

Методы моделирования и анализа занятости населения в городах с учетом пространственного фактора

Елена Викторовна Зарова^{а), б)},
Илья Александрович Залманов^{а)}

^{а)} Аналитический центр Москвы, г. Москва, Россия;

^{б)} Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова, г. Москва, Россия

В статье представлены результаты статистического анализа и моделирования занятости населения в городах Российской Федерации с учетом фактора их территориального расположения. Обоснована сбалансированная система результативных и факторных показателей занятости населения, разработанная на основе базы данных показателей муниципальных образований Росстата.

С применением методов кластерного анализа пространственных данных, оценки значений индекса Морана на различных интервалах удаленности городов доказана статистическая неоднородность пространственной автокорреляции уровней занятости населения в городах. На основе построения моделей пространственной авторегрессии для всей совокупности городов и для городов, находящихся в зоне социально-экономического влияния г. Москвы, установлены общие и специфические факторы взаимного воздействия уровней занятости. Результаты получены с применением модели типа SAR — модели с линейной аддитивной спецификацией, в которой пространственная взаимосвязь между объектами задана экзогенно. Даны рекомендации по применению других типов моделей пространственной авторегрессии, различающихся признаком наличия связи фактора пространственной автокорреляции с определенными компонентами многофакторной регрессионной модели.

По результатам представленного в статье исследования сделаны выводы о направлениях регулирования уровня занятости населения в городах с учетом их удаленности от других городов, а также о возможностях дальнейшего развития моделирования занятости на муниципальном уровне с включением пространственного фактора.

Ключевые слова: муниципальная статистика, город, занятость населения, городская агломерация, пространственная автокорреляция, многофакторная регрессия.

JEL: R12, R15, R23, C31.

doi: <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2024-31-4-5-20>.

Для цитирования: Зарова Е.В., Залманов И.А. Методы моделирования и анализа занятости населения в городах с учетом пространственного фактора. Вопросы статистики. 2024;31(4):5–20.

Methods of Modeling and Analysis of Employment in Cities, Taking into Account the Spatial Factor

Elena V. Zarova^{а), б)},
Ilya A. Zalmanov^{а)}

^{а)} Moscow Analytical Center, Moscow, Russia;

^{б)} Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

The article presents the results of statistical analysis and modeling of employment in cities of the Russian Federation, taking into account the factor of their territorial location. A balanced system of target and factor indicators of employment in the cities of the Russian Federation developed based on the Rosstat database of municipal indicators is substantiated.

Using methods of cluster analysis of spatial data, estimating the values of Moran's index at various distance intervals of cities, the statistical heterogeneity of spatial autocorrelation of employment in cities was proven. Based on the construction of spatial autoregression models, the authors established general and specific factors of mutual influence of employment levels for the entire set of cities and cities located in the zone of socio-economic influence of Moscow. The modeling results were obtained using a SAR-type model — a model with a linear additive specification in which spatial relationships between objects are specified exogenously. Recommendations are given for using other types of spatial autoregression models, which differ in the presence of a connection between the spatial autocorrelation coefficient and individual components of the multivariate regression model.

Based on the results of the study presented in the article, conclusions were drawn about the directions of employment regulation in cities, taking into account the factor of their remoteness from other cities and the possibilities for further development of spatial factor modeling of employment at the municipal level.

Keywords: municipal statistics, city, employment, urban agglomeration, spatial autocorrelation, multivariate regression.

JEL: R12, R15, R23, C31.

doi: <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2024-31-4-5-20>.

For citation: Zarova E.V., Zalmanov I.A. Methods of Modeling and Analysis of Employment in Cities, Taking into Account the Spatial Factor. *Voprosy Statistiki*. 2024;31(4):5–20. (In Russ.)

Введение

В реализуемой «Стратегии пространственного развития Российской Федерации на период до 2025 года»¹ в качестве основной задачи определено «сокращение уровня межрегиональной дифференциации в социально-экономическом развитии субъектов Российской Федерации, а также снижение внутрирегиональных социально-экономических различий», обозначены проблемы, которые должны быть преодолены решением этой задачи. В числе таких проблем указаны «нереализованный потенциал межрегионального и межмуниципального взаимодействия; несбалансированное пространственное развитие крупных городских агломераций и крупнейших городских агломераций». Потенциал информационного обеспечения решения указанной государственной задачи может быть существенно увеличен посредством применения современных методов пространственного анализа и моделирования, основанных на геопространственных данных и комплексном использовании ресурсов официальной региональной и муниципальной статистики.

Актуальным аспектом является оценка влияния пространственного фактора на занятость населения. Состояние рынка труда в городах, динамика уровня занятости в целом, и особенно населения в трудоспособном возрасте, зависят не только от экономической ситуации в самом городе, но и от социально-экономической ситуации в близлежащих, а иногда и в удаленных городах. Исходя из этого, гипотеза представленного в данной статье исследования состояла в предположении значимого влияния близости взаимного расположения городов на уровень занятости населения в трудоспособном возрасте в этих городах. Траектория данного исследования включала в качестве начального этапа формирование информационной базы на основе данных муниципальной статистики городов Российской Федерации, а также разведочного анализа с применением методов кластеризации городов с учетом их пространственных координат. Далее были проведены оценки индекса пространственной автокорреляции Морана и сделаны выводы о пространственной неоднородности взаимного

влияния уровней занятости населения в городах. Особое внимание было уделено сравнительному анализу различий характеристик влияния пространственной взаиморасположенности городов на уровень занятости как по всем рассматриваемым городам, так и по городам, находящимся в регионах Центрального федерального округа (ЦФО) на расстоянии так называемой маятниковой миграции от г. Москвы. Разработанные модели пространственной регрессии занятости позволили определить основные направления регулирования занятости населения с учетом фактора территориальной расположенности городов.

Дискуссия

Вопросы исследования влияния пространственного фактора на показатели рынка труда территориальных единиц различного уровня представлены в ряде научных работ отечественных и зарубежных авторов. При этом ученые используют расчеты индексов пространственной автокорреляции и построение моделей многофакторной пространственной регрессии для учета влияния взаимного расположения наблюдаемых объектов в системе факторного обоснования значений результативной переменной. В проведении данных исследований важным вопросом является способ представления пространственного фактора в исходном массиве данных. Во многих работах с этой целью используются матрицы расстояний между центрами территориальных единиц. В частности, в работах Е.В. Семериковой [1 и 2] для учета пространственного фактора в моделировании уровня безработицы в регионах России и Германии использована специальная «матрица взаимного расположения регионов», элементами которой стали расстояния между региональными центрами, измеренные по прямой [2, с. 114–115]. Подобный же подход используется в статье Р.И. Васильевой и Д.М. Ампеневой [3], а также в работе Д. Гамермана и А.Р.Б. Морейры [4].

Для оценки фактора пространственной взаиморасположенности объектов матрицы предлагается также использовать смежности их границ (бинарной граничной матрицы) и времени в пути по условиям железнодорожного сообщения [5].

¹ Стратегия пространственного развития Российской Федерации на период до 2025 года (утв. распоряжением Правительства Российской Федерации № 207-р от 13.02.2019). URL: <http://static.government.ru/media/files/UVAlqUtT08o60RktoOXl22JjAe7irNxc.pdf>.

В литературе по пространственной экономике² представлены различные способы включения пространственного фактора (помимо указанных выше), в том числе такие как:

- точки (одна пара координат);
- линии (две пары координат);
- полигоны (минимум три пары координат);
- Grid (регулярная сеть) — способ организации

пространственных данных «в виде множества равных по размерам и территориально сопряженных ячеек, упорядоченных в виде строк и столбцов»³.

В приведенных выше исследованиях включение пространственного фактора с использованием расстояний между центрами территорий (как в линейном измерении, так и по времени железнодорожного сообщения), а также матриц сопряженности границ допускается для крупных территориальных объектов. Такими объектами, в частности, являются регионы, пространственную взаиморасположенность которых оценивали указанные авторы. В данном исследовании объектами пространственного анализа являются города, площадь которых несоизмеримо мала по сравнению с территорией страны. Исходя из этого, характеристика пространственного рас-

положения городов в анализе и моделировании занятости населения была задана точкой с соответствующим значением переменных «географическая широта» и «географическая долгота» в градусах.

