

УДК: 330.4+338.14+614.1

Методологический подход к моделированию и прогнозированию воздействия пространственной неоднородности процессов распространения COVID-19 на экономическое развитие регионов России

И. В. Наумов^{1,a}, Ю. С. Отмахова^{2,b}, С. С. Красных^{1,c}

¹Институт экономики УрО РАН, Россия, 620014, г. Екатеринбург, ул. Московская, д. 29

²Центральный экономико-математический институт РАН,
Россия, 117418, г. Москва, Нахимовский пр., д. 47

E-mail: ^a naumov.iv@uiec.ru, ^b otmakhovajs@yandex.ru, ^c krasnykh.ss@uiec.ru

Получено 16.12.2020, после доработки — 15.03.2021.

Принято к публикации 04.05.2021.

Статья посвящена исследованию социально-экономических последствий от вирусных эпидемий в условиях неоднородности экономического развития территориальных систем. Актуальность исследования обусловлена необходимостью поиска оперативных механизмов государственного управления и стабилизации неблагоприятной эпидемиологической ситуации с учетом пространственной неоднородности распространения COVID-19, сопровождающейся концентрацией инфекции в крупных мегаполисах и на территориях с высокой экономической активностью.

Целью работы является разработка комплексного подхода к исследованию пространственной неоднородности распространения коронавирусной инфекции с точки зрения экономических последствий пандемии в регионах России. В работе особое внимание уделяется моделированию последствий ухудшающейся эпидемиологической ситуации на динамике экономического развития региональных систем, определению полюсов роста распространения коронавирусной инфекции, пространственных кластеров и зон их влияния с оценкой межтерриториальных взаимосвязей. Особенностью разработанного подхода является пространственная кластеризация региональных систем по уровню заболеваемости COVID-19, проведенная с использованием глобального и локальных индексов пространственной автокорреляции, различных матриц пространственных весов и матрицы взаимовлияния Л. Анселлина на основе статистической информации Росстата. В результате проведенного исследования были выявлены пространственный кластер, отличающийся высоким уровнем инфицирования COVID-19 с сильной зоной влияния и устойчивыми межрегиональными взаимосвязями с окружающими регионами, а также сформировавшиеся полюса роста, которые являются потенциальными полюсами дальнейшего распространения коронавирусной инфекции. Проведенный в работе регрессионный анализ с использованием панельных данных позволил сформировать модель для сценарного прогнозирования последствий от распространения коронавирусной инфекции и принятия управленческих решений органами государственной власти.

В работе выявлено, что увеличение числа заболевших коронавирусной инфекцией влияет на сокращение среднесписочной численности работников, снижение средней начисленной заработной платы. Предложенный подход к моделированию последствий COVID-19 может быть расширен за счет использования полученных результатов исследования при проектировании агент-ориентированных моделей, которые позволят оценить средние- и долгосрочные социально-экономические последствия пандемии с точки зрения особенностей поведения различных групп населения. Проведение компьютерных экспериментов позволит воспроизвести социально-демографическую структуру населения и оценить различные ограничительные меры в регионах России и сформировать пространственные приоритеты поддержки населения и бизнеса в условиях пандемии. На основе предлагаемого методологического подхода может быть разработана агент-ориентированная модель в виде программного комплекса, предназначенного для системы поддержки принятия решений оперативным штабом, центрам мониторинга эпидемиологической ситуации, органам государственного управления на федеральном и региональном уровнях.

Ключевые слова: пространственная неоднородность, пространственная автокорреляция, кластеризация, локальный индекс Морана, межрегиональные взаимосвязи, коронавирусная инфекция, пространственно-временное моделирование, панельные данные, региональные системы

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-04-60188 «Методы прогнозирования и сценарного моделирования социально-экономических последствий от вирусных эпидемий с учетом пространственных и коммуникативных взаимодействий».

UDC: 330.4+338.14+614.1

Methodological approach to modeling and forecasting the impact of the spatial heterogeneity of the COVID-19 spread on the economic development of Russian regions

I. V. Naumov^{1,a}, Yu. S. Otmakhova^{2,b}, S. S. Krasnykh^{1,c}

¹Institute of Economics of the Ural Branch of RAS ,
29 Moskovskaya st., Ekaterinburg, 620014, Russia

²Central Economics and Mathematics Institute RAS,
47 Nakhimovsky ave., Moscow, 117418, Russia

E-mail: ^a naumov.iv@uiec.ru, ^b otmakhovajs@yandex.ru, ^c krasnykh.ss@uiec.ru

Received 16.12.2020, after completion — 15.03.2021.

Accepted for publication 04.05.2021.

The article deals with the development of a methodological approach to forecasting and modeling the socio-economic consequences of viral epidemics in conditions of heterogeneous economic development of territorial systems. The relevance of the research stems from the need for rapid mechanisms of public management and stabilization of adverse epidemiological situation, taking into account the spatial heterogeneity of the spread of COVID-19, accompanied by a concentration of infection in large metropolitan areas and territories with high economic activity. The aim of the work is to substantiate a methodology to assess the spatial heterogeneity of the spread of coronavirus infection, find poles of its growth, emerging spatial clusters and zones of their influence with the assessment of inter-territorial relationships, as well as simulate the effects of worsening epidemiological situation on the dynamics of economic development of regional systems. The peculiarity of the developed approach is the spatial clustering of regional systems by the level of COVID-19 incidence, conducted using global and local spatial autocorrelation indices, various spatial weight matrices, and L. Anselin mutual influence matrix based on the statistical information of the Russian Federal State Statistics Service. The study revealed a spatial cluster characterized by high levels of infection with COVID-19 with a strong zone of influence and stable interregional relationships with surrounding regions, as well as formed growth poles which are potential poles of further spread of coronavirus infection. Regression analysis using panel data not only confirmed the impact of COVID-19 incidence on the average number of employees in enterprises, the level of average monthly nominal wages, but also allowed to form a model for scenario prediction of the consequences of the spread of coronavirus infection. The results of this study can be used to form mechanisms to contain the coronavirus infection and stabilize socio-economic at macroeconomic and regional level and restore the economy of territorial systems, depending on the depth of the spread of infection and the level of economic damage caused.

