Альтернативные матрицы пространственных весов соседства: методика создания и использования на примере расчета локальных индикаторов пространственной автокорреляции*

И. Ю. Окунев, А. Э. Кушнарева

МГИМО МИД России,
Российская Федерация, 119454, Москва, пр. Вернадского, 76

Для цитирования: Окунев, И. Ю., Кушнарева, А. Э. (2023). Альтернативные матрицы пространственных весов соседства: методика создания и использования на примере расчета локальных индикаторов пространственной автокорреляции. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Науки о Земле,* 68 (2), 390–413. https://doi.org/10.21638/spbu07.2023.210

Эвристический потенциал методов пространственного анализа неразрывно связан с используемыми матрицами соседства. В настоящей статье тестируется методика создания матриц абсолютных географических и относительных социально-политических весов соседства и их использования при расчете пространственной автокорреляции для единиц международно-политического анализа. В частности, проводится сравнение закономерностей пространственной автокорреляции для выборки из 193 стран — членов ООН в геометрическом и геополитическом пространстве. Для определения значимости эффекта соседства в каждом из случаев производится расчет индекса Морана, а анализ картограмм локальных индикаторов пространственной автокорреляции LISA позволяет выявить особенности кластеризации государств при разных основаниях определения соседства. Сравнительный анализ картограмм LISA демонстрирует способность идентифицировать возможные пути распространения социально-политических явлений, а также особенности организации международного пространства. Проведение расчетов с разными матрицами при изменении основания установления соседства позволяет выделить группы наблюдений, составляющих ядро кластера, и, напротив, «переходные» наблюдения, меняющие свою кластерную принадлежность в предполагаемой гомогенной совокупности объектов. Также при использовании разных оснований для создания весовых матриц появляется возможность выявлять «серые зоны» — части набора данных, демонстрирующие систематическое отсутствие пространственной автокорреляции, требующие дополнительного изучения области и аспекты объекта исследования. В целом результаты свидетельствуют о целесообразности применения в рамках эксплоративного пространственного статистического анализа как абсолютных топологических, так и относительных весовых матриц, сконструированных на основе социально-экономических показателей, поскольку их параллельное использование позволяет обнаружить новые тенденции пространственной организации, а также получить эмпирическое подтверждение известных пространственных закономерностей.

Ключевые слова: матрица пространственных весов соседства, относительное соседство, локальные индикаторы пространственной автокорреляции, пространственная автокорреляция, политическая география, система международных отношений, геополитический блок.

* Исследование выполнено по гранту РНФ № 19-78-10004.

© Санкт-Петербургский государственный университет, 2023

1. Введение и обзор литературы

Отечественные исследователи используют методы пространственного анализа и геоинформационные системы (ГИС-технологии) в первую очередь в науках о Земле, в частности географии, геодезии, картографии и экологии. Вместе с тем пространственный анализ в социальных науках получил в России распространение в основном в контексте пространственной статистики и эконометрики. Следует отметить, что пространственный статистический анализ в целом становится все более востребованным, российских исследователей интересует значительный ряд тем: изучается пространственный аспект распределения темпов роста российских городов (Балаш, 2013), региональной безработицы (Семерикова и Демидова, 2015) и рынков труда (Вакуленко, 2015), анализируются модели экономического роста (Михеева, 2016), производится оценка межрегиональной дифференциации российского рынка труда (Латков и др., 2020), электорального поведения (Захарова, 2021), анализ политических предпочтений и пространственного неравенства (Нефедова и др., 2022). В 2022 г. вышел учебник одного из авторов статьи «Основы пространственного анализа», который позволяет освоить техники пространственного анализа без специальных навыков (Окунев, 2023).

Классические исследования по ГИС едва ли уделяют внимание прикладным социальным вопросам, а пространственный анализ в них зачастую ограничивается картографией, однако существуют продвинутые разработки по пространственной статистике и эконометрике, например (Cressie, 1993; LeSage and Pace, 2009), тем не менее ни те ни другие, не касаются напрямую вопросов политологии или политической географии.

Использование методов пространственного статистического анализа в рамках социально-гуманитарных дисциплин впервые получило развитие за рубежом и охватило широкий спектр наук о человеке: актуальными остаются исследования в области антропологии (Aldenderfer, 1996), демографии (Voss et al., 2006), криминологии (Weisburd and McEwen, 1998), эпидемиологии (Elliott and Wartenberg, 2004), общественного здравоохранения (Waller et al., 1997; Kuo et al., 2011) и урбанистики (Blanchard and Volchenkov, 2009).

Пространственный анализ в политических науках уступает по количеству исследований другим социальным дисциплинам, однако стоит отметить сборник Эгнью — один из первых, посвященный вопросам пространства и пространственного анализа в политической географии (Agnew et al., 2003), а также работы О'Локлина и коллег, освещающие вопросы демократии (O'Loughlin and Anselin, 1991; O'Loughlin et al., 1994; O'Loughlin et al., 1998).

Также вспомним работы Эгнью и Джонстона из области электоральной географии, которые одними из первых задавались вопросом о месте и роли пространства в электоральном процессе, однако использовали методы пространственного анализа в меньшей степени (Agnew, 1987; Agnew, 1996; Johnston, 1991).

Из смежных наук внимания заслуживает исследование Сэмпсона, Моренофф и коллег, последовательно изучавших человеческое развитие на примере Чикаго через призму географически взвешенной регрессии (Sampson et al., 1999; Morenoff et al., 2001; Morenoff, 2003).

Анализ тенденций и факторов пространственного распределения социально-политических феноменов способствует пополнению инструментария социальных наук методами пространственной эконометрики, а его результаты, обнаруживающие новые закономерности и предлагающие новую перспективу на уже известные, призваны содействовать принятию информированных решений при выработке государственной политики и глобальной повестки в конкретных областях. Это, например, иллюстрируют в своей статье о некоторых аспектах применения методов эксплоративного пространственного анализа к наборам социологических данных Л. Анселин, С. Сридхаран и С. Голстон (Anselin et al., 2007).

«Все влияет на все, но то, что ближе, влияет сильнее». Это утверждение, называемое первым законом географии В. Тоблера (Tobler, 1970), подразумевает, что распределение любого явления в мире определяется географическим фактором. Пространственная зависимость, или так называемый эффект соседства, представляет интерес для исследователей по разным причинам, среди которых, например, потенциал пространственной интерполяции, когда наблюдение в заданной точке может дать информацию о явлениях в близлежащих. В свою очередь, пространственная зависимость может выражаться в положительной или отрицательной пространственной автокорреляции явлений в соседних объектах анализа. В 2004 г. Тоблер сформулировал второй закон географии: «Явление, внешнее по отношению к анализируемой географической области, влияет на то, что происходит внутри нее». Эти слова можно расшифровать как утверждение о том, что на явление влияют не только свойства региона, в котором оно расположено, но и явления, свойственные другим регионам (скажем, смежным, при этом соседство тоже может измеряться по-разному). Законы Тоблера, таким образом, обобщили два главных принципа пространственного воздействия на явление или процесс: принцип близости и принцип соседства.

В целом географически интегрированные исследования последних десятилетий в социальных науках меняют свою ориентацию с визуализации данных на их пространственный анализ, который предполагает выявление пространственных эффектов, т. е. закономерностей пространственного распределения явлений, которые могут выражаться в пространственной зависимости или пространственной неоднородности и могут быть определены путем статистических расчетов, например индексов пространственной автокорреляции Морана (Moran, 1948), Гири (Geary, 1954), Гетиса — Орда (Getis and Ord, 1992), локальных индикаторов пространственной автокорреляции LISA (Local Indicators of Spatial Association) (Anselin, 1995), географически взвешенной регрессии GWR (Geographically Weighted Regression) (Fotheringham et al., 1998). Под редакцией самих авторов разработки были суммированы, например в (Anselin and Rey, 2010), (Fischer and Getis, 2010), (Fotheringham and Rogerson, 2009). Из новейших работ можно выделить монографию (Grekousis, 2020).

Специфика социальных наук также задает новые условия к использованию методов пространственного статистического анализа, поскольку государство, как продвинутый институт социальной организации, способно преодолевать закономерности пространства и, скажем, с помощью государственных границ или трансграничных инициатив изменять характер глобального и регионального распределения явлений, создавая собственное поле взаимодействия государств. Полу-

чается, что география и политика в части распределения ресурсов человеческого развития оказываются антагонистами: география стремится подчинить распределение человеческого капитала законам пространства, а общество и государство — национальным интересам. Соответственно, необходимость сравнения мировых паттернов кластеризации в абсолютном и относительном пространстве обоснована допущением о возможных расхождениях между географической и политической моделями связности в мировой системе взаимоотношений и их влиянием на пространственные закономерности развития.

Независимо от конкретных методов необходимым условием для проведения пространственного статистического анализа является наличие данных о местоположении объектов, их характеристиках, а также о географических и функциональных связях между ними: расстоянии и соседстве. Определение соседства как формализованных связей между наблюдениями возможно в рамках матрицы пространственных весов соседства и является неизбежным и определяющим условием применения методов пространственного анализа, что способствовало появлению ключевых разработок в этом направлении (Anselin, 2003; Morenoff, 2003; Getis and Aldstadt, 2004).

Проблемам выбора математической модели для построения матрицы посвящено немало исследований, поскольку предполагается, что наиболее подходящая матрица должна отобрать пространственную зависимость между объектами базы данных: об этом писали, например, К. Лэм и П. Суза (Lam and Souza, 2019). В свою очередь, наиболее часто используемыми, по утверждению А. Гетиса и Дж. Альтштадта, являются следующие модели: соседство по смежности, соседство в установленном диапазоне расстояний между центроидами, метод обратных расстояний и *n*-ближайшее соседство в разных конфигурациях (Getis and Aldstadt, 2004). Как обобщают предшествующие разработки Й. Вон, К. Кокельман и С. Вон, на практике матрицы чаще всего создаются на основе расстояния между объектами или смежности и имеют нулевые диагонали, поскольку соседство объекта с самим собой полагается невозможным, большинство будут стандартизированы по строкам так, чтобы сумма весовых коэффициентов в строке равнялась единице (Wang et al., 2013).