Информационный массив исследования

Информационный массив исследования сформирован по 181 городскому муниципальному образованию Российской Федерации с численностью населения от 3000 человек до 1 млн 600 тыс. человек, что составляет около 15% всех городов. Численность и состав анализируемой совокупности городов определены возможностью формирования полного объема данных по показателям, характеризующим уровень и факторы занятости населения, на основе информационных ресурсов муниципальной статистики Росстата.

Муниципальная статистика, разрабатываемая Росстатом в соответствии с Федеральным планом статистических работ⁴, обеспечивает возможность многофакторного моделирования и анализа занятости населения городов с применением показателей, представленных в таблице 1.

Таблица 1

Показатели исследования занятости населения в городах Российской Федерации с учетом пространственной автокорреляции

Тип	Код	Наименование показателя	Единица измерения
Результативный показатель	R_1	Уровень занятости населения в трудоспособном возрасте	в процентах
Факторные показатели деятельности организаций	Pr_1	Удельный вес прибыльных организаций в общем числе организаций	в процентах
	Bud_1	Задолженность по платежам в бюджет из общей суммы кредиторской задолженности в расчете на одну организацию	тыс. рублей
	Inv_1	Инвестиции в основной капитал, осуществляемые организациями, находящимися на территории муниципального образования (без субъектов малого предпринимательства), в расчете на душу населения	тыс. рублей
	Gr_1	Отгружено товаров собственного производства, выполнено работ и услуг собственными силами (без субъектов малого предпринимательства) в расчете на одну организацию	тыс. рублей
	Ob_1	Оборот розничной торговли (без субъектов малого предпринимательства) в расчете на душу населения	тыс. рублей
Факторные показатели масштаба города и трудовых ресурсов	D_1	Оценка численности населения на 1 января текущего года	человек
	D_4	Численность населения в трудоспособном возрасте на 1 января текущего года	человек
	R_6	Среднесписочная численность работников организаций (без субъектов малого предпринимательства)	человек
Качественные признаки	Ct_1	Качественный признак города: региональный центр / моногород / иной город	—
	Ct_2	Уровень социально-экономического развития региона, в котором находится город	—
<i>Пространственные координаты</i>			
Широта	lat	в градусах	
Долгота	lon	в градусах	

² Geodata and Spatial Regression. URL: https://ruettenauer.github.io/Geodata_Spatial_Regression/01_refresher.html.

³ Использование GRID и TIN для анализа и моделирования пространственных объектов, процессов и явлений. URL: <https://geo.bsu.by/images/pres/soil/gisopt/gisopt05.pdf>.

⁴ Распоряжение Правительства Российской Федерации от 06.05.2008 № 671-р (ред. от 28.03.2024) «Об утверждении Федерального плана статистических работ» (вместе с «Федеральным планом статистических работ»). 1.33. Муниципальная статистика. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_111344/e3f5282084b6a32b834009ecedd4d19dacfd386/.

В качестве результативного показателя использованы данные о занятости населения в трудоспособном возрасте. Согласно официальной методологии Росстата, численность занятого населения определяется по данным выборочного обследования рабочей силы, единицами наблюдения которого являются лица в возрасте 15 лет и старше⁵. Однако в настоящем исследовании результативный показатель занятости конкретизирован границами трудоспособного возраста (от 16 лет и до достижения возраста, дающего право на страховую пенсию по старости⁶), поскольку пространственная зависимость занятости в городах связана прежде всего с внутренней миграцией, что требует анализа занятости населения экономически активного возраста.

При разработке системы статистических показателей исследования, приведенных в таблице 1, на основании источника «База данных показателей, характеризующих состояние экономики и социальной сферы муниципальных образований Российской Федерации» (БД ПМО)⁷, были проанализированы показатели по тематическим разделам: «Демография», «Рынок труда», «Доходы населения», «Экономика» и «Социальная сфера». Всего рассмотрено 28 показателей, для каждого из которых было определено количество городов, по которым в БД ПМО есть данные за период исследования (2021–2022 гг.). Установлено, что на основе указанного источника муниципальной статистики сбалансированная панель данных по максимальному числу городов (181) может быть сформирована лишь по девяти показателям (результативному и восьми факторным), представленным в таблице 1. Примененный «информационный» подход к разработке системы показателей исследования, обусловленный ограниченностью данных муниципальной статистики, не позволяет в полной мере учесть детерминанты занятости населения, широко представленные в публикациях для регионального уровня и систематизи-

рованные (в частности) на сайте ВНИИ труда Минтруда России⁸. Тем не менее приведенные показатели обладают системностью, характеризую отдельные параметры экономического, демографического и трудового потенциалов экономики городов, которые определяют уровень занятости населения на их территории и взаимное влияние их рынков труда.

Первая группа факторных показателей исследования оценивает бизнес-активность в городах. Это показатели деятельности организаций, характеризующие объемы производства в промышленности и розничной торговле, долю прибыльных организаций, инвестиционную активность, а также долю задолженности организаций по платежам в бюджет. Последний из перечисленных косвенно отражает отраслевую принадлежность организаций, а следовательно, уровень заработной платы и трудоемкость производства.

Вторая группа факторных показателей — это показатели численности населения и трудового потенциала городов. Третью группу составляют качественные показатели, выражающие атрибутивные признаки: номинальный (тип города: региональный центр / моногород / иной город) и порядковый (уровень социально-экономического развития региона, в котором находится город). Уровень развития региона определялся на основе показателя ВРП в расчете на душу населения с применением методов шкалирования. В таблице переменных, характеризующих города в представляемом исследовании, указаны также географические координаты широты и долготы, установленные с помощью Федерального портала пространственных данных⁹.

В исследовании использован составленный по значениям приведенных в таблице 1 показателей за 2021–2022 гг. информационный массив по городам, распределение которых на карте России с указанием численности населения представлено на рис. 1.

⁵ Выборочное обследование рабочей силы. URL: https://58.rosstat.gov.ru/Sample_Labor_Force_Survey.

⁶ Правила установления величины прожиточного минимума на душу населения и по основным социально-демографическим группам населения в субъектах Российской Федерации на очередной год. Утв. Постановлением Правительства Российской Федерации от 26 июня 2021 г. № 1022. Пункт 3(а). URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_388668/eff8fe500b494fa69e3a7d2c4503210c19ce1c48/.

⁷ Росстат. База данных показателей муниципальных образований. URL: <https://rosstat.gov.ru/dbscripts/munst/>.

⁸ ВНИИ труда Минтруда России. Трансформация сферы занятости региона: Факторы и особенности. Блог. URL: <https://vcot.info/blog/transformacia-sfery-zanatosti-regiona-factory-i-osobennosti>.

⁹ URL: <https://portal.fppd.cgkipd.ru/main>.



Рис. 1. Исследуемая совокупность городов с указанием их распределения по численности населения по состоянию на 1 января 2022 года

Источник: Росстат. База данных показателей муниципальных образований.

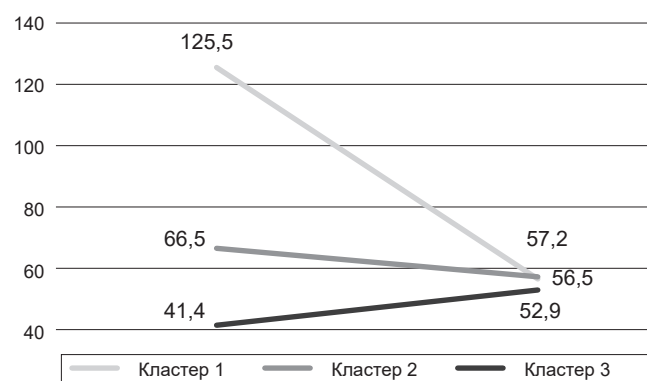
Разведочный этап исследования пространственного фактора занятости населения в городах на основе кластерного анализа

На предварительном (разведочном) этапе анализа необходимо установить, характерна ли для рассматриваемой совокупности городов определенная пространственная концентрация. При этом следует ответить на вопрос: «Отличается ли пространственная концентрация городов при оценке по значениям их географических координат от их "статистической" близости (однородности) при оценке с учетом как координат, так и значений показателей, определяющих уровень занятости?». Для ответа на поставленный вопрос в обоих случаях применима комбинация методов кластерного анализа: иерархического кластерного анализа (метода Уорда) для выработки гипотезы о числе кластеров и метода k -средних для разделения совокупности на соответствующее число кластеров и определения их состава.

