geography World-Economy, Nation-State and Locality*. 7th Edition. London : Routledge, 390.
- Guillain R., Le Gallo J. (2020). Introduction to the special issue: recent developments in spatial statistics and spatial econometrics. *Ann Reg Sci*, 64, 239–241. DOI: 10.1007/s00168-020-00983-7.

- Holland J. H. (1995). *Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity*, 185
- Kesavan P. (2021). Findings: Social Innovation, Architectural Innovation, and Cultural Innovation. *Enablers of Organisational Learning, Knowledge Management, and Innovation*. Springer, Singapore. DOI: 10.1007/978-981-15-9793-0_5.
- LeSage J. P. (2010). Bayesian Estimation of Limited Dependent Variable Spatial Autoregressive Models. *Geographical Analysis*, 32(1), 19–35. DOI: 10.1111/j.1538-4632.2000.TB00413.X.
- Masakazu O. (2018). Hyers–Ulam stability of first-order nonhomogeneous linear difference equations with a constant stepsize. *Applied Mathematics and Computation*, 330(C), 143–151. DOI: 10.1016/j.amc.2018.02.036.
- Mundell R. A. (1960). The Monetary Dynamics of International Adjustment under Fixed and Flexible Exchange Rates. *The Quarterly Journal of Economics*, 74(2), 227–257. DOI: 10.2307/1884252.
- Popkova E. G., Alekseev A. N., Lobova S. V., Sergi B. S. (2020) The Theory of Innovation and Innovative Development. AI Scenarios in Russia. *Technology in Society*, 63, 101390. DOI: 10.1016/j.techsoc.2020.101390.
- Tobler W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234–240. DOI: 10.2307/143141.
- Wang K., Xu H., Ji X., Tang Y. (2021). An Empirical Analysis of the Impact of Absorptive Capacity and Spillover Effects on China's Regional Innovation Capability. In: *Xu, J., Duca, G., Ahmed, S., García Márquez, F., Hajiyev, A. (eds) Proceedings of the Fourteenth International Conference on Management Science and Engineering Management. ICMSEM 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1191. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-49889-4_24.
- Yan Y., Wu Z. (2020). Regional innovation distribution and its dynamic evolution: Policy impact and spillover effect—Based on the perspective of innovation motivation. *PLoS ONE*, 15. DOI: 10.1371/journal.pone.0235828.
- Zemtsov S., Kotsemir M. (2019). An assessment of regional innovation system efficiency in Russia: the application of the DEA approach. *Scientometrics*, 120, 375–404. DOI: 10.1007/s11192-019-03130-y.

References

- Anselin, L. (2003). Spatial Externalities, Spatial Multipliers, And Spatial Econometrics. *International Regional Science Review*, 26(2), 153–166. DOI: 10.1177/0160017602250972.
- Belotti, F. & Ilardi, G. (2018). Consistent inference in fixed-effects stochastic frontier models. *Journal of econometrics*, 202(2), 161-177.
- Bentarzi, M. & Sadoum, M. (2021). Efficient estimation in periodic INAR_p model: Nonparametric innovation distributions case. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 211, 340-361. DOI: 10.1016/j.jspi.2020.07.005.
- Bokov, A. & Antonenko, S. (2020). Application of logistic regression equation analysis using derivatives for optimal cutoff discriminative criterion estimation. *Annals of Mathematics and Physics*, 3(1), 32-35. DOI: 10.17352/amp.000016.
- Burridge, P. (2011). A research agenda on general-to-specific spatial model search. *Investigaciones Regionales — Journal of Regional Research*, 21, 71-90.
- Caniëls, M. & Verspagen, B. (2003). Spatial Distance in a Technology Gap Model. In: *B. Fingleton (Eds.), European Regional Growth. Advances in Spatial Science* (pp. 159-182). Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-662-07136-6_6.
- Capozza, C., Salomone, S. & Somma, E. (2020). Micro-econometric analysis of innovative start-ups: the role of firm-specific factors and industry context in innovation propensity. *Industrial and Corporate Change*, 29(4), 935–957. DOI: 10.1093/icc/dtaa006.
- Cartone, A. & Postiglione, P. (2020). Principal component analysis for geographical data: the role of spatial effects in the definition of composite indicators. *Spatial Economic Analysis*, 16(2), 126-147. DOI: 10.1080/17421772.2020.1775876.
- Fleming, J. M. (1962). Domestic Financial Policies under Fixed and under Floating Exchange Rates. *International Monetary Fund*, 9, 369-380. DOI: 10.2307/3866091.
- Flint, C. & Taylor, P. J. (2018). *Political Geography World-Economy, Nation-State and Locality*. 7th Edition. London: Routledge, 390.
- Guillain, R. & Le Gallo, J. (2020). Introduction to the special issue: recent developments in spatial statistics and spatial econometrics. *The Annals of Regional Science*, 64, 239–241. DOI: 10.1007/s00168-020-00983-7.
- Holland, J. H. (1995). *Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity*. 185
- Kesavan, P. (2021). Findings: Social Innovation, Architectural Innovation, and Cultural Innovation. In: *Enablers of Organisational Learning, Knowledge Management, and Innovation* (pp. 135-203). Springer, Singapore. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-9793-0_5.
- LeSage, J. P. (2010). Bayesian Estimation of Limited Dependent Variable Spatial Autoregressive Models. *Geographical Analysis*, 32(1), 19-35. DOI: 10.1111/j.1538-4632.2000.TB00413.X.
- Maarouf, A. F. & Dunenkova, E. N. (2020). Macroregional strategies: an approach to connect the national and regional innovation strategies. *Sovremennaya ekonomika: problemy i resheniya [Modern economics: problems and solutions]*, 7(127), 128-147. DOI: 10.17308/meps.2020.7/2402. (In Russ.)
- Masakazu, O. (2018). Hyers–Ulam stability of first-order nonhomogeneous linear difference equations with a constant stepsize. *Applied Mathematics and Computation*, 330(C), 143–151. DOI: 10.1016/j.amc.2018.02.036.