Keywords: spatial heterogeneity, spatial autocorrelation, clustering, local Moran's index, interregional relationships, coronavirus infection, spatio-temporal modeling, panel data, regional systems

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2021, vol. 13, no. 3, pp. 629–648 (Russian).

The article was prepared with the financial support of the grant of the Russian Foundation for Basic Research No. 20-04-60188 "Methods for forecasting and scenario modeling of socio-economic consequences of viral epidemics, taking into account spatial and communicative interactions."

Введение

В 2020 г. Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ) признала распространение на международном уровне новой коронавирусной инфекции (COVID-19), впервые появившейся в китайском городе Ухане, глобальной эпидемией (пандемией). Последствия пандемии наносят масштабное негативное влияние на систему социально-экономического развития стран мира, включая сферы здравоохранения, туризма, транспорта.

Для выработки стратегий и механизмов сдерживания COVID-19 на общегосударственном и региональном уровнях особую актуальность представляют вопросы по разработке инструментов прогнозирования распространения инфекции и оценке социально-экономических последствий пандемии территориальных систем с помощью методов пространственной эконометрики и моделирования. Это обусловило значимость проведения исследования, посвященного разработке и обоснованию методологии оценки пространственной неоднородности коронавирусной инфекции, поиск полюсов ее роста, формирующихся пространственных кластеров и зон их влияния с оценкой межтерриториальных взаимосвязей, при этом акцент в работе был сделан на моделировании последствий влияния на экономическое развитие региональных систем в условиях ухудшающейся эпидемиологической ситуации.

Основной целью работы является разработка методологического подхода к исследованию пространственной неоднородности распространения коронавирусной инфекции, устанавливающего сформированные и формирующиеся полюса роста — эпицентры ухудшения эпидемиологической ситуации, пространственные кластеры и зоны их влияния. Особое внимание в работе уделяется оценке установившихся тесных межрегиональных взаимосвязей в процессах распространения коронавирусной инфекции для выявления пространственных направлений дальнейшего ухудшения эпидемиологической ситуации, а также моделированию социально-экономических последствий распространения COVID-19 в региональных системах с помощью инструментов панельного регрессионного анализа.

Анализ современного состояния исследований в области оценки последствий и моделирования распространения пандемии

Масштабное распространение COVID-19 вызвало широкий спектр разнообразных ограничений и социально-экономических последствий, которые рассматриваются в ряде исследований [Калякина и др., 2020; Левшукова и др., 2020; Солдатова, Пивкина, 2020; Курюкин, 2020; Головин, Никитина, 2020; Маркина, 2020]. В работах, посвященных влиянию COVID-19 на российскую экономику, подчеркивается, что пандемия вызывает крайне негативные и серьезные последствия для экономики страны и населения. В рамках данной работы был выполнен анализ исследований, связанных с математическим моделированием распространения COVID-19 и оценкой социально-экономических последствий. В исследовании [Кольцова и др., 2020] авторами использовалось дискретное логистическое уравнение для прогнозирования распространения COVID-19 в г. Москве, при этом точность прогноза можно оценить как крайне низкую. В работе [Кокоулина и др., 2020] представлены результаты прогноза развития эпидемии с помощью SIR-модели и показано, что модель может давать существенные погрешности и для комплексного прогноза необходимо учитывать многофакторные модели, включающие в себя множество признаков. Обобщенная логистическая модель представлена в работе [Обеснюк, 2020] и показано, что результаты модифицированной модели SEIR продемонстрировали лучшие результаты по сравнению с SIR-моделью, а для качественного прогноза необходимо учитывать социальную и географическую стратификацию населения. Следует отметить, что в работе [Liu et al., 2020] приведена модель прогноза динамики распространения инфекции на основе дифференциальных уравнений. На основе модели выполнено исследование [Наркевич и др., 2020], в котором

представлены результаты моделирования распространения коронавирусной инфекции на территории города Красноярск. Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что данная модель прогнозирует значительно более высокую динамику распространения инфекции, чем данные официальной статистики. В исследовании [Кольцова и др., 2020] на основе SIR-модели выполнены сценарные прогнозы развития эпидемии распространения COVID-19 в ряде европейских, азиатских стран, Израиле и России. В работе [Асатрян и др., 2020] на основе детерминированной математической модели SEIRF авторами предложено несколько прогнозных сценариев развития распространения инфекции с учетом противоэпидемиологических мероприятий. В исследовании [Мелик-Гусейнов и др., 2020] авторами применялось математическое моделирование на основе линейной регрессии для выявления зависимости между уровнем заболеваемости COVID-19 и количеством летальных случаев, связанных с данной инфекцией.

Среди зарубежных исследований можно выделить работу [Tang et al., 2020], в которой проведен анализ пространственного распределения зон концентрации распространения инфекции с помощью анализа горячих точек Гетиса-Орда на примере Китая. В работе [Ye, Hu, 2020] авторами был определен географический центр тяжести болезни, рассчитана пространственная автокорреляция для изучения пространственно-временных закономерностей распространения вируса и показано, что определение пространственно-временных тенденций должно быть первым шагом при разработке эффективных стратегий управления и контроля любой новой эпидемии. В работе [Yang et al., 2020] для определения трендов и изменений во временных рядах подтвержденных случаев заболевания на примере Китая использовали тесты Манна–Кендалла и Петтитта, а для выявления пространственных закономерностей заболеваемости, включая пространственные кластеры и выбросы, применялся локальный индекс Морана. В работе показано, что эффективными мерами предотвращения региональных вспышек распространения инфекции могут являться контроль за перемещением населения и скорость диагностики заболевания.