В соответствии с данным подходом на первой стадии было получено три кластера городов по значениям двух переменных (географических координат широты и долготы), средние значения которых хотя статистически значимо и различаются по кластерам, но при этом демонстрируют концентрацию городов вокруг трех довольно да-

леко расположенных друг от друга точек по долготе и относительно узкий диапазон размещения по широте (см. рис. 2). Амплитуда кластерных центров по широте составляет $4,3^\circ$, или приблизительно 430 км, а по долготе — $72,6^\circ$, что в линейном выражении превышает 7200 км.

На второй стадии методом k -средних также было выделено три кластера с учетом всех переменных: географических координат городов, а также результативных и факторных показателей занятости за 2021 и 2022 гг. (приведенных в таблице 1). Статистические характеристики полученных кластеров представлены в таблице 2.



Примечание. Слева на рисунке указаны значения географической долготы, справа — географической широты.

Рис. 2. Средние значения географических координат городов в составе трех выделенных кластеров методом k -средних (в условных градусах¹⁰)

¹⁰ Под условным градусом здесь понимается единица измерения гипотенузы, оцененной по двум катетам, размер которых соответствует расстоянию между двумя городами по широте и по долготе (в градусах).

Статистические характеристики кластеров городов, выделенных с учетом их географических координат и показателей занятости населения (результативного и факторных), 2022 год

Наименование показателя	Код	Кластер 1 (13 городов)		Кластер 2 (154 города)		Кластер 3 (14 городов)	
		2022	2022 к 2021, в процентах	2022	2022 к 2021, в процентах	2022	2022 к 2021, в процентах
Уровень занятости населения в трудоспособном возрасте, в процентах	R_1	59,1	98,3	41,3	98,1	44,4	97,2
Удельный вес прибыльных организаций в общем числе организаций, в процентах	Pr_1	74,1	101,4	68,3	100,7	79,9	98,5
Задолженность по платежам в бюджет из общей суммы кредиторской задолженности в расчете на одну организацию, тыс. рублей	Bud_1	777 296,5	75,4	44 316,1	114,1	69 649,9	103,5
Инвестиции в основной капитал в расчете на душу населения, тыс. рублей	Inv_3	1 102,1	164,3	58,6	90,4	84,9	79,3
Отгружено товаров и услуг (без субъектов малого предпринимательства) в расчете на одну организацию, тыс. рублей	Gr_1	9 713 553,0	123,0	4 496 938,0	215,1	1 139 346,0	83,0
Оборот розничной торговли (без субъектов малого предпринимательства) в расчете на душу населения, тыс. рублей	Ob_1	150,2	110,3	157,8	155,5	147,3	79,0
Оценка численности населения на 1 января текущего года, человек	D_1	95 136,0	99,4	85 931,6	98,4	877 089,6	101,7
Численность населения в трудоспособном возрасте на 1 января текущего года, человек	D_4	59 461,4	103,4	49 604,1	101,2	508 144,6	102,6
Среднесписочная численность работников организаций (без субъектов малого предпринимательства), человек	R_6	32 682,7	100,9	20 307,9	99,4	230 301,0	99,8

Следует обратить внимание на то, что 1-й и 2-й кластеры включают в основном малые и средние города: средняя численность населения в них не превышает 100 тыс. человек. 3-й кластер составили города – региональные центры с численностью около 1 млн человек. Однако при этом не только численность предопределила разбиение городов на кластеры. Большинство показателей (кроме Gr_1_22 и Ob_1_22) статистически значимо оказались кластерообразующими (уровень подтверждения нулевой гипотезы не превысил 0,05).

Применение метода k -средних для кластеризации объектов, имеющих характеристики геолокации, в ряде работ не поддерживается [6], поскольку, как отмечено в книге «Geographic Data Science with Python», «...кластер фактически может состоять из разных областей, пространственно не связанных между собой. ...Элементы некоторых кластеров разбросаны по всей карте» (*перевод наш*) [7, р. 252].

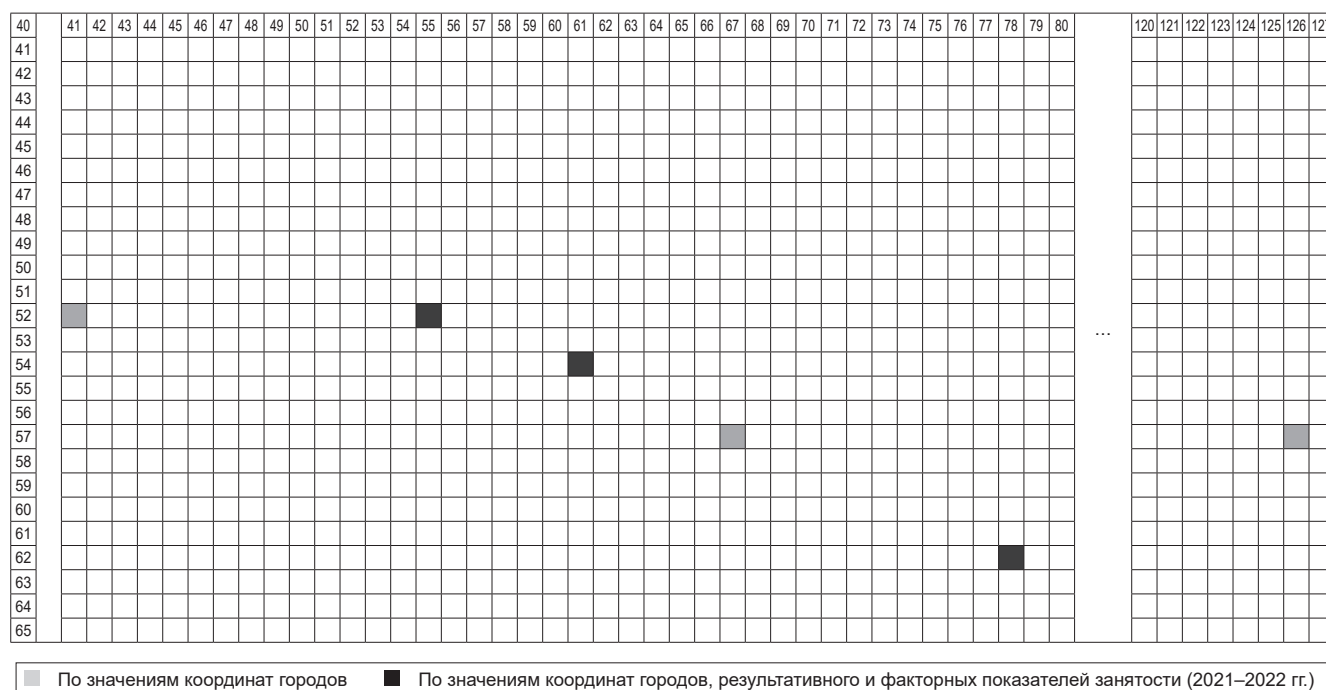
Однако при использовании координат точек для пространственной характеристики единиц исследуемой совокупности метод кластерного анализа позволяет определить географические центры размещения объектов, имеющих статистическую однородность по анализируемым характеристикам.

На рис. 3 представлено размещение географических центров кластеров городов в двух вариантах: первый – по результатам кластеризации лишь с использованием значений координат и второй – на основе кластеризации с использованием значений всех показателей, характеризующих города в данном исследовании.

Как следует из данных рис. 3, центры кластеров городов, выделенные с учетом всех переменных, размещены плотнее на координатной сетке, чем центры кластеров, установленные только по географическим координатам. Это подтверждает сформулированную выше гипотезу наличия пространственной связанности показателей занятости населения в городах и показателей, характеризующих факторы занятости.

На этапе кластерного анализа пространственных данных, помимо изложенного подхода, также имеет смысл проведение кластеризации в других двух вариантах:

- 1) кластеризация с включением как пространственных характеристик единиц объекта, так и их непространственных атрибутов;
- 2) кластеризация единиц без учета пространственных характеристик.



Примечание. По горизонтали приведены значения географической долготы, по вертикали — значения географической широты.

Рис. 3. Координаты размещения центров кластеров городов, определенных двумя способами

В частности, такой этап анализа предложен в статье [8] для целей выявления пространственно зависимых и независимых индикаторов образования. В аспекте представляемого исследования занятости населения в городах этот подход предполагает сравнение результатов кластеризации городов по всем переменным, включая переменную расстояния, и аналогичных результатов без нее. В итоге будет получен ответ на вопрос: «Оказывает ли пространственный фактор влияние на статистическую однородность городов по рассматриваемым показателям занятости?» Оценка влияния пространственного фактора на показатели занятости населения в городах представлена далее на основе методов пространственного регрессионного моделирования.