Однако соседство может выражаться не только в терминах географической смежности или дистанции, но и как свойство единиц социального пространства, узлов сети. В сетевом анализе, например, использующем идею взаимовлияния смежных элементов, матрица весов представляет собой модель отношений внутри сети, как о ней теоретизирует исследователь Роджер Линдерс (Leenders, 2002). Так, связи между узлами социальной сети могут отражать отдельный вид отношений — семейные, дружеские, профессиональные — или означать принадлежность объекта к отдельной группе, которая может быть сформирована по любому доступному исследователю признаку (Mears and Bhati, 2006). Предпринимались успешные попытки применить сетевой анализ в социальных науках, в частности при объяснении распространения информации и технологий (Coleman et al., 1966; Rogers, 1983; Grattet et al., 1998), при этом отмечалось различие между взаимовлиянием посредством связи, общения и взаимовлиянием объектов, которые занимали одно и то же или смежное пространство в сети. Например, в исследовании Коулмана при изучении путей распространения новых лекарственных препаратов рассматривались

два сообщества — врачей-друзей изобретателей тетрациклина и сообщества «признанных» ученых, в которое входили и сами изобретатели (Coleman et al., 1966). Фактически в приведенных исследованиях наличие связи внутри сети воспринималось как факт соседства и в случае изучения географически распределенных явлений и процессов такое соседство могло бы быть операционализировано и формализовано в виде матрицы весов.

Шаг в этом направлении был сделан в географически интегрированных криминологических исследованиях: была предпринята попытка сформулировать альтернативные матрицы, которые бы определяли наличие соседства между районами через «социальную схожесть» (Mears and Bhati, 2006). В результате авторы пришли к выводу, что не столько пространственная, сколько социальная близость между районами оказывала влияние на уровень смертности от убийств. Схожее исследование проводили Тита и Гринбаум (Tita and Greenbaum, 2008). В качестве другого примера можно привести построение Э. А. Эффом филогенетического древа индоевропейских языков, из которого автор вывел матрицу весов, измеряющую культурную близость языков в условных единицах лингвистической дистанции (Eff, 2008). Еще один пример различной трактовки расстояний — работа А. Эрнеста с коллегами, в которой авторы создали несколько матриц, построенных на основе расстояний: из построенных четыре матрицы при расчете весовых коэффициентов учитывали только непосредственно географическое расстояние, три из них — с равномерным уменьшением коэффициента по мере удаления от объекта, а в одной — разница коэффициентов ближайших соседей и отдаленных была «значительна» (Earnest et al., 2007). Две другие матрицы были построены на основе показателя численности и плотности населения соответственно: для проверки гипотезы о малой информативности данных в малонаселенных объектах авторы присваивали больший вес более густонаселенным наблюдениям.

2. Постановка проблемы

В продолжение традиции использования различных матриц пространственных весов соседства настоящее исследование имеет целью выяснить, оправданно ли использование альтернативных матриц соседства в абсолютном и относительном пространстве для изучения тенденций пространственного распределения социально-политических индикаторов, в частности путем анализа закономерностей пространственной автокорреляции.

Стоит отметить, что цель исследования не предполагает полномасштабного изучения всех допустимых индикаторов человеческого развития или получения принципиально нового знания о закономерностях их пространственного распределения. В фокусе находится испытание методологии создания матриц пространственных весов соседства на основе различных параметров как безальтернативного подготовительного этапа для проведения пространственного автокорреляционного анализа. Так, в исследовании тестируется использование матриц абсолютных географических и относительных социально-политических весов соседства при расчете пространственной автокорреляции с применением локальных индикаторов пространственной автокорреляции LISA.

Анализ в общемировом масштабе наилучшим образом отвечает целям эксплоративного исследования, как ввиду высокого качества и доступности всех видов

используемых данных, так и в целях тестирования методологии на максимально крупном объекте, возможном в социально-политических исследованиях, — на уровне всей совокупности стран — членов ООН. Для проведения расчетов были отобраны четыре немультиколлеарных переменных, характеризующих человеческое развитие в разных аспектах: индекс демократии, ВВП по паритету покупательной способности на душу населения, коэффициент демографической нагрузки пожилыми и доля населения, охваченная средним образованием.

3. Создание альтернативных матриц пространственных весов соседства

Пространственный анализ основывается на предположении, что на явление в одной ячейке оказывают влияние свойства соседних ячеек, то есть действует «эффект соседства». В рамках данного исследования расчету индикаторов пространственной автокорреляции предшествовало определение соседства, выраженное в составлении матрицы пространственных весов соседства. В обобщенном виде $n \times n$ матрица соседства W, в которой w_{ij} обозначает вес соседства между объектами i и j, выглядит следующим образом:

$$W = \begin{matrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nn} \end{matrix}. \quad (1)$$

Если i и j — соседи, пространственные веса w_{ij} будут больше нуля, а соседство с самими собой невозможно, поэтому $w_{ij} = 0$. Поскольку мы полагаем, что сумма каждого ряда матрицы пространственных весов соседства должна равняться единице, то общую стандартизованную формулу расчета меры соседства одной ячейки запишем в виде

$$w_{ij(s)} = w_{ij} / \sum_j w_{ij}. \quad (2)$$

Сумма же всей матрицы пространственных весов будет равна числу наблюдений:

$$S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}. \quad (3)$$

Изначально предполагалось, что оптимальный тип определения соседства между странами — соседство по смежности, то есть основанное на топологических отношениях между объектами. Смежными в таком случае считаются объекты, границы которых имеют общие точки (так называемое соседство по «правилу ферзя»). При смежности по правилу ферзя соседними будут являться страны, имеющие хотя бы одну общую точку на границе, иначе говоря, соприкасающиеся сторонами и углами.

Была испробована матрица по правилу ферзя, которая интегрирует варианты «слона» и «ладьи», а также матрицы по принципу k-ближайших соседей для

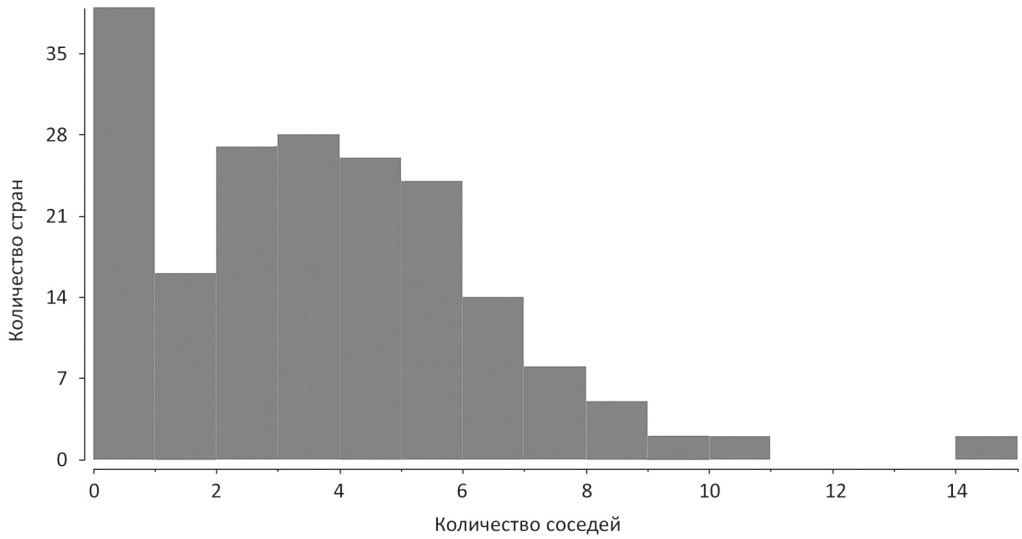

Рис. 1. Число соседей государств — членов ООН. При создании рис. 1–10 использованы расчеты авторов

$k = 3, 4, 5, 6$. Была также предпринята попытка создать матрицу по принципу максимально-минимального расстояния. Однако она давала сильные искажения. Из неконтинуальных $k = 6$ оказалась самой подходящей матрицей, однако она не всегда учитывала всех юридических соседей. Было решено остановиться на комбинированном способе создания геометрической матрицы.

При расчете по «правилу ферзя» оказалось, что для современной политической карты мира медианное число соседей равно трем (рис. 1), а 39 государств, находящихся на островах и архипелагах, вообще не имеют сухопутных соседей. Такие данные не позволяли оценить пространственную автокорреляцию.

Было решено создать двухступенчатую геометрическую матрицу соседства. С учетом медианного числа соседей для всех стран мира, включая островные, методом *k*-ближайших соседей для каждого государства было отобрано по три ближайших государства. При этом за точку отсчета радиуса принимались географические координаты не центроида страны, а ее столичного города. Если у страны на самом деле больше трех соседей, то к этому числу были добавлены все юридические, т. е. сухопутные и морские (в пределах территориальных вод), соседи-государства.

Для определения юридических границ всех стран мира была собрана специальная база данных[1]. К рассмотрению принимались сухопутные границы и морские границы государств в пределах 12 морских миль. Источниками послужили энциклопедический справочник «Политические системы современных государств»

[1] Юридические границы стран мира (2021) // Центр пространственного анализа международных отношений ИМИ МГИМО МИД России. [online] Доступно на: https://mgimo.ru/upload/2021/02/strani-sosedi.zip. [Дата доступа 26.09.2021].

(Торкунов, 2012), база данных Marine Regions[2], база данных Sovereign Limits[3]. Спорные территории были учтены как находящиеся под суверенитетом следующих государств: Кашмир — Индии, Косово — Сербии, Западная Сахара — Марокко. Граница Кипра и Соединенного Королевства рассмотрена как сухопутная граница между территорией Республики Кипр и британскими военными базами Акротири и Декелия, находящимися на острове Кипр. Военная база Гуантанамо на территории острова Куба учтена как находящаяся вне суверенитета США. Граница Финляндии и Эстонии проведена по единственной точке соприкосновения территориальных морей РФ, Финляндии и Эстонии в Балтийском море.