В исследовании [Mollano et al., 2020b] показаны преимущества использования множественной географически-взвешенной регрессии для определения пространственной изменчивости коронавирусной инфекции на примере США на основе базы геоданных из 35 экологических, социально-экономических, топографических и демографических переменных. В работе [Mollalo et al., 2020a] авторами на основе базы данных из 57 независимых переменных с использованием нейронной сети многослойного персептрона (MLP) был выполнен прогноз совокупных показателей заболеваемости COVID-19. В работе [Kang, 2020] на основе анализа с помощью локального индекса Морана в распространении COVID-19 на территории Китая показано, с большей долей вероятности распространение выше между соседними регионами, так как большая плотность населения способствует более активному межтерриториальному взаимодействию. В работе [Karaye, Horney, 2020] авторы использовали индекс социальной уязвимости и данные о количестве случаев COVID-19 для формирования регрессионной модели методом наименьших квадратов для оценки глобальной взаимосвязи между количеством случаев инфекции и социальной уязвимостью, а локальные отношения были оценены с помощью географически взвешенной регрессионной модели. В результате было выявлено, что социальный статус, язык меньшинств, состав семьи, наличие транспорта и жилья предсказывали вероятность заражения COVID-19. В работе [Cavalcante, Abreu, 2020] авторами проведен анализ динамики распространения и летальных исходов коронавирусной инфекции в городе Рио-де-Жанейро, а с помощью расчета локальных индексов Морана были определены кластеры высоких и низких значений по методике Анселина.

Интересные результаты получены с помощью использования методов агент-ориентированного моделирования. Отечественные ученые в исследовании [Макаров и др., 2020] апробировали агент-ориентированную модель распространения коронавирусной инфекции на примере г. Москве. Модель в ходе компьютерных экспериментов показала адекватную реакцию как на варьирование основных эпидемиологических параметров, так и на управляющие воздействия,

направленные на ограничение распространения инфекции. В работе [Truszkowska et al., 2021] была проанализирована динамика распространения COVID-19 в городе Нью-Рошелле. Данная модель на начальных этапах достаточно точно прогнозировала распространение эпидемий, что позволило спрогнозировать различные сценарии, например такие, как ранняя вакцинация населения, ограничительные меры, связанные с ношением масок и др.

По результатам анализа зарубежных и отечественных исследований в области математического моделирования распространения коронавирусной инфекции, а также оценки социально-экономических последствий в рамках данной работы предложена сводная характеристика используемых методов (табл. 1).

Таблица 1. Характеристика методов прогнозирования и оценки распространения коронавирусной инфекции

Компартментные модели (SIR, SIER и др.)	
Название исследования	Характеристика
«Математическое моделирование распространения эпидемии коронавируса COVID-19 в Москве», «Анализ динамики распространения коронавируса с помощью обобщенной логистической модели» и др.	Группа данных методов для оценки прогнозирования и распространения именно коронавирусной инфекции обладает низкой точностью. С помощью данного метода нельзя оценить экономические последствия пандемии, а также оценить межтерриториальные взаимоотношения
Методы машинного обучения (регрессия, нейронные сети)	
«Регрессионные модели прогнозирования количества летальных исходов при новой коронавирусной инфекции», «Моделирование искусственной нейронной сетью уровня заболеваемости новым коронавирусом (COVID-19) в континентальной части США»	Данные модели позволяют оценить социально-экономические последствия пандемии, а также спрогнозировать распространение коронавирусной инфекции. Основным ограничением данного метода является сложность оценки межтерриториальных отношений
ГИС-моделирование (анализ горячих точек Гетиса-Орда, Local Moran I)	
«Изменяющиеся модели коронавирусного заболевания 2019 (COVID-19) в Китае: темпо-географический анализ эпидемии тяжелого острого респираторного синдрома, вызванного коронавирусом», «Пространственно-временное распределение и тенденции COVID-19 в районе дельты реки Янцзы Китайской Народной Республики» и др.	Неоднородность полученных результатов в зависимости от использования разных матриц пространственных весов
Агент-ориентированное моделирование	
«Агент-ориентированное моделирование распространения COVID-19 в городах с небольшим населением», «Моделирование эпидемии COVID-19 — преимущества агент-ориентированного подхода»	Данный тип моделирования показывает высокие результаты прогнозирования распространения коронавирусной инфекции, но для качественного моделирования данных процессов на территории нескольких регионов или в масштабе целой страны необходимо собрать достаточный объем данных

Таким образом, в настоящее время отсутствуют единый подход и методология комплексной оценки прогнозирования и оценки распространения коронавирусной инфекции. В работе была предложена следующая методика исследования, включающая в себя анализ пространственной неоднородности распространения коронавирусной инфекции, поиск полюсов ее роста, формирующихся пространственных кластеров и зон их влияния с оценкой межтерриториальных взаимосвязей с помощью анализа локальных индексов П. Морана, с помощью методики Л. Анселина,

а также моделирование последствий ухудшающейся эпидемиологической ситуации на динамике экономического развития региональных систем с помощью регрессионного анализа панельных данных.

Методология исследования и описание модели

Для реализации системного подхода к оценке воздействия процессов распространения коронавирусной инфекции на социально-экономическое положение региональных систем нами предложен подход, объединяющий традиционный регрессионный анализ с использованием панельных данных и методы пространственной эконометрики: пространственный автокорреляционный анализ по методологии П. Морана для исследования пространственных эффектов и кластеризации территориальных систем, а также анализ межтерриториальных взаимосвязей по методологии Л. Анселина. Такой методологический подход позволит не только подтвердить негативное влияние процессов распространения коронавирусной инфекции на социально-экономическое развитие регионов, но и установить полюса роста пандемии, то есть территории с высокой концентрацией заболевших, а также формирующиеся и уже сформированные пространственные кластеры взаимосвязанных территорий и зоны их влияния. Методы пространственной эконометрики, использование которых предполагается в данном исследовании, позволят установить пространственные особенности воздействия коронавирусной инфекции на социально-экономическое развитие регионов. Их исследование необходимо для выработки дифференцированного подхода к выбору механизмов стабилизации эпидемиологической ситуации в регионах.