На данном этапе разведочного анализа результаты, приведенные на рис. 1, подтвердили различие пространственного «центрирования» городов: фактического (по географическим координатам) и условного (с учетом близости характеристик занятости), что было необходимо и достаточно для подтверждения гипотезы пространственной автокорреляции. Статистическая оценка влияния фактора пространственной взаиморасположенности городов на показатели занятости населения исследована с помощью индекса пространствен-

ной автокорреляции Морана, а также по результатам применения моделей многофакторной пространственной регрессии.

Расчеты выполнялись в программной среде R с использованием пакетов *OpenXLS*, *SP*, *sf*, *MapView*, *gstat* для импорта и подготовки пространственных данных в необходимом для анализа матричном формате, а также для расчета расстояний между объектами, весовых коэффициентов и многослойной визуализации пространственных данных на фоновых картах. Кроме того, были использованы пакеты *ape* и функция *lm* для анализа и моделирования пространственной автокорреляции¹¹.

Результаты анализа пространственной автокорреляции уровней занятости населения в городах Российской Федерации

Оценка пространственной автокорреляции является мерой влияния взаимного расположения объектов на значения характеризующих их показателей. Индекс Морана широко представлен в научной литературе как измеритель пространственной автокорреляции. При этом авторами используется глобальный индекс Морана, характеризующий пространственную автокорре-

¹¹ Rdocumentation: Home. URL: <https://www.rdocumentation.org>.

ляцию для всей совокупности объектов, а также рассчитывается локальный индекс Морана для учета пространственной неоднородности тесноты исследуемых взаимосвязей.

Индекс Морана для оценки пространственной автокорреляции рассчитывается по формуле¹²:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2}, \quad (1)$$

где z_i — отклонение значения признака для объекта i от его среднего значения ($x_i - \bar{X}$); $w_{i,j}$ — пространственный вес между объектами i и j ; n — общее число объектов; S_0 — совокупность всех пространственных весов:

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j}. \quad (2)$$

Z_I — оценка для статистики рассчитывается с учетом фактического значения индекса Морана (I), его ожидаемого значения ($E[I]$) и величины стандартного отклонения ($V[I]$) как:

$$Z_I = \frac{I - E[I]}{\sqrt{V[I]}}, \quad (3)$$

где

$$E[I] = -1/(n - 1), \quad (4)$$

$$V[I] = E[I^2] = E[I]^2. \quad (5)$$

В литературе представлены результаты применения индекса Морана для оценки пространственной автокорреляции показателей занятости населения на разных уровнях экономических систем: к примеру, на межстрановом и региональном уровнях [9 и 10], на муниципальном уровне [11], для городских агломераций [12]. В данном исследовании, помимо оценки с использованием глобального и локального индексов Морана пространственной автокорреляции показателей занятости населения в городах, расположенных на всей территории России, измерена автокорреляция уровней занятости в городах, расположенных в радиусе маятниковой миграции от г. Москвы. Сравнение результатов позволяет дать количественную и качественную оценки влияния интервалов удаленности городов, в том числе от столицы, на уровень занятости населения в городах.

В приведенной выше формуле индекса Морана пространственный вес ($w_{i,j}$) определяется как величина, обратная расстоянию между объектами. В данном исследовании в каждом случае — это расстояние между двумя городами, определяемое на основе двух пар координат. В таблице 3 приведен фрагмент матрицы расстояний по 11 городам, вошедшим в исследуемую совокупность (181).

Визуальное представление о распределении анализируемой совокупности городов по оцененным расстояниям между ними дает рис. 4.

Таблица 3

Матрица расстояний между городами, определенных по значениям координат широты и долготы, на территории Российской Федерации (в условных градусах)

	Алейск	Барнаул	Белокуриха	Бийск	Заринск	Новоалтайск	Рубцовск	Славгород	Яровое	Владимир	Гусь-Хрустальный
Алейск	0,00	1,31	2,26	2,44	2,47	1,47	1,84	4,16	4,22	42,53	42,22
Барнаул	1,31	0,00	1,81	1,65	1,21	0,17	3,14	5,14	5,21	43,46	43,17
Белокуриха	2,26	1,81	0,00	0,59	1,71	1,76	3,80	6,41	6,47	44,77	44,46
Бийск	2,44	1,65	0,59	0,00	1,20	1,56	4,13	6,59	6,65	44,96	44,66
Заринск	2,47	1,21	1,71	1,20	0,00	1,04	4,31	6,32	6,40	44,59	44,30
Новоалтайск	1,47	0,17	1,76	1,56	1,04	0,00	3,30	5,30	5,37	43,61	43,32
Рубцовск	1,84	3,14	3,80	4,13	4,31	3,30	0,00	2,96	2,98	41,07	40,75
Славгород	4,16	5,14	6,41	6,59	6,32	5,30	2,96	0,00	0,10	38,37	38,07
Яровое	4,22	5,21	6,47	6,65	6,40	5,37	2,98	0,10	0,00	38,31	38,00
Владимир	42,53	43,46	44,77	44,96	44,59	43,61	41,07	38,37	38,31	0,00	0,58
Гусь-Хрустальный	42,22	43,17	44,46	44,66	44,30	43,32	40,75	38,07	38,00	0,58	0,00

Примечание. Фрагмент матрицы расстояний между городами по значениям географических координат широты и долготы с применением функции *dist* программной среды R.

Источник: расчеты авторов.

¹² URL: <https://pro.arcgis.com/ru/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/h-how-spatial-autocorrelation-moran-s-i-spatial-st.htm>.

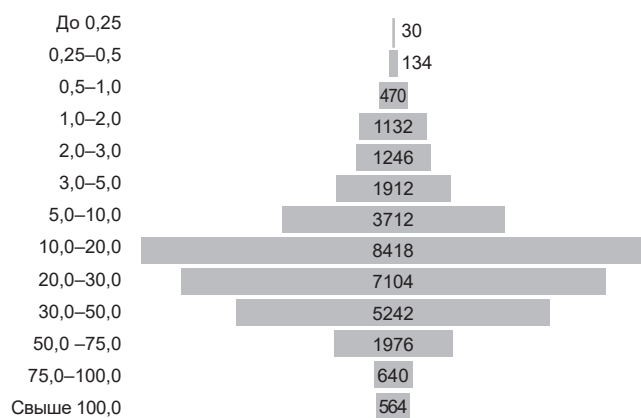


Рис. 4. Число измеренных в системе географических координат расстояний между городами по интервалам расстояний в условных градусах

Как следует из данных рис. 4, наибольшую частоту имеют расстояния между анализируемыми городами в интервале 10–20 условных градусов (величина диагонали между координатами в градусах), что в линейном измерении составляет приблизительно 1000–2000 км. Полученные результаты распределения городов по величине расстояний позволяют оценить пространственную автокорреляцию показателей занятости населения как с учетом всех расстояний между городами на основе глобального индекса Морана, так и по отдельным интервалам с применением локального индекса Морана.

Аналогичные расчеты по совокупности городов, находящихся на расстоянии маятниковых поездок от г. Москвы, представлены на рис. 5.

Результаты расчетов дают ответы на вопросы: насколько значимо влияние фактора расстояний между этими городами на уровень занятости населения в них; сопоставимо ли оно с влиянием пространственного фактора на занятость населения

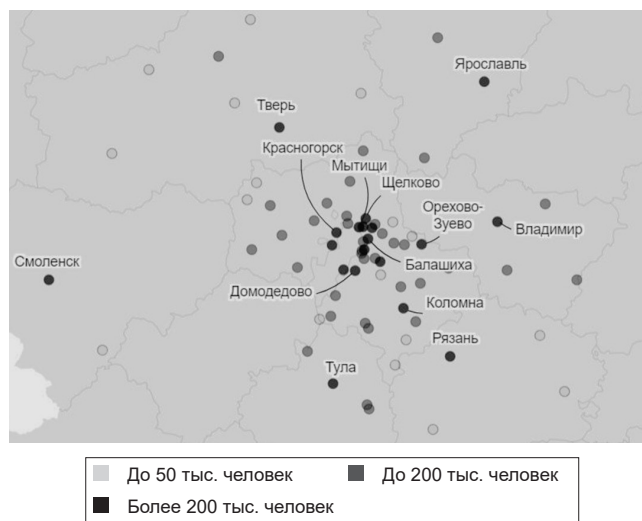


Рис. 5. Города ЦФО, включенные в исследуемую совокупность для оценки влияния пространственного фактора на уровень занятости населения (71 город)

во всей рассматриваемой совокупности городов, а если отличается, то связано ли это и в какой мере с влиянием «притягательной силы» рынка труда г. Москвы.