На следующем этапе для каждого конкретного соседа-государства устанавливался вес его влияния в матрице соседства. Операция была выполнена методом обратных взвешенных расстояний (Inverse Distance Weighting, IDW). В качестве расстояния использовалась дистанция между столицами стран. Другими словами, чем ближе столица одного государства была к столице другого, тем большим полагался вес влияния. Данная операция позволила снизить эффект включения в анализ изолированных территорий.

Геометрическая матрица, основанная на юридических границах государств — членов ООН, использовалась для описания соседства, отражающего реальную политическую карту мира, однако в целях тестирования методики создания и использования альтернативных матриц пространственных весов соседства было решено создать также и геополитическую матрицу, которая бы отражала актуальную архитектуру современных международных отношений. Создание таких весов потребовало перевода системы международных отношений в математический формат. Так, она была представлена в виде матрицы 193×193 — по числу государств — членов ООН, где каждая ячейка соответствовала одному из 37 249 двусторонних взаимодействий в каждой паре стран мира.

Далее каждому взаимодействию был присвоен вес в соответствии с типом членства в одном из 13 политико-экономических блоков, состоящих из региональных интеграционных объединений. Для анализа в каждом регионе мира отбирались региональные блоки, в которых предполагалась наивысшая степень интегрированности. При этом участие в менее продвинутых интеграционных объединениях того же региона или ограниченное (ассоциированное, приостановленное, планируемое и т. д.) членство учитывались с коэффициентом 0.5. Вес связи между двумя государствами с ограниченным членством в региональном блоке приравнивался к 0.25. Медианное число соседей при таком подходе оказалось равным 13. В условиях геополитической матрицы странами-изолятами (т. е. не входящими ни в какие региональные блоки) оказались Израиль, Иран, КНДР и Монголия. Сведения об остальных странах приведены на рис. 2.

В результате была сконструирована новая политическая карта мира — модель архитектуры международных отношений, в которой субрегионы образованы политически близкими странами, что позволило проводить пространственный эконометрический анализ параллельно и в физическом, и в политическом простран-

[2] Marine Regions (2019). [online] Доступно на: https://www.marineregions.org/download_file.php?name=World_24NM_v3_20191118.zip. [Дата доступа 26.09.2021].

[3] Sovereign Limits (2021). *Boundaries*. [online] Доступно на: https://sovereignlimits.com/boundaries. [Дата доступа 26.09.2021].

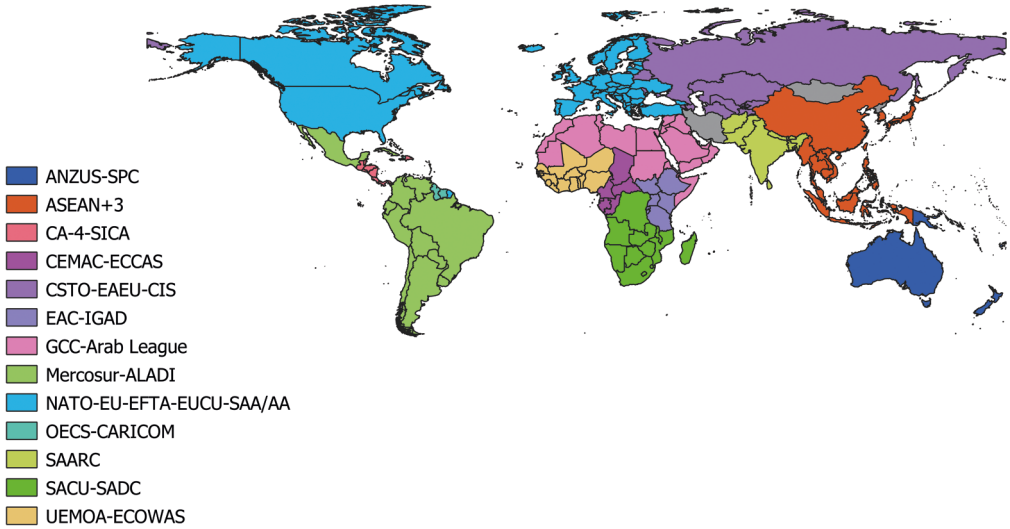

Рис. 2. Принадлежность стран к политико-экономическим региональным интеграционным объединениям, использовавшаяся в расчете геополитической матрицы пространственных весов соседства

стве и делать выводы о возможности использования альтернативных матриц для анализа социально-политических процессов.

4. Анализ локальных индикаторов пространственной автокорреляции на основе созданных альтернативных матриц

В настоящем исследовании для определения степени пространственной автокорреляции используется индекс Морана, который принимает значения от –1 до 1, что соответствует максимальной отрицательной и положительной автокорреляции, а ноль означает отсутствие закономерности. Необходимо уточнить, что положительное значение указывает на пространственную кластеризацию аналогичных значений (или высоких, или низких), а отрицательное — на кластеризацию разнородных (объект с высоким значением находится в окружении соседей с низкими значениями, и наоборот).

Для расчетов использовалась следующая формула:

$$Moran's = \frac{N}{W} \frac{\Sigma_i \Sigma_j w_{ij}(x_i - \underline{x})(x_j - \underline{x})}{\Sigma_i (x_i - \underline{x})^2}, \quad (4)$$

где i, j — единицы (страны); x_i и x_j — значения в i-й и j-й единице (стране); $\underline{x}$ — среднее значение по всем единицам; w_{ij} — вес пространственной связи между i-й и j-й единицей; N — количество единиц; W — сумма пространственных весов.

Индекс Морана рассчитывался отдельно для геометрической и геополитической матриц, при этом алгоритм расчетов предполагал замену пустых значений на нулевые. В расчетах контролировался уровень значимости (p-критерий). Результаты расчета представлены в табл. 1.

Таблица 1. **Значение индексов пространственной автокорреляции Морана**

Показатель	Геометрия	Геополитика
Индекс демократии	0.575	0.525
ВВП/ППС на д. н.	0.510	0.309
Пожилые	0.633	0.510
Охват средним образованием	0.423	0.305

В таблице использованы расчеты авторов.

Сравнение индексов пространственной автокорреляции Морана показывает, что их значения (в абсолютных величинах по модулю) для всех показателей при геометрической матрице пространственных весов соседства выше, чем при геополитической, что свидетельствует о большей значимости эффекта соседства в абсолютном пространстве, чем в относительном.

Индекс Морана позволяет оценить пространственную автокорреляцию в соседних наблюдениях, однако лишь для всей совокупности данных. В этом случае его невысокие значения дают основания предположить высокую пространственную автокорреляцию для одних групп соседних единиц во всей совокупности данных, и низкую — для других.

Проверка этого допущения возможна путем определения степени пространственной автокорреляции между соседними единицами в отдельных кластерах. Для этого был произведен расчет локальных индикаторов пространственной автокорреляции LISA, а именно локальный индекс пространственной автокорреляции Морана. Индикаторы LISA выполняют две основные функции: с одной стороны, они могут рассматриваться как маркеры локальных очагов неоднородности — так называемых «горячих точек», с другой — использоваться для оценки влияния отдельных объектов на показатели всей выборки в целом и для выявления «выбросов».

Данный метод позволил выявить четыре типа пространственных кластеров (черным цветом на рис. 4–6 и 8–10 отмечаются страны-изоляты или те, для которых отсутствует статистика): high — high (высокий — высокий) — кластер пространственной автокорреляции высоких показателей явления; low — low (низкий — низкий) — кластер пространственной автокорреляции низких показателей явления; high — low (высокий — низкий) — ячейки с высокими показателями явления в окружении кластера пространственной автокорреляции низких показателей явления; low — high (низкий — высокий) — ячейки с низкими показателями явления в окружении кластера пространственной автокорреляции высоких показателей явления.

Для расчета использовалась формула

$$L_i = \frac{N}{\Sigma_i \Sigma_j w_{ij}} \frac{\Sigma_j w_{ij} \left(z_i - \underline{z}\right)\left(z_j - \underline{z}\right)}{\Sigma_i \left(z_i - \underline{z}\right)^2}, \quad (5)$$

где N — количество ячеек; z_i — рассчитываемый показатель для ячейки i; w_{ij} — оценка пространственных весов, отражающая являются ли i и j соседями. Если не

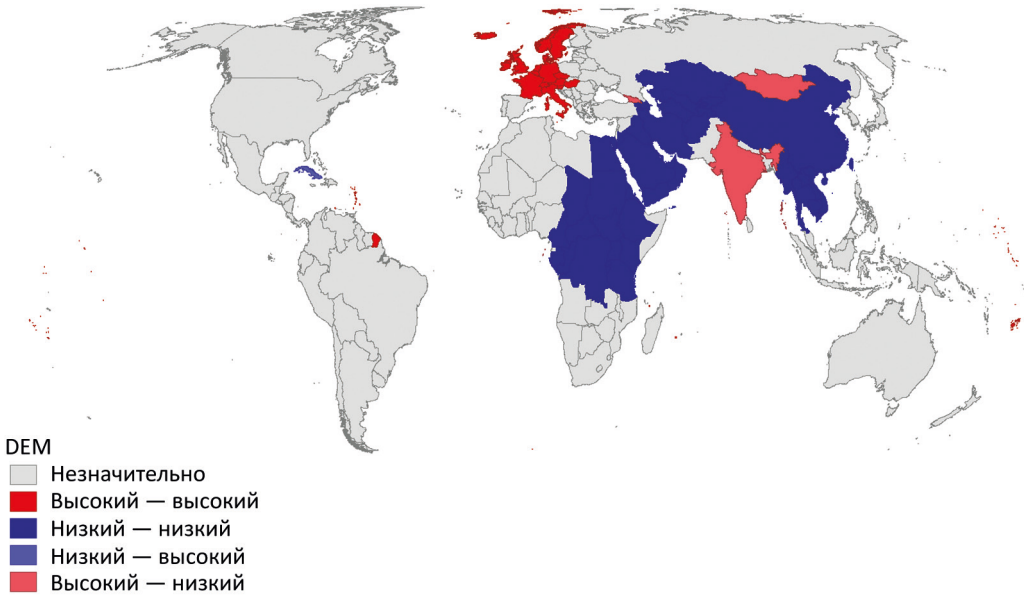

Рис. 3. Кластеры пространственной автокорреляции по геометрической матрице соседства для показателя «Индекс демократии»

являются — этот показатель равен нулю, а если являются — равен $1/|\delta_i|$, где $|\delta_i|$ — число соседей ячейки *i*.