Пространственный автокорреляционный анализ по методологии Морана, который лежит в основе представляемого нами подхода, предполагает анализ глобального индекса пространственной автокорреляции [Наумов, Красных, 2019]:

$$I_G = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\frac{1}{n} \sum_i (x_i - \bar{x})^2 \sum_i \sum_j w_{ij}}, \quad (1)$$

где w_{ij} — элемент матрицы весов W , x_i — исследуемый показатель региона I , x_j — анализируемый показатель другого региона, \bar{x} — среднее значение показателя, n — общее число регионов.

Его использование в данном исследовании позволит определить наличие или отсутствие пространственной кластеризации регионов в процессах распространения коронавирусной инфекции, центры концентрации заболевших (полюса роста) и территории с ними связанные. Для оценки силы пространственного взаимовлияния между исследуемыми региональными системами в процессах развития пандемии COVID-19 предлагается анализ и локальных индексов пространственной автокорреляции, рассчитываемых по формуле

$$I_{Li} = N \cdot \frac{(x_i - \bar{x}) \cdot \sum_j w_{ij}(x_j - \bar{x})}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}. \quad (2)$$

Анализ значений локальных индексов автокорреляции имеет первостепенную важность не только при выявлении полюсов роста в распространении коронавирусной инфекции и их зон влияния, но и при оценке тесноты прямых и обратных межтерриториальных взаимосвязей по методологии Люка Анселина.

При анализе пространственной неоднородности важным вопросом является проблема выбора взвешивающей матрицы пространственных весов, элементы которой отображают удаленность объектов или территориальных систем друг от друга:

$$W_{ij}(q) = \begin{cases} 0, & \text{если } i = j, \\ \frac{1}{d_{ij}^2}, & \text{если } d_{ij} \leq D(q), \\ 0, & \text{если } d_{ij} \geq D(q), \end{cases} \quad (3)$$

где d_{ij} — расстояния между объектами, $D(q)$ — квартили расстояний, $q = 1, \dots, 4$.

Матрица расстояний является аналогом гравитационной модели — притяжение объектов обратно пропорционально квадрату расстояния между ними. Чем дальше располагаются объекты друг от друга, тем меньше они взаимодействуют. Если $q < 4$, то соответствующий квартиль расстояния $D(q)$ является максимальным расстоянием, дальше которого взаимодействие между объектами является несущественным. Если $q = 4$, то происходит учет всех расстояний (в весовой матрице нулевыми будут только элементы главной диагонали).

Точность рассчитываемых индексов пространственной автокорреляции и выявляемых межтерриториальных взаимосвязей во многом зависит от типа использованной в расчетах матрицы. Теоретический обзор работ по пространственному автокорреляционному анализу показал, что в исследованиях используются отдельные матрицы пространственных весов (либо линейных расстояний, либо смежных границ, либо расстояний по автомобильным дорогам) либо специфические матрицы (например миграционные матрицы, матрицы торговых потоков и др.). Помимо этого, данные матрицы либо стандартизируются, либо преобразуются в матрицы обратных расстояний. Для более обоснованной оценки пространственного взаимовлияния региональных систем в процессах распространения коронавирусной инфекции предлагаем использовать различные матрицы пространственных весов в совокупности, включая стандартизированные. Это позволит получить более надежные результаты, проявившиеся не в отдельном случае, при определенной матрице пространственных весов.

Процедура построения матрицы пространственных весов включает следующие этапы: формирование матрицы расстояний между административными центрами субъектов РФ (d_{ij}) по линейным расстояниям, расстояниям по дорогам и смежным границам; преобразование матрицы расстояний в относительную ($w_{ij} = 1/d_{ij}$); стандартизация расстояний между территориальными системами ($W_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum w_{ij}}$). Отбор матриц пространственных весов, используемых для формирования обобщенных результатов, предлагается с помощью оценки статистической значимости рассчитанных коэффициентов пространственной автокорреляции (Z -оценки и p -значения). Их анализ позволит подтвердить достоверность полученных результатов.

$$Z = \frac{I_G - E(I_G)}{SD(I_G)}, \quad (4)$$

где I_G — глобальный индекс пространственной автокорреляции Морана П., $E(I_G)$ — ожидаемое среднее значение глобального индекса Морана П., $SD(I_G)$ — стандартное отклонение глобального индекса Морана П.

Величина Z -оценки позволяет определить, на какое количество стандартных отклонений фактическое значение индекса пространственной автокорреляции удалено от ожидаемого среднего значения. Чем сильнее оно удалено, тем менее вероятно, что фактическое распределение случайно. P -значения рассчитанных глобальных индексов Морана с помощью различных матриц пространственных весов позволят оценить их статистическую значимость и подтвердить достоверность полученных результатов.

Для получения более обоснованных результатов исследования полюсов роста, пространственных кластеров и их зон влияния в процессах распространения коронавирусной инфекции была модифицирована и методология проведения пространственного автокорреляционного анализа П. Морана, в частности диаграмма рассеивания (рис. 1), в которой исследуемые регионы группируются по четырем квадрантам в зависимости от достигнутого уровня анализируемого показателя и особенностей их пространственного размещения. В классической диаграмме рассеивания П. Морана в квадрант HL попадают территориальные системы, являющиеся экстремумами, обладающие более высокими значениями исследуемого показателя по сравнению с близлежащими территориями. К такой категории региональных систем могут быть отнесены и полюса роста (регионы с высокой концентрацией заболевших COVID-19), и территориальные системы, обладающие низким уровнем заболеваемости. Помимо этого, классическая диаграмма рассеивания Морана не исследует силу воздействия полюсов роста, а также пространственных кластеров, представленных в квадранте HH, на территориальные системы, относящиеся к зонам влияния (LH).