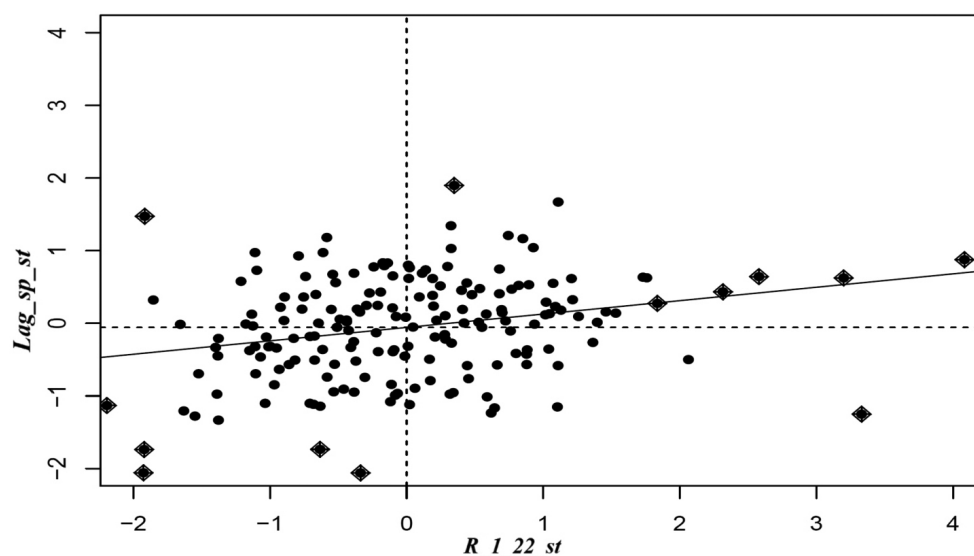
Индекс Морана принимает значения от -1 до +1, то есть предельные значения оценки негативной и позитивной пространственной автокорреляции. При этом значение индекса Морана интерпретируется исходя из нулевой гипотезы, согласно которой «анализируемые атрибуты распределены случайно между объектами; или говоря иначе, пространственные процессы, создавшие наблюдаемую структуру значений, носят случайный характер»¹³. По статистическим оценкам распределения значений автокорреляции, представленным в таблице 4, можно сделать вывод о случайности пространственного влияния, оцененного индексом Морана.

Таблица 4

Характеристика распределения оценок пространственной автокорреляции, полученных с применением индекса Морана, на основе уровня значимости (p) и z-оценки

Оценка уровня значимости (p) и z-оценка	Решение относительно нулевой гипотезы и оценка пространственного влияния на корреляцию значений показателя по анализируемым объектам
p-значение статистически значимо ($< 0,05$)	Нулевая гипотеза не отклоняется. Пространственное влияние на корреляцию значений переменной случайно
p-значение статистически значимо ($< 0,05$), z-оценка положительная	Нулевая гипотеза может быть отклонена. Пространственное взаиморасположение объектов значимо влияет на корреляцию
p-значение статистически не значимо ($> 0,05$), z-оценка негативная	Нулевая гипотеза может быть отклонена. Действует парадокс Симсона [13]. В данном случае он проявляется в том, что пространственная модель отражает особый тип взаимосвязей, возникающих вследствие того, что объекты с высокими значениями анализируемого показателя располагаются значительно ближе к другим объектам с высокими значениями этого показателя, а объекты с низкими значениями, соответственно, расположены рядом с другими объектами с низкими значениями

¹³ Как работает инструмент «Пространственная автокорреляция» (Глобальный индекс Морана I). URL: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/h-how-spatial-autocorrelation-moran-s-i-spatial-st.htm>.



Примечание. По оси абсцисс указаны стандартизированные значения исследуемого показателя ($R_{1_22_st}$); по оси ординат – стандартизированные значения пространственного лага взаимосвязи для этой переменной (Lag_{sp_st}). Ромбами и кружками обозначены города, вошедшие, соответственно, в 1-й и 2-й кластеры на основе значений их координат.

Рис. 6. Диаграмма рассеяния Морана – визуализация распределения городов России (181) по взаимосвязи значений показателя «Уровень занятости населения в трудоспособном возрасте» ($R_{1_22_st}$), 2022 год (в процентах)

Приведенная на рис. 6 диаграмма рассеяния Морана обеспечивает визуальное исследование и интерпретацию значения глобального индекса Морана. Распределение облака точек отражает структуру пространственной ассоциации, а наклон линии регрессии является оценкой глобального индекса Морана.

Диаграмма рассеяния Морана иллюстрирует взаимосвязь между значениями анализируемой переменной (уровень занятости населения) каждого города и ее средними значениями в соседних интервалах расстояний.

Особую содержательную интерпретацию в данном случае имеет каждый квадрант графика. В верхнем правом квадранте находятся города, по которым значение переменной и ее локальное среднее значение в интервале выше общего среднего значения. Аналогичным образом в нижнем левом квадранте находятся города, по которым и значение, и локальное среднее значение переменной ниже общего среднего значения. Эти случаи подтверждают положительную пространственную автокорреляцию. Расположение в двух других квадрантах свидетельствует об отрицательной пространственной автокорреляции. При этом в зависимости от того, какие группы доминируют, наблюдается общая тенденция положительной или отрицательной пространственной автокорреляции (или, возможно, ее отсутствие).

Результаты, представленные на рис. 6, демонстрируют умеренную по силе положительную пространственную автокорреляцию занятости населения в исследуемых городах.

Для исследования структуры автокорреляции уровней занятости населения в городах и оценивания ее на различных интервалах расстояний между городами были рассчитаны локальные индексы Морана (см. таблицы 5 и 6).

На основе расчета локальных индексов Морана по 181 городу Российской Федерации, расположенному практически на всей территории страны, получена статистически значимая расчетная величина индекса Морана по большинству вариантов расстояний, а именно: 1, 2, 3, 5, 10, 30, 50, 75, 120 и 125 условных градусов. Не установлено статистически значимой пространственной автокорреляции показателей занятости населения в городах, расположенных на расстоянии друг от друга в интервале 0,25–0,50 условных градусов (35–70 км). Также для рассматриваемой совокупности городов не установлена значимая взаимосвязь показателей занятости населения в городах, находящихся друг от друга на расстояниях, входящих в интервал 20–100 условных градусов (соответственно, 2800–14 000 км). Полученный результат подтверждает пространственную неоднородность (дисперсность) взаимного влияния уровней занятости в городах (напомним, что более 90% в этой совокупности составляют малые и средние города).

Таблица 5

Значение индекса Морана и оценки распределения пространственной автокорреляции уровней занятости в городах Российской Федерации (181 город), 2022 год

Расстояние между городами (условных градусов, верхняя граница интервала)	Расчетное значение индекса Морана	z-оценка	p-значение
0,25	0,090	0,259	0,712
0,50	0,199	0,126	0,106
1,00	0,157	0,080	0,041
2,00	0,210	0,054	0,006
3,00	0,214	0,042	0,004
5,00	0,176	0,032	0,032
10,00	0,066	0,022	0,022
20,00	0,005	0,015	0,504
30,00	0,038	0,010	0,002
50,00	0,018	0,005	0,004
75,00	-0,0004	0,003	0,025
100,00	-0,0071	0,001	0,297
120,00	-0,0038	0,0005	0,008
125,00	-0,0041	0,0005	0,002

Примечание. Серым цветом отмечены варианты, в которых p-значение статистики Морана значимо ($p < 0,05$); ожидаемое значение индекса Морана (E) для всех вариантов расстояний равно -0,0056.

Таблица 6

Значение индекса Морана и оценки распределения пространственной автокорреляции уровней занятости в городах Российской Федерации (71 город ЦФО), 2022 год

Расстояние между городами (условных градусов, верхняя граница интервала)	Расчетное значение индекса Морана	z-оценка	p-значение
0,25	0,041	0,166	0,740
0,50	0,102	0,107	0,277
1,00	0,085	0,063	0,116
2,00	0,075	0,040	0,025
3,00	-0,007	0,021	0,738
5,00	-0,010	0,007	0,551
10,00	-0,015	0,0004	0,561

Примечание. Серым цветом отмечены варианты, в которых p-значение статистики Морана значимо ($p < 0,05$); ожидаемое значение индекса Морана (E) для всех вариантов расстояний равно -0,0056.