С целью снижения влияния «выбросов» на значения пространственного лага в отдельных локальных кластерах использовалось медианное значение пространственного лага. Показатели локальных индикаторов пространственной автокорреляции, рассчитанных на основе геометрической и геополитической матриц соседства, картографировались только для стран с показателем уровня значимости p-критерий меньше 0.05, чтобы допустить формирование только тех кластеров, которым свойственна статистически значимая пространственная автокорреляция.

Анализ полученных картограмм для показателей по геометрической матрице соседства показал следующие результаты. В случае с показателем «Индекс демократии» (рис. 3) выделяется объединивший старые демократии Северной и Западной Европы кластер высоких значений индекса, формированию которого могла способствовать длительная демократическая традиция и требования к государствам — членам ЕС, и пояс низких значений индекса, состоящий из нескольких кластеров государств Северо-Восточной и Центральной Африки, Ближнего Востока, Центральной и Восточной Азии — традиционно автократических «восточных деспотий». Индия, известная как «самая крупная демократии мира», в окружении автократий становится объяснимым исключением, как и более демократическая в сравнении с соседями Монголия.

Для ВВП/ППС (рис. 4) результаты несколько отличаются: как и в предыдущем показателе, сформировался кластер бедных африканских государств, но к богатому западно-европейскому кластеру стран с диверсифицированной экономикой и достаточно высокой производительностью труда примкнула за счет своего

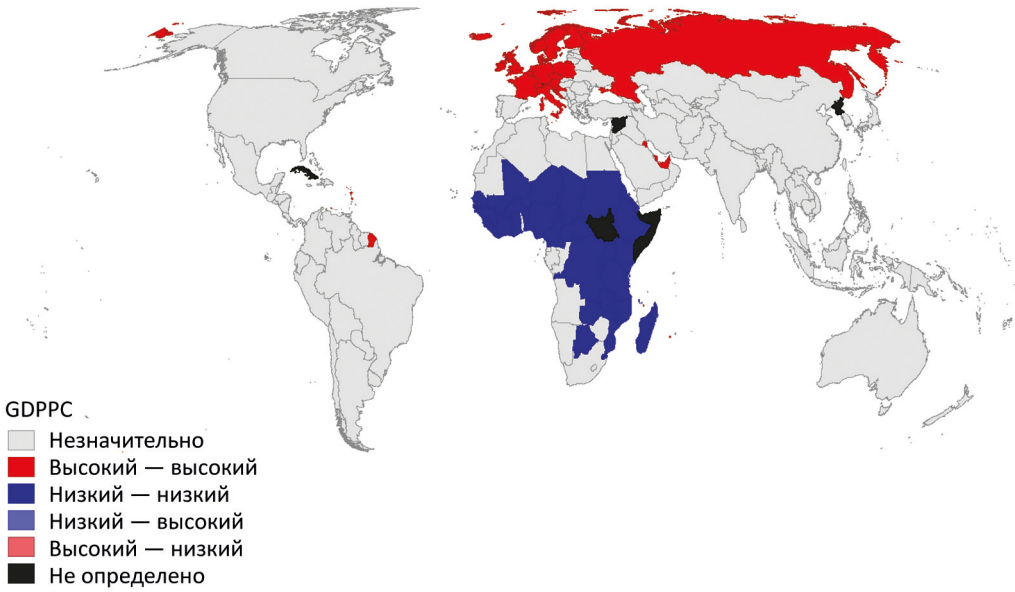

Рис. 4. Кластеры пространственной автокорреляции по геометрической матрице соседства для показателя «ВВП/ППС на д. н.»

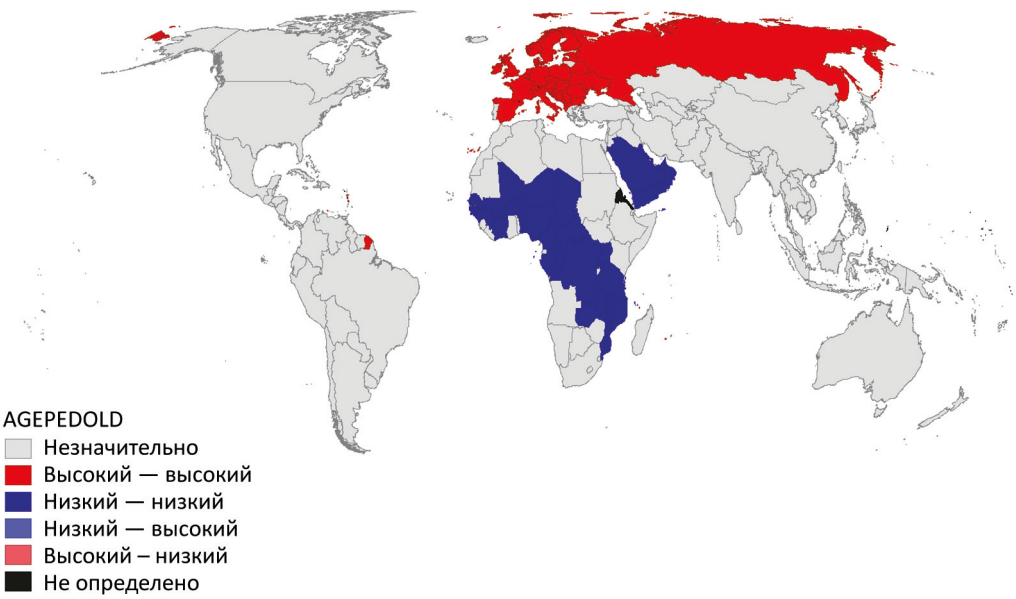

Рис. 5. Кластеры пространственной автокорреляции по геометрической матрице соседства для показателя «Пожилые»

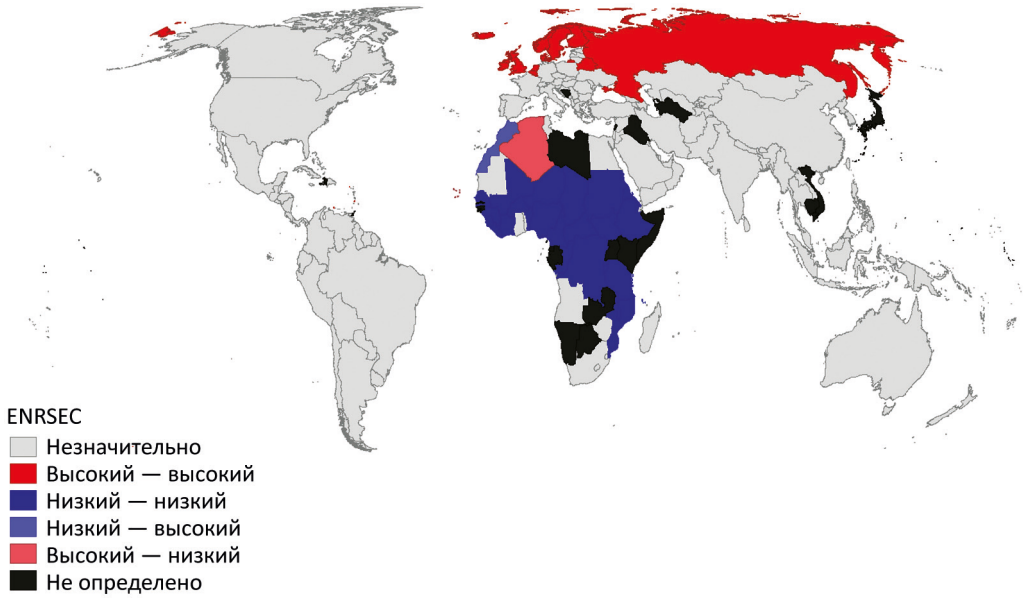

Рис. 6. Кластеры пространственной автокорреляции по геометрической матрице соседства для показателя «Охват средним образованием»

западного соседства Россия, а Аравийский кластер, объединяющий государства-нефтеэкспортеры, окрасился в красный цвет.

Кластеризация стран по показателю «Пожилые» (рис. 5) также принимает несколько другие формы: европейский кластер высоких значений теперь охватывает практически всю Европу, от Испании до России, а африканский кластер низких значений, напротив, смещается к западу. Аравийский полуостров вновь выступает единым кластером стран, теперь уже с низкой долей пожилого населения.

Наконец, показатель «Охват средним образованием» (рис. 6) показывает два уже традиционных случая: европейский кластер в составе стран Северной Европы, Беларуси и России, демонстрирующий высокий уровень значений показателя, и африканский, охватывающий большинство стран Африки южнее Сахары, в которых средним образованием слабо охвачена даже соответствующая возрастная категория.

Анализ полученных картограмм пространственной автокорреляции показателей по геополитической матрице соседства показал иные результаты. Картограмма по показателю «Индекс демократии» (рис. 7) отражает формирование демократического североатлантического кластера наряду с поясом кластеров менее демократических блоков: Лига арабских государств (ЛАГ), Содружество независимых государств (СНГ) и центрально- и восточноафриканские объединения, при этом среди стран НАТО исключениями являются Турция и Босния и Герцеговина, на постсоветском пространстве — Молдова, а на фоне стран севера Африки выделяется Тунис.