LH		HH	
		Пространственные кластеры с высокими значениями анализируемого показателя	
Высокий уровень пространственного взаимовлияния	Низкий уровень пространственного взаимовлияния	Высокий уровень пространственного взаимовлияния	Низкий уровень пространственного взаимовлияния
Являются зоной влияния пространственных кластеров (HH) и полюсов роста (HL)	Испытывают слабое влияние пространственных кластеров (HH) и полюсов роста (HL)	<ul style="list-style-type: none"> Данные территории не являются полюсами роста. Испытывают влияние полюсов роста (HL) и располагаются вокруг них (сформированные кластеры) 	<ul style="list-style-type: none"> Территории испытывают слабое влияние полюсов роста (HL). Являются периферией пространственного кластера
LL		HL	
Кластеризация территорий с низкими значениями показателя		Высокий уровень пространственного взаимовлияния	Низкий уровень пространственного взаимовлияния
<ul style="list-style-type: none"> Территории, не связанные с другими территориальными системами. Не испытывают влияния пространственных кластеров (HH) и полюсов роста (HL) 		<ul style="list-style-type: none"> Полюса роста (ядра пространственного кластера). Зоны с высокой концентрацией ресурсов 	<ul style="list-style-type: none"> Выбросы (экстремумы). Не являются полюсами роста

Рис. 1. Модифицированная авторами диаграмма рассеивания П. Морана [Наумов, Барыбина, 2020]

Для более детального исследования пространственных особенностей распространения коронавирусной инфекции и пространственной кластеризации региональных систем диаграмма рассеивания была модифицирована. В каждом квадранте были выделены территориальные системы с высоким и низким уровнем пространственного взаимовлияния (локальным индексом пространственной автокорреляции выше и ниже среднего уровня). Такая модификация позволит из множества потенциальных полюсов роста распространения коронавирусной инфекции отобрать региональные системы, действительно являющиеся таковыми. Градация регионов

по уровню пространственного взаимовлияния в квадранте НН диаграммы Морана П. позволит выявить уже сформированные и только формирующиеся пространственные кластеры взаимосвязанных регионов, а градация регионов по данному признаку в категории ЛН — установить регионы, испытывающие сильное и слабое влияние полюсов роста и кластеров, то есть пространственные направления распространения коронавирусной инфекции. Для подтверждения выявленных полюсов роста предполагается использование пакета анализа пространственной автокорреляции Морана и горячих, холодных точек Гетиса и Орда в программном комплексе ArcGIS for Desktop 10.7.1.

Для исследования межрегиональных взаимосвязей в процессах распространения коронавирусной инфекции предлагается использовать матрицу пространственной автокорреляции Люка Анселина [Anselin, 1995] (LISA), отражающую корреляционные взаимосвязи между исследуемыми территориальными системами.

$$LISA_{ij} = Z_i \cdot Z_j \cdot W_{ij}, \quad (5)$$

где $LISA_{ij}$ — индекс локальной автокорреляции между двумя регионами; W_{ij} — элемент матрицы пространственных весов для регионов i и j ; Z_i — стандартизированные значения показателя одного региона; Z_j — стандартизированные значения показателя одного региона:

$$Z_i = \frac{X_i - \bar{X}_i}{\sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X}_i)^2}{n}}}, \quad Z_j = \frac{X_j - \bar{X}_j}{\sqrt{\frac{\sum (X_j - \bar{X}_j)^2}{n}}}. \quad (6)$$

Положительные значения локальных индексов автокорреляции между парами регионов в данной матрице характеризуют схожесть территорий по исследуемому показателю, а отрицательные значения — противоположные взаимосвязи между ними. Для выявления наиболее тесных, устойчивых межрегиональных взаимосвязей в процессах распространения коронавирусной инфекции нами использовались средние величины, рассчитанные отдельно для положительных и отрицательных значений локальных индексов автокорреляции. Выделение в матрице Л. Анселина значений, превышающих средние индексы автокорреляции, позволит установить зоны тесного взаимовлияния между полюсами роста, пространственными кластерами и территориями, получающими импульс от их развития. Для поиска действительно устойчивых, не случайных взаимосвязей между регионами по распространению коронавирусной инфекции предлагается использование простых и стандартизированных матриц пространственных весов по смежным границам, линейным расстояниям и расстояниям по автомобильным дорогам. Исследование пространственной неоднородности процессов распространения коронавирусной инфекции в данной работе был выполнен на основе официальных статистических данных за период с марта по ноябрь 2020 года по всем 85 субъектам РФ.

Для исследования и моделирования воздействия COVID-19 на экономическое развитие регионов России были проведены расчеты по панельной регрессионной модели. В ходе исследования предполагается оценить корреляционные взаимосвязи и сформировать модели влияния количества заболевших COVID-19 на динамику объема товарооборота предприятий различных сфер деятельности, выручки от реализации продукции и среднесписочной численности работников, среднемесячной номинальной начисленной заработной платы за период с марта по октябрь 2020 г. Выбор таких показателей обусловлен отсутствием в официальной статистике данных по ключевым индикаторам социально-экономического развития регионов за 2020 год и необходимостью использования в моделировании широкого временного ряда (месячных данных). При построении панельной регрессионной модели предполагается проведение предварительного анализа данных на линейность/нелинейность, стационарность, нормальность распределения и оценки

достоверности построенной модели (статистической значимости параметров регрессии, анализа правильности спецификации модели, проверки наличия автокорреляции между остатками, гетероскедастичности и т. д.). Построенная регрессионная модель позволит оценить экономический ущерб от распространения коронавирусной инфекции в регионах и спрогнозировать его динамику в будущем, а пространственный анализ — установить те территориальные системы, которые больше всего пострадали от пандемии COVID-19, пространственные перспективы распространения данной инфекции и экономических последствий.