Merzlikina, G. S. (2020). Regional innovative development: new criteria as indicators of assessment. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ekonomika [Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Economics]*, 3, 7–18. DOI: 10.24143/2073-5537-2020-3-7-18. (In Russ.)

Mosalyov, A. I. (2011). The development of innovation economy of Russia. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Ekonomika i upravlenie [Proceedings of Voronezh State University. Series: Economics and Management]*, 1, 26–32. (In Russ.)

Mundell, R. A. (1960). The Monetary Dynamics of International Adjustment under Fixed and Flexible Exchange Rates. *The Quarterly Journal of Economics*, 74(2), 227–257. DOI: 10.2307/1884252.

Popkova, E. G., Alekseev, A. N., Lobova, S. V. & Sergi, B. S. (2020). The Theory of Innovation and Innovative Development. AI Scenarios in Russia. *Technology in Society*, 63, 101390. DOI: 10.1016/j.techsoc.2020.101390.

Rudskaya, I. A. (2017). Evaluating the effectiveness of the regional innovation system of Russia by the stages of innovation process. *Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo universiteta. 10. Innovatsionnaya deyatel'nost' [Science Journal of Volgograd State University. Technology and innovations]*, 11(3), 23–34. DOI: 10.15688/jvolsu10.2017.3.4.

Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234–240. DOI: <https://doi.org/10.2307/143141>.

Wang, K., Xu, H., Ji, X. & Tang, Y. (2021). An Empirical Analysis of the Impact of Absorptive Capacity and Spillover Effects on China's Regional Innovation Capability. In: *J. Xu, G. Duca, S. Ahmed, F. García Márquez, A. Hajiyeve (Eds.), Proceedings of the Fourteenth International Conference on Management Science and Engineering Management. ICMSEM 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1191 (pp. 285–300). Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-49889-4_24.

Yan, Y. & Wu, Z. (2020). Regional innovation distribution and its dynamic evolution: Policy impact and spillover effect—Based on the perspective of innovation motivation. *PLoS ONE*, 15. DOI: 10.1371/journal.pone.0235828.

Zemtsov, S. & Kotsemir, M. (2019). An assessment of regional innovation system efficiency in Russia: the application of the DEA approach. *Scientometrics*, 120, 375–404. DOI: 10.1007/s11192-019-03130-y.

Информация об авторе

Мосалёв Антон Игоревич — кандидат экономических наук, доцент, доцент департамента менеджмента и инноваций, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; Scopus Author ID: 56677699200; <https://orcid.org/0000-0001-7213-5308> (Российская Федерация, 125993, г. Москва, Ленинградский просп., 49; e-mail: aimosalev@fa.ru).

About the author

Anton I. Mosalev — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Department of Management and Innovations, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; Scopus Author ID: 56677699200; <https://orcid.org/0000-0001-7213-5308> (49, Leningradskiy Ave., Moscow, 125993, Russian Federation; e-mail: aimosalev@fa.ru).

Дата поступления рукописи: 01.03.2021.

Прошла рецензирование: 16.04.2021.

Принято решение о публикации: 27.05.2022.

Received: 01 Mar 2021.

Reviewed: 16 Apr 2021.

Accepted: 27 May 2022.