Данные о пространственной автокорреляции ВВП/ППС (рис. 8) сообщают об исключительной гомогенности Африки южнее Сахары, объединившей несколько блоков в один мегакластер, и гораздо меньшем постоянстве значений показателя

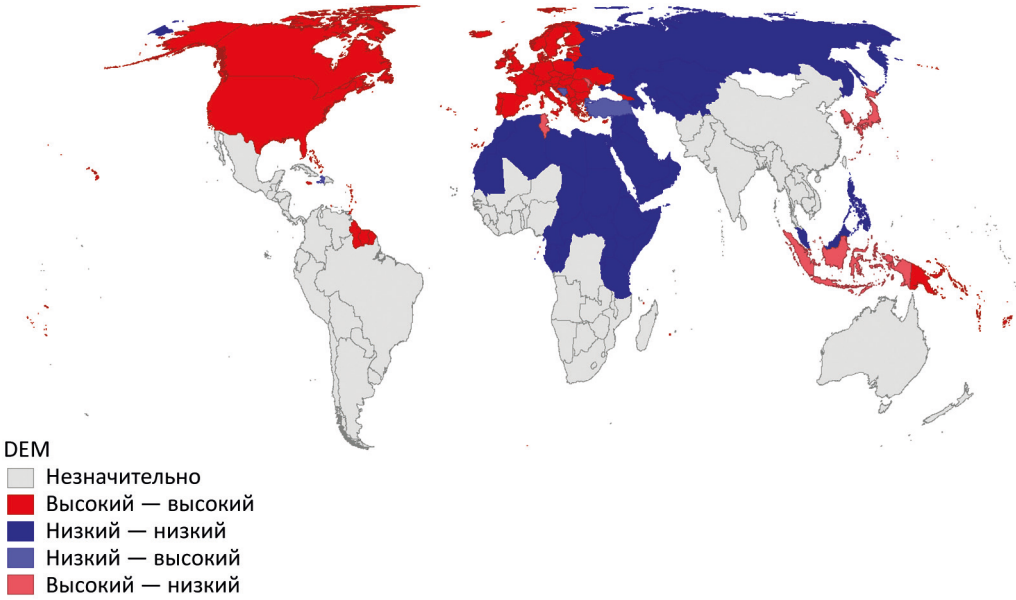

Рис. 7. Кластеры пространственной автокорреляции по геополитической матрице соседства для показателя «Индекс демократии»

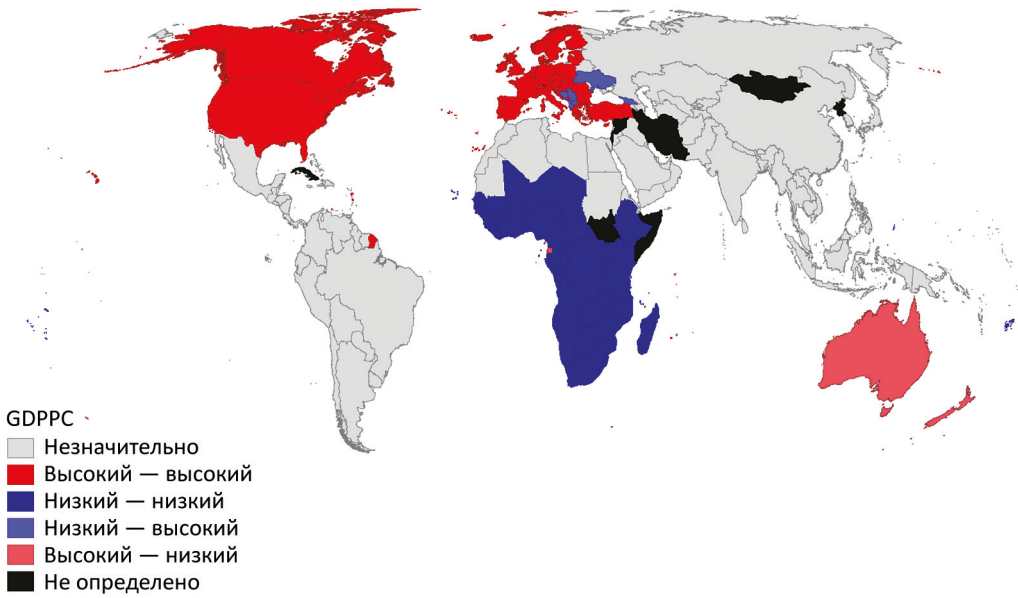

Рис. 8. Кластеры пространственной автокорреляции по геополитической матрице соседства для показателя «ВВП/ППС на д. н.»

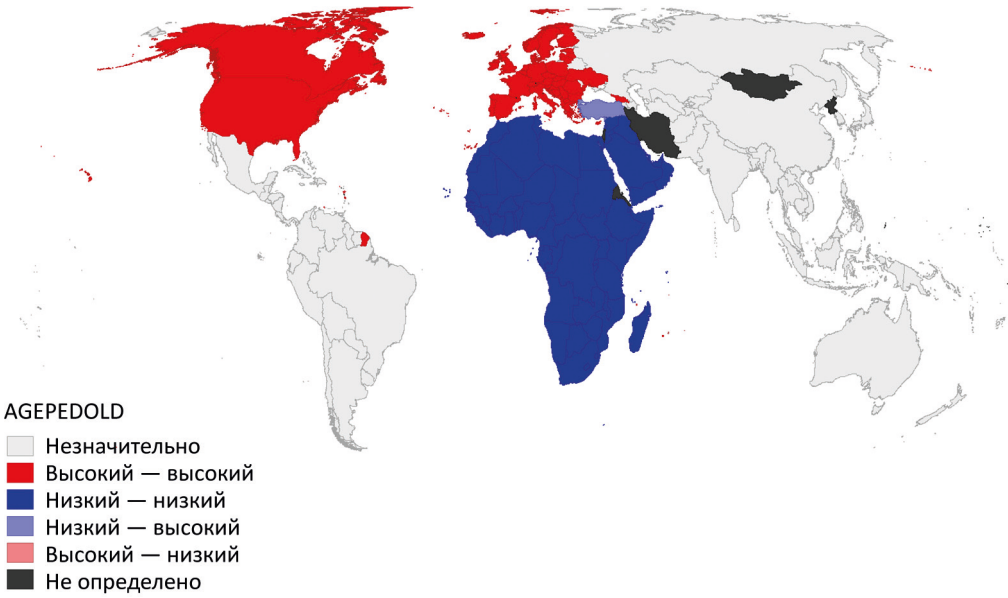

Рис. 9. Кластеры пространственной автокорреляции по геополитической матрице соседства для показателя «Пожилые»

в блоке СНГ: отличные по уровню развития страны блока вовсе не сформировали кластер, как, впрочем, и в случае двух следующих показателей. Похожий случай мы наблюдаем и в Южном полушарии: два государства-«выброса» — Австралия и Новая Зеландия, составляющие ядро объединения, включающего еще 12 стран региона, значительно превосходят своих геополитических соседей по уровню благосостояния. Вместе с тем развитые страны НАТО сохраняют свой кластер, но и в этом объединении стало больше исключений: выделяются не только Украина и Грузия, но и целый балканский мини-кластер исключений: все эти государства объединяет сравнительно недавний опыт гражданской войны, отсутствие значительных объемов дорогостоящих полезных ископаемых и менее высокая производительность труда.

Демографическая нагрузка пожилыми (рис. 9) распределилась по миру более равномерными кластерами: евроатлантический включает в себя практически всех участников блока с заметным исключением — Турцией, что подчеркивает близость этой страны к другому геополитическому блоку — ближневосточно-североафриканскому ССАГПЗ/ЛАГ (Совет сотрудничества арабских государств Персидского залива / Лига арабских государств), который вместе со всеми объединениями, представленными в Африке южнее Сахары, формирует многосоставный африкано-аравийский кластер низких значений.

Наконец, образовательные кластеры (рис. 10) расположились следующим образом: североатлантический блок за исключением Северной Македонии показывает высокие значения показателя, а в африканский попадают большинство стран Африки южнее Сахары, для которых характерен низкий уровень охвата населения средним образованием. Кластер охватывает страны Западноафриканского экономического и валютного союза (ЗАЭВС), Экономического сообщества стран Западной Африки (ЭКОВАС) и Южноафриканского таможенного союза / Сообще-

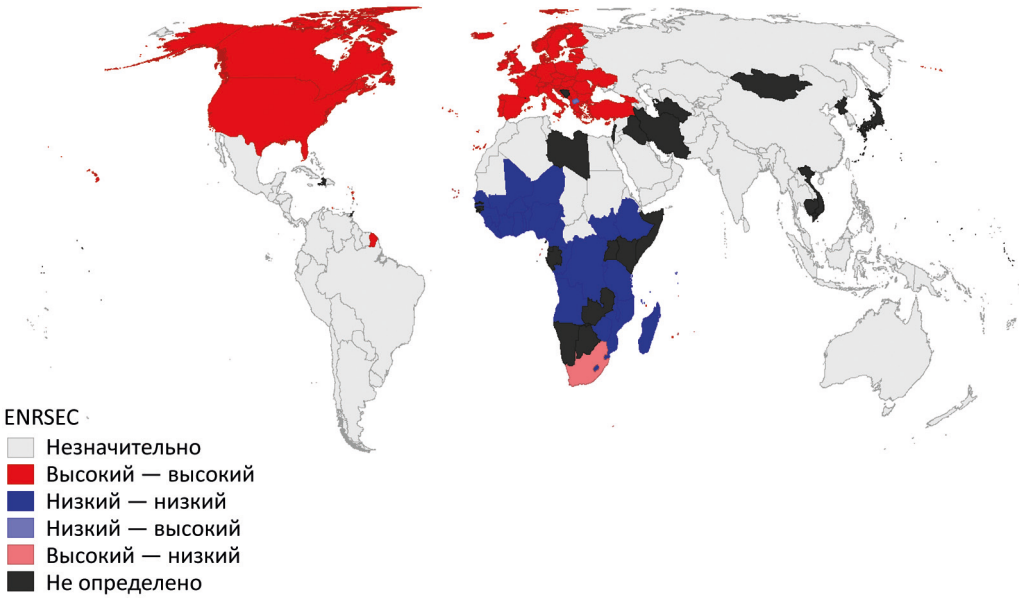

Рис. 10. Кластеры пространственной автокорреляции по геополитической матрице соседства для показателя «Охват средним образованием»

ства развития Юга Африки (ЮАТС/САДК), что объясняется не интеграционными процессами, а низким социально-экономическим потенциалом территорий. В африканском кейсе выделяется ЮАР, что можно объяснить относительно высоким уровнем экономического развития страны.