Оценка параметров полученной модели и анализ полученных результатов исследования

По данным Роспотребнадзора РФ, численность заболевших COVID-19 в России по состоянию на 30.11.2020 г. достигла 2295.3 тыс. чел. Наибольший удельный вес инфицированных приходился на центральные регионы (табл. 3).

Таблица 2. Динамика изменения удельного веса заболевших COVID-19 в общем объеме инфицированных в России в группе регионов с наибольшим числом выявленных случаев с апреля по ноябрь 2020 года, %

	30.04	31.05	30.06	31.07	31.08	30.09	30.10	30.11
Москва	50.5	44.6	34.2	28.7	26.4	24.9	26.2	26.4
Московская область	11	9.6	8.9	7.6	6.9	6.3	5.4	4.8
Санкт-Петербург	3.8	3.9	3.7	3.7	3.7	3.7	3.8	5.5
Нижегородская область	1.8	2.4	2.7	2.8	2.8	2.8	2.6	2.4
Свердловская область	0.7	1.3	2	2.5	2.5	2.5	2.2	2
Ростовская область	0.9	1.2	1.5	1.5	1.7	1.9	1.9	1.7
Красноярский край	0.6	1	1.4	1.6	1.7	1.7	1.6	1.6
Ханты-Мансийский АО	0.4	0.6	1.4	1.9	2	1.9	1.8	1.5
Воронежская область	0.5	0.5	1.2	1.3	1.4	1.5	1.5	1.5
Иркутская область	0.1	0.4	1.1	1.6	1.7	1.6	1.5	1.4
Всего	70.3	65.5	58.1	53.2	50.8	48.8	48.5	48.8

В городе Москве на конец ноября было зарегистрировано 605.7 тыс. заболевших коронавирусной инфекцией (26.4 % от общего объема заболевших в РФ). Несмотря на существенный рост инфицированных в данном регионе, их удельный вес в общем объеме заболевших начиная с апреля значительно сократился. Такое сокращение было отмечено и в Московской области (с 11 % до 4.8 %), которая занимает второе место по численности заболевших COVID-19. Данная тенденция свидетельствует о существенном расширении географии заболеваемости коронавирусной инфекцией. Если в апреле 2020 года в группе регионов с высоким уровнем заболеваемости (выше среднего по России), согласно данным табл. 3, было сконцентрировано 70.3 % всех инфицированных COVID-19, то к концу ноября их удельный вес сократился до 48.8 %. На протяжении всего 2020 года предельно высокие значения заболеваемости (выше среднего по РФ), помимо г. Москвы и Московской области, наблюдались в г. Санкт-Петербурге, Нижегородской, Свердловской, Ростовской, Воронежской, Иркутской областях, Красноярском крае и ХМАО. Для исследования процессов пространственного распространения коронавирусной инфекции и последующей оценки ее влияния на социально-экономическое развитие регионов был проведен пространственный автокорреляционный анализ по представленной выше методике. Расчет глобального индекса Морана позволил отразить становление и развитие процессов пространственной кластеризации регионов по распространению коронавирусной инфекции (табл. 4).

Таблица 3. Динамика изменения глобального индекса автокорреляции Морана с марта по ноябрь 2020 г. по двум матрицам пространственных весов

	Матрица расстояний по дорогам				Матрица линейных расстояний			
	март	июнь	сентябрь	ноябрь	март	июнь	сентябрь	ноябрь
Глобальный индекс Морана	–0.015	0.027	0.012	0.062	–0.012	0.025	0.013	0.001
Sd (Ii)	0.0001	0.0005	0.0004	0.0005	0.0001	0.0004	0.0004	0.0003
Z-оценка	–106	55	28	125.4	–95	56	31	3.9
P-value	0	0	0	0	0	0	0	0

Если в марте 2020 г. глобальный индекс Морана принимал отрицательные значения и это свидетельствовало о высокой пространственной неоднородности заболеваемости COVID-19 (лишь малая часть регионов имела высокие значения заболеваемости), то уже в июне сформировались пространственные кластеры взаимосвязанных территорий со своими полюсами роста и зонами влияния. Оценка статистической значимости глобальных индексов, результаты которой представлены в табл. 4, подтверждают данный вывод. Процессы пространственной кластеризации регионов по распространению коронавирусной инфекции наблюдались и на диаграммах рассеивания П. Морана (рис. 2 и рис. 3). На конец марта 2020 г. высокий уровень концентрации заболевших COVID-19 был отмечен только в г. Москве, г. Санкт-Петербурге и Московской области. В данных регионах уже сформировался пространственный кластер распространения коронавирусной инфекции, зоной влияния которого стали Владимирская, Тульская, Калужская, Смоленская, Рязанская, Ярославская и Тверская области. Пространственный автокорреляционный анализ по методологии Л. Анселина позволил установить тесные обратные взаимосвязи данных регионов с г. Москвой, отражающие процессы перемещения зараженных коронавирусной инфекцией.