Для интервалов расстояний, верхние границы которых равны 120 и 125 условных градусов, установлено отрицательное значение индекса Морана. Это указывает на проявление статистического парадокса Симпсона, а именно: увеличение силы пространственной автокорреляции занятости населения происходит медленнее, чем увеличение расстояния между городами. Наиболее сильно взаимное влияние уровней занятости проявляется в городах, расположенных в интервале расстояния, которое составляет 3 условных градуса (приблизительно 420 км), и хотя сила этого влияния по об-

щим статистическим оценкам невелика, но для пространственно обусловленной связанности экономических явлений, находящихся на больших расстояниях, она является существенной. Значение индекса Морана для этого расстояния между городами оказалось стабильным: в 2021 г. — 0,213; в 2022 г. — 0,214.

Пространственная автокорреляция уровней занятости в городах ЦФО, включенных в совокупность городов, находящихся в радиусе маятниковой миграции от г. Москвы (71 город), имеет наиболее высокую положительную оценку индекса Морана для расстояния, равного двум условным градусам (около 280 км). В 2022 г. соответствующее значение индекса составило 0,075. Из сравнения силы пространственной автокорреляции на данном расстоянии, оцененном по всей исследуемой совокупности городов и по совокупности 71 города, находящегося в относительной близости от г. Москвы, следует, что во втором случае взаимное влияние уровней занятости населения в городах значительно слабее. Очевидный вывод — статистически проявляется более сильное влияние рынка труда г. Москвы на занятость населения в этих городах, чем взаимное влияние их рынков труда.

Пространственные регрессионные модели занятости населения в городах Российской Федерации

Выполненный анализ пространственной автокорреляции занятости населения в городах России позволяет перейти к разработке многофакторных моделей пространственной регрессии, теоретические и прикладные вопросы построения которых рассмотрены в ряде научных публикаций [14–16].

Исходным этапом спецификации модели пространственной авторегрессии является определение того, с какими компонентами регрессионной модели связана структура авторегрессии и ее характеристический коэффициент. Это могут быть компоненты ответа (y), предикторов (X) и ошибки (e) «традиционного» уравнения регрессии. Выбор и сочетание этих компонентов создают гибкую основу для анализа пространственного влияния на исследуемые зависимости. В литературе имеются различные предложения по классификации моделей пространственной авторегрессии

исходя из включенности фактора пространственного лага. В лаконичном и в то же время достаточно полном виде данная классификация приведена на сайте Университетского консорциума географической информации (*University Consortium for Geographic Information Science*)¹⁴. Представленная классификация включает три уровня типологизации моделей пространственной авторегрессии с указанием особенностей их спецификации, логических связей, а также математического аппарата оценивания параметров.

В работе О.А. Демидовой «Методы пространственной эконометрики и оценка эффективности государственных программ» описана подсистема моделей указанной классификации и определены особенности их применения на региональном уровне [17]. В соответствии с признаком наличия связи фактора пространственной автокорреляции с определенными компонентами многофакторной регрессионной модели автор выделяет их следующие виды:

— Модель пространственной авторегрессии (*SAR, Spatial Autoregressive Model*). При ее построении пространственный лаг включается в число объясняющих переменных.

— Пространственная модель Дарбина (*SDM, Spatial Durbin Model*). В ее спецификации в состав объясняющих переменных включены пространственные лаги как зависимой, так и независимых переменных.

— Модель с пространственной зависимостью в ошибках (*SEM, Spatial Error Model*). В ее структуре пространственная зависимость учитывается только в ошибках регрессии.

Автор также отмечает, что указанные типы моделей являются частным случаем общей модели, в которую «включены пространственные лаги зависимой переменной, независимых переменных и учтена пространственная зависимость в ошибках. Такая модель называется общей вложенной пространственной моделью (*GNS, General Nesting Spatial Model*)» [17, с. 114–115].

В данном исследовании была апробирована модель типа *SAR* — модель с линейной аддитивной спецификацией, в которой пространственная взаимосвязь между объектами задается экзогенно. Для этого используется описанная выше матрица весов, представляющая структуру пространственного вза-

имодействия единиц исследуемой совокупности. Пространственная регрессионная модель имеет следующий формализованный вид [18, с. 25]:

$$Y = X\beta + pWY + e, \quad (6)$$

где Y — вектор пространственно распределенных значений целевой (зависимой) переменной, X — матрица объясняющих переменных, β — вектор оцениваемых коэффициентов при факторах, p — коэффициент пространственной автокорреляции, W — матрица весов, e — вектор значений ошибки.

В соответствии с планом исследования были получены многофакторные регрессионные модели занятости населения для совокупности городов России (181) с учетом пространственной автокорреляции данного показателя и без ее учета. Вместе с тем были построены аналогичные модели для рассматриваемой совокупности городов ЦФО (71), уровень занятости в которых, как было доказано выше, зависит от расстояний между этими городами, помимо пространственного влияния на их занятость рынка труда г. Москвы.

Параметры регрессионных моделей представлены в таблице 7.

В ней содержатся модели, значимые по критерию Фишера (F-критерию), однако их объясняющие свойства различны: при учете пространственной автокорреляции зависимой переменной — это 35–40%, без учета данного влияния — 65–70%.

На рис. 7 представлено распределение остатков по результатам построения модели пространственной регрессии занятости населения по городам относительно географических координат широты (x) и долготы (y), а также в двумерном варианте и в варианте гистограммы.

Распределение остатков свидетельствует о приемлемом качестве представленной модели.

Установлено, что пространственная автокорреляция занятости в городах несколько уменьшает объясненную факторными показателями вариацию зависимой переменной, но позволяет выявить, какие именно факторные показатели и в какой степени предопределяют занятость населения с учетом того, что экономика городов не автономна, а находится в системной экономической и социальной связи с близко и отдаленно расположенными друг от друга городами.

¹⁴ University Consortium for Geographic Information Science. AM-32 — Spatial Autoregressive Models. URS: <https://gistbok.ucgis.org/bok-topics/spatial-autoregressive-models>.

Параметры регрессионных моделей занятости в городах Российской Федерации, разработанных с учетом и без учета пространственной автокорреляции, 2022 год

Метод построения модели	Свободный член уравнения	Инвестиции в основной капитал, осуществляемые организациями, находящимися на территории муниципального образования (без субъектов малого предпринимательства), в расчете на душу населения	Удельный вес прибыльных организаций в общем числе организаций	Отгружено товаров собственного производства, выполнено работ и услуг собственными силами (без субъектов малого предпринимательства) в расчете на одну организацию	Задолженность по платежам в бюджет из общей суммы кредиторской задолженности в расчете на одну организацию
	a_0	Inv_21	Pr_21	Gr_21	Bud_22
<i>Все города (181)</i>					
1.1. С учетом пространственной автокорреляции	40,08	0,0125	-	-	0,0132
1.2. Без учета пространственной автокорреляции	39,16	0,0120	-	0,0011	0,0112
<i>Города ЦФО (71)</i>					
2.1. С учетом пространственной автокорреляции	39,17	0,0126	-	0,0004	0,0113
2.2. Без учета пространственной автокорреляции	50,76	-	-0,221	-	0,0810

Примечание. При построении моделей значения результирующей переменной принимались на уровне 2022 г. (R_1_22); символ при условном обозначении факторной переменной указывает на год ее учета в модели (2021 или 2022); все параметры модели, кроме одного, значимы по t-критерию Стьюдента на уровне $p = 0,05$ (один параметр – на уровне $p = 0,010$).