Сравнение картограмм, полученных при использовании геометрической и геополитической матриц соседства для каждого отдельного показателя, показало следующие результаты. В случае с индексом демократии кластеры и пояса кластеров заметно расширились в условиях геополитической матрицы: можно наблюдать расширение «демократического» пояса на страны Северной Америки ввиду их участия в НАТО, переход Балканского полуострова в кластер высоких значений за счет смягчения фактора соседства стран блока с Боснией и Герцеговиной и Турцией, а части Северной и Центральной Европы — за счет исключения соседства с Россией, которая входит в другое геополитическое объединение.

В свою очередь, блок СНГ, за исключением Молдовы, в сравнении с соседями показывающей более высокий уровень индикатора, впервые проявляется на картограмме и становится северной частью «автократического пояса», состоящего также из «достроенного» странами Северной Африки блока ЛАГ, восточно-африканского и центрально-африканского объединений, а страны ЮАТС/САДК исключаются как принадлежащие к другому геополитическому сообществу.

Наконец, геометрический автократический пояс потерял часть стран Восточной и Юго-Восточной Азии: Монголия не принадлежит ни к одному из блоков и не учитывается в соседстве, а государства Ассоциации государств Юго-Восточной Азии + 3 (АСЕАН+3) при исключении их физического соседства с членами других ближайших геополитических объединений уже не могут сформировать статистически значимый кластер.

Для показателя ВВП/ППС в Европе и Северной Америке складывается схожая ситуация: «богатый» кластер распространяется на США и Канаду и встречает исключения в виде менее состоятельных членов блока на Балканах, в Закавказье и Восточной Европе, а Россию членство в СНГ уводит в нейтральную зону. Аравийские и африканские государства претерпевают иные изменения: веса соседства распределяются в блоке ЛАГ таким образом, что геометрический «богатый» кластер нефтеэкспортеров Персидского залива распадается, поскольку не может объединиться со странами арабского Магриба и частью африканского рога, в которых то и дело вспыхивают конфликты, препятствующие экономическому развитию. Африка южнее Сахары, напротив, выражена единым кластером с малочисленными исключениями (богатая нефтью Экваториальная Гвинея, туристические Сейшелы и Маврикий, где была проведена масштабная трансформация экономики), хотя на самом деле это совокупность многих объединений континента: этот случай позволяет говорить о том, что геополитические объединения в регионе складываются по иным причинам, нежели уровень экономического развития государств.

Распределение демографической нагрузки пожилыми укладывается в уже привычные модели: Россия, Молдова и Беларусь заменяются в «пожилом» кластере на заокеанских партнеров Европы по блоку НАТО, присоединяются более географически отдаленные Грузия, Греция и Кипр, а Турция окрашивается в цвет исключений. «Молодой» кластер охватывает все страны ЛАГ и африканских объединений, что подчеркивает однородность возрастной структуры участников интеграционных объединений Африки и Ближнего Востока: исключением вновь становится лишь Маврикий, где экономическое развитие открыло доступ к городскому образу жизни и медицинским услугам и способствовало увеличению продолжительности жизни. При этом обе матрицы не позволяют сформироваться кластерам в других субрегионах Азии, поскольку в блоке АСЕАН+3 наблюдается дисперсия значений показателя, и при общем низком уровне значений уровня демографической нагрузки пожилыми выделяется несколько стран с высоким значением.

Наконец, показатель «Охват средним образованием» демонстрирует те же особенности формирования кластеров: отсутствие однородности в государствах Ближнего Востока и Северной Африки, замена географически близких членов СНГ на удаленных членов НАТО и преимущественно низкие значения показателя в Африке Южнее Сахары независимо от принадлежности стран к тому или иному объединению.

5. Выводы

Таким образом, сравнение результатов, полученных при расчете локальных индикаторов пространственной автокорреляции по геометрической и геополитической матрицам соседства, позволяет сформулировать общие выводы относительно трансформаций и паттернов корреляции, которые они привносят на политическую карту мира. Анализ индексов пространственной автокорреляции Морана свидетельствует о большей значимости эффекта соседства в топологическом пространстве, чем в геополитическом в масштабе всей совокупности данных. Более того, невысокие значения индекса свидетельствуют о формировании сильной

корреляционной связи лишь в части наблюдений, что подтверждается анализом локальных индикаторов пространственной автокорреляции.

Анализ картограмм LISA показывает, что формирование статистически значимых кластеров действительно происходит лишь на макрорегиональном уровне: отдельным регионам (страны Африки южнее Сахары, Европа) свойственна сильная непрерывная кластеризация с незначительными исключениями, при этом закономерности сохраняются при переходе из абсолютного пространства в относительное и при рассмотрении разных индикаторов развития, что позволяет сделать вывод о высокой степени влиянии эффекта соседства на развитие стран данных регионов. Вместе с тем другие регионы (страны Северной Америки и Аравийского полуострова) демонстрируют более слабую кластеризацию: кластеры формируются периодически и распадаются при смене индикаторов развития или типа соседства. Наконец, Азия и Латинская Америка систематически демонстрируют высокий уровень гетерогенности как в абсолютном, так и в относительном пространстве и не формируют статистически значимых кластеров, что говорит о наименьшем влиянии пространственного эффекта на уровень развития стран этих макрорегионов.

Стоит еще раз подчеркнуть пограничное положение государств, расположенных на стыке Европы и Азии: Турция и Россия, будучи не только крупными государствами, которым свойственен довольно высокий уровень человеческого развития, но и влиятельными глобальными и региональными игроками, систематически меняют кластерную принадлежность или оказываются исключениями. Однако стоит подчеркнуть, что объяснение этого лежит не исключительно в аргументах, связанных с путями развития, идентичностью или политическим выбором государств: с учетом особенностей расчета матриц (принцип IDW) и приравнивания морского геометрического соседства к сухопутному пограничное положение будет трактоваться в пользу того или иного геометрического или геополитического кластера в зависимости от силы связи и характера соседства.

В случае Ближнего Востока и Африки разрыв в уровне развития стран ЛАГ иногда не позволяет им образовать единый геополитический кластер, а рассредоточенное расположение членов блока делит его на две геометрические части: Аравийский полуостров и Магриб. Напротив, объединения Африки южнее Сахары намного более гомогенны, однако физическая удаленность друг от друга и соседство с регионом Большого Ближнего Востока не позволяет им сформировать геометрические кластеры, в отличие от компактных в сравнении с другими континентами геополитических кластеров, которые в условиях близкого уровня развития африканских государств формируют действительно крупные кластеры.

В целом эффект соседства оказывает заметное влияние на характер распределения явлений в мире, фиксируя и отчасти усиливая региональные диспропорции. В зависимости от рассматриваемой переменной используемые примеры могут, с одной стороны, иллюстрировать путь распространения социальных явлений через политические объединения, взаимодействие членов в рамках которых позволяет феноменам преодолевать физические границы как государств, так и субрегионов. Более того, распад кластеров или уменьшение их численного состава позволяет делать предположения не только о пути распространения явлений, но и о превалирующих факторах объединения соседних единиц анализа, в данном случае на основании геометрического или геополитического соседства. Аналогично появление новых кла-

стеров или укрупнение ожидаемых позволяют обнаруживать ранее неучтенные пути и особенности организации пространства. С другой стороны, результаты использования разных способов определения соседства могут продемонстрировать тенденцию к схожести стран внутри регионов, а также тенденцию к их объединению в формате политических и экономических блоков ввиду близости траекторий развития.

Проведение расчетов на основе разных матриц соседства также позволяет определить наличие исключений в предполагаемо гомогенной совокупности объектов. В свою очередь, анализируя причины появления выбросов в одной части исследуемой базы данных, можно делать допущения об их возможном возникновении и развитии в других частях. С другой стороны, использование альтернативных матриц может способствовать выявлению неизменного ядра кластера, сохраняющегося независимо от признака объединения. Такое ядро представляло бы собой более мелкие, компактные регионы, но и максимально однородные по набору интересующих критериев. Аналогично будут проявляться и параметры, недостаточные для объединения единиц анализа в кластеры.

Наконец, «пустые» зоны, не затронутые статистически значимой пространственной автокорреляцией, являются едва ли не ключевым результатом для исследователя с точки зрения определения дальнейших направлений анализа. Серые зоны позволяют идентифицировать регионы, которые нуждаются в более глубоком и детальном изучении, возможном только при переходе на новый уровень или в качественно иную плоскость анализа: для таких данных может потребоваться поиск иного основания соседства или типа ассоциативной связи, которые бы допускали кластеризацию по переменным.

Эвристический потенциал методов пространственного статистического анализа неразрывно связан с используемыми матрицами соседства. Как показали результаты исследования, определение соседства в привычных терминах не только абсолютного топологического пространства, но и относительного, сконструированного на основе социально-экономических показателей, равным образом позволяет обнаружить новые тенденции пространственной организации и дает эмпирическое подтверждение уже известным. В заключение отметим, что дальнейшее выявление зависимостей пространственного распределения социально-экономических и политических явлений независимо от уровня анализа и масштабов выборки позволит провести комплексную оценку исследуемых явлений и разработать меры, способные оказать влияние на процесс развития объекта исследования, а также углубить анализ происходящих с ним трансформаций.

Литература

Балаш, О. С. (2013). Пространственный анализ темпов роста городов России. *Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия Экономика. Управление. Право*, 13 (2), 186–191.

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

Захарова, Е. А. (2021). Электоральные процессы в фюльке Норвегии через призму пространственного анализа. *Псковский регионологический журнал*, 1 (45), 110–125.

Латков, А. В., Никифорова, Е. В., Толмачев, М. Н., Барашов, Н. Г. (2020). Динамика показателей дифференциации заработной платы в экономическом пространстве России в условиях макроэкономической нестабильности. *Балканское научное обозрение*, 3 (9), 90–93.