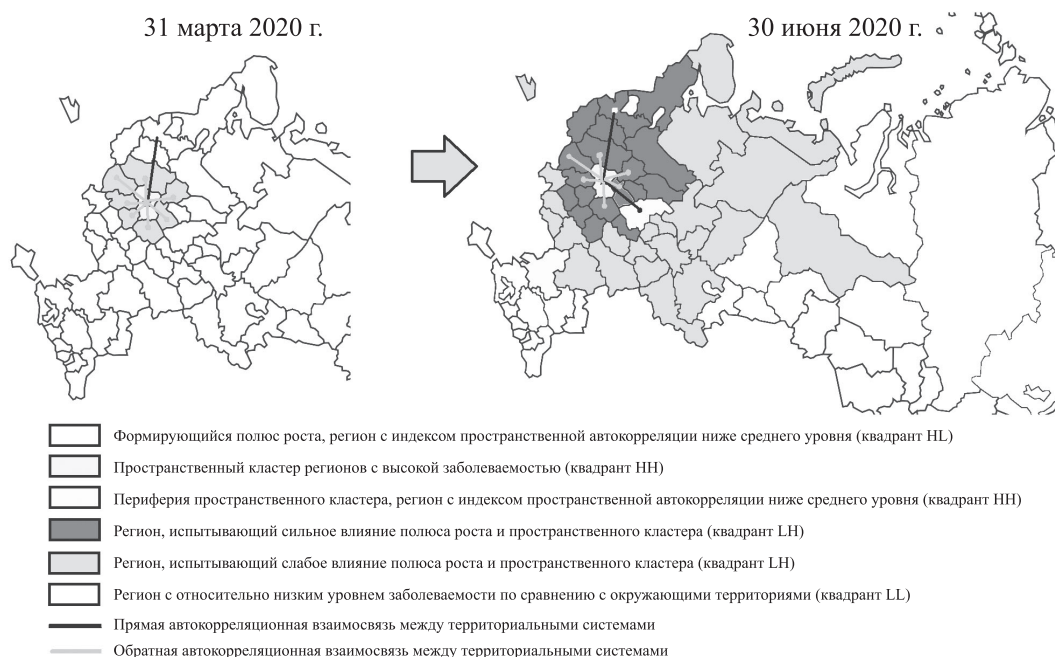


Рис. 2. Трансформация диаграммы рассеивания П. Морана по числу зараженных COVID-19 за период с марта по июнь 2020 г.

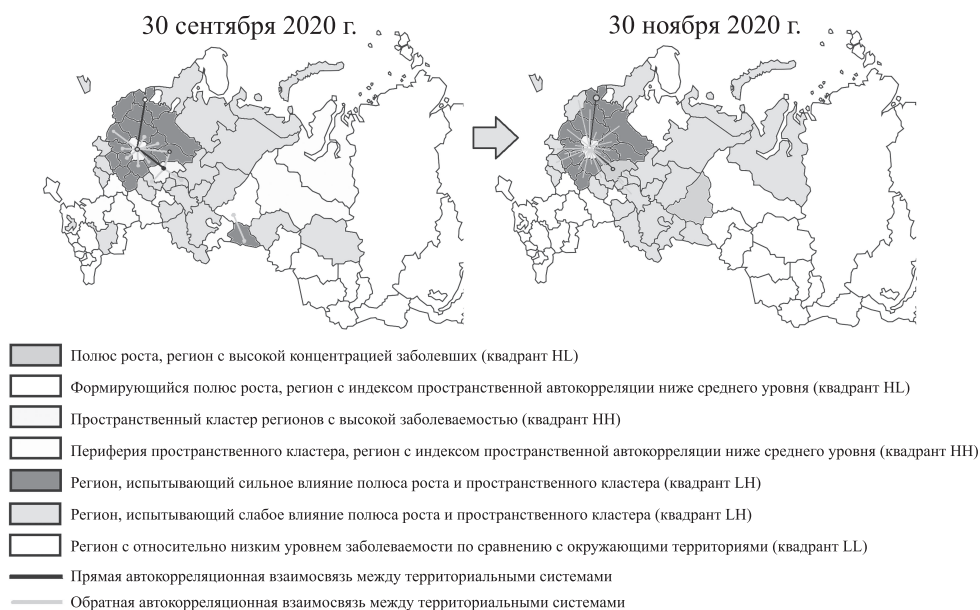


Рис. 3. Трансформация диаграммы рассеивания П. Морана по числу зараженных COVID-19 за период с сентября по ноябрь 2020 г.

Если в марте 2020 г. наблюдался только один эпицентр распространения инфекции и формирующийся полюс роста в Свердловской области, то к концу июня наметились новые эпицентры заражения. В стадии формирования находился еще один пространственный кластер, центром которого стала Нижегородская область. Значительно увеличилось и число потенциальных полюсов роста распространения коронавирусной инфекции (Красноярский край, ХМАО, Республика Дагестан), расширилась и зона их влияния. Сформировавшаяся в данный период зона сильного влияния пространственных кластеров и формирующихся полюсов роста в процессах распространения COVID-19 отмечена на рис. 1 темно-зеленым цветом. Как видно на графике, в зоне сильного влияния находились регионы, окружающие сформировавшийся пространственный кластер (г. Москва – г. Санкт-Петербург – Московская обл. – Нижегородская обл.). Сформировался потенциальный полюс роста и в Сибирском федеральном округе – в Красноярском крае. Дальнейшее исследование процессов трансформации диаграммы рассеивания Морана по числу зараженных коронавирусной инфекцией с использованием пространственного автокорреляционного анализа и различных матриц пространственных весов показало усиление процессов кластеризации регионов в сентябре–ноябре 2020 г. (рис. 2).

К концу сентября сформировалось три устойчивых пространственных кластера распространения коронавирусной инфекции: Центральный (г. Москва – г. Санкт-Петербург – Московская область – Нижегородская область), Уральский (ЯНАО – ХМАО – Челябинская область, с формирующимся полюсом роста в Свердловской области), Южный (Ростовская обл. – Воронежская область – Саратовская область – Волгоградская область – Ульяновская область, с формирующимися полюсами роста в Краснодарском и Ставропольском крае). Помимо этого, расширилась и география формирующегося полюса роста в Сибирском федеральном округе: высокий уровень концентрации заболевших коронавирусной инфекцией был отмечен не только в Красноярском крае (20 тыс. чел.), но и в Иркутской области (19.1 тыс. чел.). В регионах Сибирского и Дальневосточного федерального округов численность инфицированных COVID-19 была значительно ниже отмеченных регионов (в Новосибирской области – 13.1 тыс. чел., в Алтайском крае – 13.8 тыс. чел., в Хабаровском крае – 12.1 тыс. чел., в Приморском крае – 11.8 тыс. чел., в Омской области – 11 тыс. чел., в Кемеровской области – 9.8 тыс. чел., в Республике Саха –