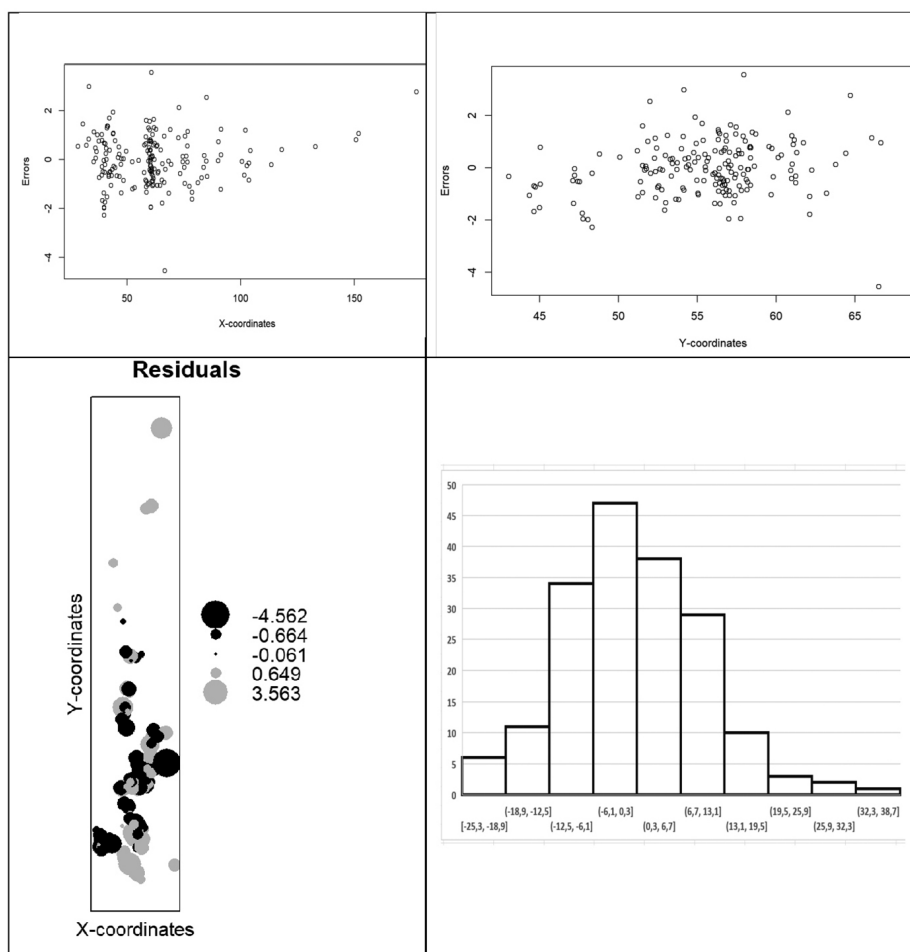


Рис. 7. Распределение остатков по результатам построения модели пространственной регрессии занятости населения по исследуемой совокупности городов (181)

Заключение

Учет с помощью оценки пространственной автокорреляции фактора соседства или значительной удаленности городов друг от друга при анализе уровня занятости населения на их территории позволяет получить дополнительную информацию, необходимую для регулирования этого важного социально-экономического явления. Сравнение параметров двух регрессионных моделей (1.1. и 1.2, таблица 7), построенных по всей рассмотренной совокупности городов, приводит к выводу о том, что два факторных показателя, характеризующие инвестиционную активность организаций в городе (Inv_21) и их налоговую дисциплину (Bud_22), оказывают в обоих случаях примерно одинаковое влияние на уровень занятости населения в городах.

Однако учет территориальной зависимости занятости населения в городах нивелирует влияние на нее такого фактора, как объем производства, который характеризуется в исследовании показателем отгрузки товаров собственного производства, выполнения работ и услуг собственными силами в расчете на одну организацию. Данный факторный показатель (Gr_21) проявился как статистически значимый с годовым лагом запаздывающего влияния только в модели без учета влияния пространственной автокорреляции.

По городам Центрального федерального округа, включенным в исследование на основании критерия расстояния от г. Москвы, обеспечивающего возможность маятниковой миграции, результаты значительно различались при применении двух методов (2.1. и 2.2., таблица 7). Учет пространственного влияния занятости населения в этих городах позволил выявить такие значимые факторные показатели, как инвестиционная активность (Inv_21), объемы производства (Gr_21) и доля кредиторской задолженности в бюджет (Bud_22) в расчете на одну организацию. Установлено их статистически значимое прямое влияние на занятость населения в городах ЦФО. Однако модель, построенная без учета пространственной автокорреляции, демонстрирует иные связи: обратное влияние на занятость населения показателя доли прибыльных организаций (это может быть связано с меньшей трудоемкостью производства) и прямое влияние на нее показателя доли задолженности по платежам в бюджет, что может быть обусловлено косвенным проявлением

фактора отраслевой принадлежности организаций (добывающих и других трудоемких отраслей с относительно более высоким уровнем оплаты труда).

В общем случае учет пространственной автокорреляции в моделях занятости в городах позволяет выявить факторы, которые в большей степени учитываются работниками при принятии решения о смене города для их дальнейшей занятости.

Изложенные методы и результаты исследования пространственной автокорреляции занятости населения в городах являются перспективными в плане прогнозной аналитики занятости и определяющих ее факторов. Исследование имеет практическое значение, и для его повышения необходимо развивать методическую и прикладную компоненты анализа по ряду направлений: более глубокого изучения пространственной дисперсности связей, установленной с помощью диаграммы Морана; оценки отраслевых факторов пространственного эффекта взаимосвязи занятости в городах, влияния на него удаленности от особого типа городов (административных центров, моногородов и др.), а также эффектов формирования городских агломераций.

В теоретическом плане перспективы развития исследования состоят в апробации и сравнительной статистической оценке основных типов моделей пространственной авторегрессии. Это позволит определить модели, наиболее достоверно характеризующие закономерности взаимного влияния уровней занятости населения в городах с учетом пространственной автокорреляции факторных, результативных переменных, значений ошибки, а также комбинации этих возможных эффектов пространственного воздействия. Перспективным является решение теоретических и прикладных вопросов моделирования влияния пространственного фактора на анализируемые социально-экономические параметры городских территорий при дополнении использованной в данном исследовании «точечной» пространственной определенности городов их полигонами и альтернативными характеристиками пространственной удаленности (например, такими как «время в пути»). Результаты применимы для обоснования выбора весовых коэффициентов, используемых при оценке пространственной автокорреляции. Также требует дальнейшего развития информационная база исследования занятости населения в городах с учетом развитости транспортной сети, взаимного пространственного влия-

ния занятости в городской и сельской местностях, оценок агломерационных, центростремительных и центробежных процессов. Реализация данных направлений имеет большое значение для совершенствования пространственной официальной статистики, качественного анализа и моделирования пространственных факторов социально-экономического развития Российской Федерации — самой большой по площади страны в мире.