Михеева, Н. Н. (2016). Исходные условия для формирования новой модели экономического роста: пространственный аспект. *Научные труды: Институт народнохозяйственного прогнозирования РАН*, 1, 586–605.

Нефедова, Т. Г., Трейвиш, А. И., Шелудков, А. В. (2022). Полимасштабный подход к выявлению пространственного неравенства в России как стимула и тормоза развития. *Известия Российской академии наук. Серия географическая*, 3, 289–303.

Окунев, И. Ю. (2023). *Основы пространственного анализа*. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Аспект Пресс.

Семерикова, Е. В. и Демидова, О. А. (2015). Анализ региональной безработицы в России и Германии: пространственно-эконометрический подход. *Пространственная экономика*, 2, 64–85. https://doi.org/10.14530/se.2015.2.064-085

Торкунов, А. В. (2012). *Политические системы современных государств: энциклопедический справочник. В 4 т*. М.: Аспект Пресс.

Agnew, J. (1987). *Place and Politics: The Geographical Mediation of State and Society*, 1st ed. London: Routledge.

Agnew, J. (1996). Mapping politics: how context counts in electoral geography. *Political Geography*, 15 (2), 129–146.

Agnew, J., Mitchell, K., Toal, G. (2003). *A Companion to Political Geography.* UK: Blackwell Publishing Ltd.

Aldenderfer, M. (1996). Introduction. In: M. Aldenderfer and H. D. G. Maschner, ed., *Anthropology, Space, and Geographic Information Systems*. New York: Oxford University Press, 1–18.

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association LISA. *Geographical Analysis*, 27, 93–115. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x

Anselin, L. (2003). Spatial Externalities, Spatial Multipliers, And Spatial Econometrics. *International Regional Science Review*, 26 (2), 153–166. https://doi.org/10.1177/0160017602250972

Anselin, L. (2013). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Netherlands: Springer Netherlands.

Anselin, L. and Rey, S. J. (2010). *Perspectives on Spatial Data Analysis*. Berlin: Springer-Verlag.

Anselin L., Sridharan S., Gholston S. (2007). Using Exploratory Spatial Data Analysis to Leverage Social Indicator Databases: The Discovery of Interesting Patterns. *Social Indicators Research*, 82 (2), 287–309.

Blanchard, P. and Volchenkov, D. (2009). *Mathematical Analysis of Urban Spatial Networks*. Berlin; Heidelberg: Springer.

Coleman, J. S., Campbell, E. Q., Hobson, C. J., McPartland, F., Mood, A. M., Weinfeld, F. D., York R. L. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington, DC: U.S. Government Printing Office.

Cressie, N. (1993). *Statistics for Spatial Data*. New York: John Wiley & Sons.

Earnest, A., Morgan, G., Mengersen, K., Ryan, L., Summerhayes, R., Beard, J. (2007). Evaluating the effect of neighbourhood weight matrices on smoothing properties of Conditional Autoregressive (CAR) models. *International Journal of Health Geographics*, 6 (1), 54–65. https://doi.org/10.1186/1476-072x-6-54

Eff, A. (2008). Weight Matrices for Cultural Proximity: Deriving Weights from a Language Phylogeny. Structure and Dynamics. *E-Journal of Anthropological and Related Sciences*, 3 (2), art. 9.

Elliott, P. and Wartenberg, D. (2004). Spatial epidemiology: current approaches and future challenges. *Environmental health perspectives*, 112 (9), 998–1006. https://doi.org/10.1289/ehp.6735

Fischer, M. M. and Getis, A. (2010). *Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications*. Berlin: Springer.

Fotheringham, S., Charlton, M., Brunsdon, C. (1998). Geographically Weighted Regression: A Natural Evolution of the Expansion Method for Spatial Data Analysis. *Environment and Planning* A, 30, 1905–1927. http://dx.doi.org/10.1068/a301905

Fotheringham, A. S. and Rogerson, P. A. (2009). *The SAGE handbook of spatial analysis*. London; Los Angeles: SAGE Publications, Ltd.

Geary, R. C. (1954). The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. *The Incorporporated Statistician*, 5, 115–145. https://doi.org/10.2307/2986645

Getis, A. and Aldstadt, J. (2004). Constructing the Spatial Weights Matrix Using a Local Statistic. *Geographical Analysis*, 36 (2), 90–104. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2004.tb01127.x

Getis, A. and Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24, 189–206. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x

Grattet, R., Jenness, V., Curry, T. (1998). The Homogenization and Differentiation of Hate Crime Law in the United States, 1978 to 1995: Innovation and Diffusion in the Criminalization of Bigotry. *American Sociological Review*, 63 (2), 286–307. https://doi.org/10.2307/2657328

Grekousis, G. (2020). *Spatial Analysis Methods and Practice: Describe — Explore — Explain through GIS*. Cambridge: Cambridge University Press.
Johnston, R. J. (1991). *A question of place: exploring the practice of human geography*. Oxford: Basil Blackwell.
Kuo, T.-M., Lee, R. M., Anselin, L. (2011). Geographic disparities in late-stage breast cancer diagnosis in California. *Health & Place*, 17 (1), 327–334. https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2010.11.007
Lam, C. and Souza, P. C. L. (2019). Estimation and Selection of Spatial Weight Matrix in a Spatial Lag Model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 3, 693–710. https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1569526
Leenders, R. T. A. J. (2002). Modeling social influence through network autocorrelation: Constructing the weight matrix. *Social Networks*, 24 (1), 21–47. https://doi.org/10.1016/S0378-8733(01)00049-1
LeSage, J. and Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. United Kingdom: CRC Press.
Mears, D. P. and Bhati, A. S. (2006). No community is an island: the effects of resource deprivation on urban violence in spatially and socially proximate communities. *Criminology*, 44 (3), 509–548. https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2006.00056.x
Moran, P. (1948). The Interpretation of Statistical Maps. *Journal of the Royal Statistical Society*, 10, 243–251.
Morenoff, J. D. (2003). Neighborhood Mechanisms and the Spatial Dynamics of Birth Weight. *American Journal of Sociology*, 108 (5), 976–1017.
Morenoff, J. D., Sampson, R. J., Raudenbush, S. W. (2001). Neighborhood inequality, collective efficacy, and the spatial dynamics of urban violence. *Criminology*, 39 (3), 517–558.
O'Loughlin, J. and Anselin, L. (1991). Bringing geography back to the study of international relations: spatial dependence and regional context in Africa, 1966-1978. *International Interactions*, 17, 29–61.
O'Loughlin, J., Flint, C., Anselin, L. (1994). The Geography of the Nazi Vote: Context, Confession, and Class in the Reichstag Election of 1930. *Annals, Association of American Geographers*, 84, 351–380.
O'Loughlin, J., Ward, M., Lofdahl, C., Cohen, J., Brown, D., Reilly, D., Gleditsch, K., Shin, M. (1998). The spatial and temporal diffusion of democracy, 1946-1994. *Annals, Association of American Geographers*, 88, 545–574.
Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of Innovations*. New York: Free Press.
Sampson, R. J., Morenoff, J. D., Earls, F. (1999). Beyond Social Capital: Spatial Dynamics of Collective Efficacy for Children. *American Sociological Review*, 64, 633–660.
Tita, G. E. and Greenbaum, R. (2008). Crime, neighborhoods and units of analysis: Putting space in its place. In: D. Weisburd, W. Bernasco, G. J. N. Bruinsma, eds, *Putting crime in its place: Units of analysis in spatial crime research*. New York: Springer, 145–170.
Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234–240.
Voss, P. R., White, K. J. C., Hammer, R. B. (2006). Explorations in Spatial Demography. In: W. A. Kandel and D. L. Brown, eds, *Population Change and Rural Society*. Dordrecht: Springer, 407–429.
Waller, L. A., Carlin, B. P., Xia, H., Gelfand, A. E. (1997). Hierarchical Spatio-Temporal Mapping of Disease Rates. *Journal of the American Statistical Association*, 92, 607–617.
Wang, Y., Kockelman, K., Murray, W. (2013). The impact of weight matrices on parameter estimation and inference: A case study of binary response using land-use data. *Journal of Transport and Land Use*, 6 (3), 75–85.
Weisburd, D. and McEwen, T. (1998). *Crime Mapping and Crime Prevention*. New York: Criminal Justice Press.

Статья поступила в редакцию 25 сентября 2022 г.
Статья рекомендована к печати 20 марта 2023 г.

Контактная информация:

Окунев Игорь Юрьевич — iokunev@mgimo.ru
Кушнарева Анна Эдуардовна — annkushn@gmail.com

Alternative spatial weights matrices: Methodology and application in calculating LISA*

I. Yu. Okunev, A. E. Kushnareva

MGIMO University,
76, pr. Vernadskogo, Moscow, 119454, Russian Federation

For citation: Okunev, I. Yu., Kushnareva, A. E. (2023). Alternative spatial weights matrices: Methodology and application in calculating LISA. *Vestnik of Saint Petersburg University. Earth Sciences*, 68 (2), 390–413. https://doi.org/10.21638/spbu07.2023.210 (In Russian)

The heuristic potential of spatial methods depends heavily on thechoice ofa spatial weight matrix. The article illustrates the creation and use ofabsolute geographic versus relative socio-political matrix and tests both by calculating spatial autocorrelation for development indicators. Particularly, a comparison is made of spatial association patterns in geometric and geopolitical space on a sample of the 193 UN member states. The Moran's I is calculated to assess the degree of the neighborhood effect for both matrices. International clustering patterns are explored with local indicators of spatial association (LISA), plotted on a map with the two types of matrices. Comparing LISA cartograms helps identify possible opportunities for socio-political phenomena to spread throughout space, as well as the trends inthe spatial organization of the international politics. Carrying out calculations with different matrices allows us to single out groups of observations that constitute the core of the cluster. On the contrary, "transitive" observations that change their cluster affiliation in a supposedly homogeneous group, can also be detected. Also, the usage of different types of weight matrices can help highlight the "gray zones" — parts of the data set that lack spatial autocorrelation and may require additional research. Overall, the results suggest that usingboth absolute topological and relative socio-economic weight matrices is reasonable for the purposes of exploratory spatial analysis. Using matrices based on different types of variables concurrently can assist in detecting new trends in spatial organization and providing empirical confirmation for existing spatial patterns.

Keywords: spatial weights matrix, relative neighbourhood, local indicators of spatial association, spatial autocorrelation, political geography, system of international relations, geopolitical bloc.

References

Agnew, J. (1987). *Place and Politics: The Geographical Mediation of State and Society*, 1st ed., London: Routledge.

Agnew, J. (1996). Mapping politics: how context counts in electoral geography. *Political Geography*, 15 (2), 129–146.

Agnew, J., Mitchell, K., Toal, G. (2003). *A Companion to Political Geography.* UK: Blackwell Publishing Ltd.

Aldenderfer, M. (1996). Introduction. In: M. Aldenderfer and H. D. G. Maschner, eds, *Anthropology, Space, and Geographic Information Systems*, New York: Oxford University Press, 1–18.

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association LISA. *Geographical Analysis*, 27, 93–115. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x

Anselin, L. (2003). Spatial Externalities, Spatial Multipliers, And Spatial Econometrics. *International Regional Science Review*, 26 (2), 153–166. https://doi.org/10.1177/0160017602250972

Anselin, L. (2013). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Netherlands: Springer Netherlands.

* The study was conducted as part of the Russian Science Foundation scholarship project no. 19-78-10004.

Anselin, L. and Rey, S. J. (2010). *Perspectives on Spatial Data Analysis*. Berlin: Springer-Verlag.
Anselin, L., Sridharan, S., Gholston, S. (2007). Using Exploratory Spatial Data Analysis to Leverage Social Indicator Databases: The Discovery of Interesting Patterns. *Social Indicators Research*, 82 (2), 287–309.
Balash, O. S. (2013). Spatial analysis of growth rates of Russian cities. *Izvestiia Saratovskogo universiteta. Novaia seriia. Seriia Ekonomika. Upravlenie. Pravo*, 13 (2), 186-191. (In Russian)
Blanchard, P. and Volchenkov, D. (2009). *Mathematical Analysis of Urban Spatial Networks*. Berlin; Heidelberg: Springer.
Coleman, J. S., Campbell, E. Q., Hobson, C. J., McPartland, F., Mood, A. M., Weinfeld, F. D., York, R. L. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington, DC: U.S. Government Printing Office.
Cressie, N. (1993). *Statistics for Spatial Data*. New York: John Wiley & Sons.
Earnest, A., Morgan, G., Mengersen, K., Ryan, L., Summerhayes, R., Beard, J. (2007). Evaluating the effect of neighbourhood weight matrices on smoothing properties of Conditional Autoregressive (CAR) models. *International Journal of Health Geographics*, 6 (1), 54–65. https://doi.org/10.1186/1476-072x-6-54
Eff, A. (2008). Weight Matrices for Cultural Proximity: Deriving Weights from a Language Phylogeny. Structure and Dynamics. *E-Journal of Anthropological and Related Sciences*, 3 (2), art. 9.
Elliott, P. and Wartenberg, D. (2004). Spatial epidemiology: current approaches and future challenges. *Environmental health perspectives*, 112 (9), 998–1006. https://doi.org/10.1289/ehp.6735
Fischer, M. M. and Getis, A. (2010). *Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications*. Berlin: Springer.
Fotheringham, S., Charlton, M., Brunsdon, C. (1998). Geographically Weighted Regression: A Natural Evolution of the Expansion Method for Spatial Data Analysis. *Environment and Planning* A, 30, 1905–1927. http://dx.doi.org/10.1068/a301905
Fotheringham, A. S. and Rogerson, P. A. (2009). *The SAGE handbook of spatial analysis*. London; Los Angeles: SAGE Publications, Ltd.
Geary, R. C. (1954). The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. *The Incorporporated Statistician*, 5, 115–145. https://doi.org/10.2307/2986645
Getis, A. and Aldstadt, J. (2004). Constructing the Spatial Weights Matrix Using a Local Statistic. *Geographical Analysis*, 36 (2), 90–104. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2004.tb01127.x
Getis, A. and Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24, 189–206. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x
Grattet, R., Jenness, V., Curry, T. (1998). The Homogenization and Differentiation of Hate Crime Law in the United States, 1978 to 1995: Innovation and Diffusion in the Criminalization of Bigotry. *American Sociological Review*, 63 (2), 286–307. https://doi.org/10.2307/2657328
Grekousis, G. (2020). *Spatial Analysis Methods and Practice: Describe — Explore — Explain through GIS*. Cambridge: Cambridge University Press.
Johnston, R. J. (1991). *A question of place: exploring the practice of human geography*. Oxford: Basil Blackwell.
Kuo, T.-M., Lee, R. M., Anselin, L. (2011). Geographic disparities in late-stage breast cancer diagnosis in California. *Health & Place*, 17 (1), 327–334. https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2010.11.007
Lam, C. and Souza, P. C. L. (2019). Estimation and Selection of Spatial Weight Matrix in a Spatial Lag Model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 3, 693–710. https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1569526
Latkov, A. V., Nikiforova, E. V., Tolmachev, M. N., Barashov, N. G. (2020). Dynamics of indicators of wage differentiation in the economic space of Russia in the context of macroeconomic instability. *Balkanskoe nauchnoe obozrenie*, 43 (9), 90–93. (In Russian)
Leenders, R. T. A. J. (2002). Modeling social influence through network autocorrelation: Constructing the weight matrix. *Social Networks*, 24 (1), 21–47. https://doi.org/10.1016/S0378-8733(01)00049-1
LeSage, J. and Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. United Kingdom: CRC Press.
Mears, D. P. and Bhati, A. S. (2006). No community is an island: the effects of resource deprivation on urban violence in spatially and socially proximate communities. *Criminology*, 44 (3), 509–548. https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2006.00056.x
Mikheeva, N. N. (2016). Initial conditions for the formation of a new model of economic growth: the spatial aspect. *Scientific works: Institute of Economic Forecasting RAS*, 1, 586–605. (In Russian)
Moran, P. (1948). The Interpretation of Statistical Maps. *Journal of the Royal Statistical Society*, 10, 243–251.
Morenoff, J. D. (2003). Neighborhood Mechanisms and the Spatial Dynamics of Birth Weight. *American Journal of Sociology*, 108 (5), 976–1017.

Morenoff, J. D., Sampson, R. J., Raudenbush, S. W. (2001). Neighborhood inequality, collective efficacy, and the spatial dynamics of urban violence. *Criminology*, 39 (3), 517–558.
Nefedova, T. G., Treivish, A. I., Sheludkov, A. V. (2022). A multi-scale approach to identifying spatial inequality in Russia as a stimulus and a brake on development. *Izvestiia Rossiiskoi akademii nauk. Seriia geograficheskaia*, 3, 289–303. (In Russian)
Okunev, I. Yu. (2023). *Fundamentals of spatial analysis. 2nd ed., revised. and additional* Moscow: Aspekt Press. (In Russian)
O'Loughlin, J. and Anselin, L. (1991). Bringing geography back to the study of international relations: spatial dependence and regional context in Africa, 1966–1978. *International Interactions*, 17, 29–61.
O'Loughlin, J., Flint, C., Anselin, L. (1994). The Geography of the Nazi Vote: Context, Confession, and Class in the Reichstag Election of 1930. *Annals, Association of American Geographers*, 84, 351–380.
O'Loughlin, J., Ward, M., Lofdahl, C., Cohen, J., Brown, D., Reilly, D., Gleditsch, K., Shin, M. (1998). The spatial and temporal diffusion of democracy, 1946-1994. *Annals, Association of American Geographers*, 88, 545–574.
Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of Innovations*. New York: Free Press.
Sampson, R. J., Morenoff, J. D., Earls, F. (1999). Beyond Social Capital: Spatial Dynamics of Collective Efficacy for Children. *American Sociological Review*, 64, 633–660.
Semerikova, E. V. and Demidova, O. A. (2015). Analysis of regional unemployment in Russia and Germany: a spatial econometric approach. *Prostranstvennaia ekonomika*, 2, 64–85. https://doi.org/10.14530/se.2015.2.064-085. (In Russian)
Tita, G. E. and Greenbaum, R. (2008). Crime, neighborhoods and units of analysis: Putting space in its place. In: D. Weisburd, W. Bernasco, G. J. N. Bruinsma, eds, *Putting crime in its place: Units of analysis in spatial crime research*, New York: Springer, 145-170.
Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234–240.
Torkunov, A. V. (2012). *Political systems of modern states: Encyclopedic reference book: In 4 vols.* Moscow: Aspekt Press. (In Russian)
Vakulenko, E. S. (2015). Analysis of the relationship between regional labor markets in Russia using the Okun model. *Prikladnaia ekonometrika*, 4 (40), 28–48. (In Russian)
Voss, P. R., White, K. J. C., Hammer, R. B. (2006). Explorations in Spatial Demography. In: W. A. Kandel and D. L. Brown, eds, *Population Change and Rural Society*. Dordrecht: Springer, 407–429.
Waller, L. A., Carlin, B. P., Xia, H., Gelfand, A. E. (1997). Hierarchical Spatio-Temporal Mapping of Disease Rates. *Journal of the American Statistical Association*, 92, 607–617.
Wang, Y., Kockelman, K., Murray, W. (2013). The impact of weight matrices on parameter estimation and inference: A case study of binary response using land-use data. *Journal of Transport and Land Use*, 6 (3), 75–85.
Weisburd, D. and McEwen, T. (1998). *Crime Mapping and Crime Prevention*. New York: Criminal Justice Press.
Zakharova, E. A. (2021). Electoral processes in the county of Norway through the prism of spatial analysis. *Pskovskii regionologicheskii zhurnal*, 1 (45), 110–125. (In Russian)

Received: September 25, 2022
Accepted: March 20, 2023

Authors' information:

Igor Yu. Okunev — iokunev@mgimo.ru
Anna E. Kushnareva — annkushn@gmail.com