Литература

1. Семерикова Е.В., Демидова О.А. Взаимодействие региональных рынков труда в России: анализ с помощью пространственных эконометрических моделей // Пространственная Экономика. 2016. № 3. С. 57–80. doi: <https://doi.org/10.14530/se.2016.3.057-080>.
2. Семерикова Е.В. Безработица в Западной и Восточной Германии: пространственный анализ панельных данных // Прикладная эконометрика. 2014. № 35(3). С. 107–132.
3. Васильева Р.И., Ампеннова Д.М. Оценка пространственной неоднородности занятости в российских регионах // Вестник университета. 2023. № 10. С. 105–114. doi: <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2023-10-105-114>.
4. Gamerman D., Moreira A.R.B. Multivariate Spatial Regression Models // Journal of Multivariate Analysis. 2004. Vol. 91. Iss. 2. P. 262–281. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2004.02.016>.
5. Иванова В.И. О динамике пространственного взаимодействия российских регионов // Экономика и география / науч. ред. А.П. Заостровцев, Л.Э. Лимонов. СПб.: Леонтьевский центр, 2013. С. 96–102. URL: <https://publications.hse.ru/pubs/share/folder/535torc3no/115858427.pdf>.
6. Soor S. et al. Extending K-means to Preserve Spatial Connectivity. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Jul 2018, Valencia, Spain. URL: <https://hal.science/hal-01686321>.
7. Rey S., Arribas-Bel D., Wolf L.J. Geographic Data Science with Python. 1st ed. New York: Chapman & Hall, 2023. 410 p. doi: <https://doi.org/10.1201/9780429292507>.
8. de Souza D.C., Taconeli C.A. Spatial and Non-Spatial Clustering Algorithms in the Analysis of Brazilian Educational Data // Communications in Statistics: Case Studies, Data Analysis and Applications. 2022. Vol. 8. Iss. 4. P. 588–606. doi: <https://doi.org/10.1080/23737484.2022.2117744>.
9. Chocholatá M., Furková A. The Analysis of Employment Rates in the Context of Spatial Connectivity of the EU Regions // Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy. 2018. Vol. 13. Iss. 2. P. 181–213. doi: <https://doi.org/10.24136/eq.2018.010>.
10. Дубровская Ю., Козоногова Е. Влияние цифровизации на рынок труда в разрезе специальностей: пространственный анализ // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. 2021. Т. 37. № 3. С. 395–412. doi: <https://doi.org/10.21638/spbu05.2021.302>.
11. Павлов Ю.В., Королева Е.Н. Пространственные взаимодействия: оценка на основе глобального и локального индексов Морана // Пространственная экономика. 2014. № 3. С. 95–110. doi: <https://doi.org/10.14530/se.2014.3.95-110>.
12. Cheruiyot K. Detecting Spatial Economic Clusters Using Kernel Density and Global and Local Moran's I Analysis in Ekurhuleni Metropolitan Municipality, South Africa // Regional Science Policy & Practice. 2022. Vol. 14. Iss. 2. doi: <https://doi.org/10.1111/rsp3.12526>.
13. Данчул А.Н. Парадокс Симпсона как проявление свойства эмерджентности // Системный анализ в проектировании и управлении: сб. науч. тр. XXVI Междун. научно-практ. конф., 13–14 октября 2022 г.: в 3 ч. Ч. 1. С. 92–100. СПб.: Политех-пресс, 2023. doi: <https://doi.org/10.18720/SPBPU/2/id23-39>.
14. Gomez C., White J.C., Wulder M.A. Characterizing the State and Processes of Change in a Dynamic Forest Environment Using Hierarchical Spatio-Temporal Segmentation // Remote Sensing of Environment. 2011. Vol. 115. Iss. 7. P. 1665–1679. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.025>.
15. Наумов И.В., Барыбина А.З. Пространственная регрессионная модель инновационного развития регионов России // Вестник Томского государственного университета. Экономика. 2020. № 52. С. 215–232. doi: <https://doi.org/10.17223/19988648/52/13>.
16. Cellmer R. Use of Spatial Autocorrelation to Build Regression Models of Transaction Prices // Real Estate Management and Valuation. 2013. Vol. 21. No. 4. P. 65–74. doi: <https://doi.org/10.2478/remav-2013-0038>.
17. Демидова О.А. Методы пространственной эконометрики и оценка эффективности государственных программ // Прикладная эконометрика. 2021. Т. 64. С. 107–134. doi: <https://doi.org/10.22394/1993-7601-2021-64-107-134>.
18. Демидова О.А. Пространственно-авторегрессионная модель для двух групп взаимосвязанных регионов (на примере восточной и западной части России) // Прикладная эконометрика. 2014. № 34(2). С. 19–35.

Информация об авторах

Зарова Елена Викторовна — д-р экон. наук, профессор, заместитель руководителя управления, Аналитический центр Москвы; профессор кафедры статистики, Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова. 119019, г. Москва, ул. Новый Арбат, д. 11, стр. 1; 117997, г. Москва, Стремянный переулок, д. 36. E-mail: zarova.ru@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0375-2534>.

Залманов Илья Александрович — заместитель Генерального директора, Аналитический центр Москвы. 119019, г. Москва, ул. Новый Арбат, д. 11, стр. 1. E-mail: ZalmanovIA@develop.mos.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-7971-7331>.

References

1. **Semerikova E.V., Demidova O.A.** Interaction of Regional Labour Markets in Russia: Spatial Econometric Analysis. *Prostranstvennaya Ekonomika = Spatial Economics*. 2016;(3):57–80. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.14530/se.2016.3.057-080>.
2. **Semerikova E.V.** Unemployment in East and West Germany: Spatial Panel Data Analysis. *Applied Econometrics*. 2014;35(3):107–132. (In Russ.)
3. **Vasilyeva R.I., Ampenova D.M.** Assessment of Spatial Heterogeneity of Employment in Russian Regions. *Vestnik Universiteta*. 2023;(10):105–114. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2023-10-105-114>.
4. **Gamerman D., Moreira A.R.B.** Multivariate Spatial Regression Models. *Journal of Multivariate Analysis*. 2004;91(2):262–281. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2004.02.016>.
5. **Ivanova V.I.** On Dynamics of Spatial Interaction of Russian Regions. In: Zaostrovtshev A.P., Limonov L.E. (eds) *Economics and Geography*. St. Petersburg: Leontief Center Publ.; 2013. Pp. 96–102. (In Russ.) Available from: <https://publications.hse.ru/pubs/share/folder/535torc3no/115858427.pdf>.
6. **Soor S.** et al. Extending K-means to Preserve Spatial Connectivity. In: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Jul 2018, Valencia, Spain*. Available from: <https://hal.science/hal-01686321>.
7. **Rey S., Arribas-Bel D., Wolf L.J.** *Geographic Data Science with Python*. 1st ed. New York: Chapman & Hall; 2023. 410 p. Available from: <https://doi.org/10.1201/9780429292507>.
8. **de Souza D.C., Taconeli C.A.** Spatial and Non-Spatial Clustering Algorithms in the Analysis of Brazilian Educational Data. *Communications in Statistics: Case Studies, Data Analysis and Applications*. 2022;8(4):588–606. Available from: <https://doi.org/10.1080/23737484.2022.2117744>.
9. **Chocholatá M., Furková A.** The Analysis of Employment Rates in the Context of Spatial Connectivity of the EU Regions. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*. 2018;13(2):181–213. Available from: <https://doi.org/10.24136/eq.2018.010>.
10. **Dubrovskaya J., Kosonogova E.** The impact of Digitalization on the Demand for Labor in the Context of Working Specialties: Spatial Analysis. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*. 2021;37(3):395–412. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.21638/spbu05.2021.302>.
11. **Pavlov Y.V., Koroleva E.N.** Spatial Interactions: Evaluation with the Help of Global and Local Moran's Index. *Prostranstvennaya Ekonomika = Spatial Economics*. 2014;(3):95–110. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.14530/se.2014.3.95-110>.
12. **Cheruiyot K.** Detecting Spatial Economic Clusters Using Kernel Density and Global and Local Moran's I Analysis in Ekurhuleni Metropolitan Municipality, South Africa. *Regional Science Policy & Practice*. 2022;14(2). Available from: <https://doi.org/10.1111/rsp3.12526>.
13. **Danchul A.N.** Simpson's Paradox as a Display of Emergence. In: *Proc. of the XXVI Int. Sci.-Pract. Conf. «System Analysis in Engineering and Control», 13–14 October 2022; in 3 Vol.* Vol. 1. Pp. 92–100. St. Petersburg: Polytech-press; 2023. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.18720/SPBPU/2/id23-39>.
14. **Gomez C., White J.C., Wulder M.A.** Characterizing the State and Processes of Change in a Dynamic Forest Environment Using Hierarchical Spatio-Temporal Segmentation. *Remote Sensing of Environment*. 2011;115(7):1665–1679. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.025>.
15. **Naumov I.V., Barybina A.Z.** The Spatial Autoregression Model of Innovative Development of Russian Regions. *Tomsk State University Journal of Economics*. 2020;(52):215–232. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.17223/19988648/52/13>.
16. **Cellmer R.** Use of Spatial Autocorrelation to Build Regression Models of Transaction Prices. *Real Estate Management and Valuation*. 2013;21(4):65–74. Available from: <https://doi.org/10.2478/remav-2013-0038>.
17. **Demidova O.A.** Methods of Spatial Econometrics and Evaluation of Government Programs Effectiveness. *Applied Econometrics*. 2021;64:107–134. (In Russ.) Available from: <https://doi.org/10.22394/1993-7601-2021-64-107-134>.
18. **Demidova O.A.** Spatial-Autoregressive Model for the Two Groups of Related Regions (Eastern and Western Parts of Russia). *Applied Econometrics*. 2014;34(2):19–35. (In Russ.)

About the authors

Elena V. Zarova — Dr. Sci. (Econ.), Professor, Deputy Head of Department, Moscow Analytical Center; Professor, Department of Statistics, Plekhanov Russian University of Economics. 11, New Arbat Ave., Bldg. 1, Moscow, 119019, Russia; 36, Stremyanny Lane, Moscow, 117997, Russia. E-mail: zarova.ru@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0375-2534>.

Ilya A. Zalmanov — Deputy Director General, Moscow Analytical Center. 11, New Arbat Ave., Bldg. 1, Moscow, 119019, Russia. ZalmanovIA@develop.mos.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-7971-7331>.