9.4 тыс. чел., в Томской области — 7.8 тыс. чел., в Республике Тыва — 7.7 тыс. чел., на Алтае — 3.5 тыс. чел., в Хакасии — 4.4 тыс. чел.). В ноябре 2020 г. практически во всех регионах существенно возросла численность заболевших COVID-19. Значительный рост распространения коронавирусной инфекции был отмечен в выявленных ранее пространственных кластерах и формирующихся полюсах роста. Из-за высокой концентрации зараженных в данных регионах Центральный, Южный и Уральский пространственные кластеры трансформировались в полюса роста распространения коронавирусной инфекции, значительно повысилась пространственная неоднородность заболеваемости COVID-19. Увеличилось число взаимосвязанных регионов в процессах распространения коронавирусной инфекции (на рис. 2 видно, что установились межрегиональные взаимосвязи Центрального кластера со всеми окружающими регионами). Явные полюса роста сформировались в г. Санкт-Петербурге, Свердловской и Нижегородской областях. Окружающие их регионы, такие как Мурманская, Архангельская, Воронежская, Ростовская, Ульяновская, Саратовская, Волгоградская, Иркутская области, Красноярский и Ставропольский края, ХМАО, стали потенциальными полюсами роста распространения коронавирусной инфекции. В случае дальнейшего ухудшения эпидемиологической ситуации у данных регионов есть реальные перспективы стать полноценными эпицентрами заражения со своими пространственными кластерами и зоной влияния. В данном случае в ближайшем будущем может сформироваться зона сильного влияния полюсов роста в окружении Нижегородской, Свердловской, Архангельской, Ростовской областей и Красноярского края. Таким образом, проведенный анализ позволил установить зоны высокой концентрации инфицированных COVID-19, зоны их влияния, устойчивые межрегиональные взаимосвязи, а также спрогнозировать пространственные направления дальнейшего распространения инфекции.

Оценка влияния пандемии на показатели социально-экономического положения регионов

Рост заболеваемости COVID-19 оказал негативное влияние на показатели социально-экономического развития практически всех субъектов РФ. Однако необходимо отметить, что наибольший экономический ущерб был нанесен тем регионам, которые согласно пространственному автокорреляционному анализу были отнесены к полюсам роста и пространственным кластерам. Результаты сегментации регионов по уровню заболеваемости и снижения товарооборота предприятий обрабатывающей сферы деятельности, представленные в табл. 5, наглядно подтверждают данный тезис. В регионах с самой высокой численностью заболевших коронавирусной инфекцией (г. Москва и Нижегородская область) наблюдался значительный спад товарооборота предприятий обрабатывающих производств, согласно официальным статистическим данным, за период с марта по июнь (13.5 %).

Значительный спад товарооборота в данной сфере был отмечен и в ЯНАО (53.8 %), в регионе, который к июню 2020 г. был потенциальным полюсом роста в распространении COVID-19, в Мурманской (29 %), Волгоградской (16 %), Тульской (16.2 %), Орловской (15.2 %), Смоленской (14.3 %) областях, Республике Башкортостан (15.4 %), Республике Татарстан (10.2 %), которые входили в зону влияния Центрального пространственного кластера.

Для анализа влияния процессов распространения коронавирусной инфекции на социально-экономическое развитие регионов и дальнейшего построения прогнозов был проведен регрессионный анализ по методу наименьших квадратов с использованием панельных данных для 84 субъектов РФ, которые охватывали период с марта 2020 года по август 2020 года (504 наблюдений). Сформированная регрессионная модель подтвердила влияние динамики заболевших COVID-19 (Z) на среднесписочную численность работников предприятий (R):

$$R = 520564.6 - 0.404 \cdot Z. \quad (7)$$

Таблица 4. Сегментация регионов по уровню заболеваемости и снижения товарооборота предприятий обрабатывающей сферы деятельности

	Регионы	Число заболевших COVID-19 в конце июня, чел.	Уровень снижения товарооборота в обрабатывающей сфере в июне по сравнению с мартом, %
Регионы с высоким уровнем заболеваемости (выше 13 тыс. чел.)	Регионы с высоким уровнем снижения товарооборота (выше 10.2 %)		
	г. Москва	456128	–13.4
	Нижегородская обл.	29259	–13.5
	Регионы с уровнем снижения товарооборота ниже среднего (ниже 10.2 %)		
	г. Санкт-Петербург	44218	–4.6
	Свердловская обл.	18944	–4.2
Регионы с уровнем заболеваемости выше среднего по РФ (выше 6.8 тыс. чел.)	Регионы с высоким уровнем снижения товарооборота (выше 10.2 %)		
	Тульская обл.	11506	–16.2
	Волгоградская обл.	9697	–16
	Мурманская обл.	9660	–29
	Респ. Башкортостан	9387	–15.4
	Респ. Татарстан	8572	–10.2
	ЯНАО	8418	–53.8
	Орловская обл.	7338	–15.2
	Смоленская обл.	7217	–14.3
	Регионы с уровнем снижения товарооборота ниже среднего (ниже 10.2 %)		
	Калужская обл.	10826	–7.1
	Краснодарский край	10823	–9.4
	Брянская обл.	10798	–3.2
	Челябинская обл.	10491	–7.5
	Воронежская обл.	10109	–9.3
	Иркутская обл.	9140	–0.8
	Курская обл.	8806	–9.8
	Ставропольский край	8188	–1.3
	Самарская обл.	7816	–6.9
	Ивановская обл.	7027	–3.1

Анализ исходных данных на наличие единичных корней с помощью теста Levin Lin и Chu, показал, что между временными рядами переменных присутствует коинтеграция, необходимая для построения достоверной модели. Оценка данных на стационарность проводилась с помощью теста ADF Дики – Фуллера и Хадри. Результаты данного теста представлены в табл. 6. В результате анализа этих тестов можно сделать вывод, что временные ряды переменных z и r являются стационарными. Учитывая, что между переменными есть стационарность, то также для проверки панельных данных был использован тест Грейнджера, позволяющий определить, имеется ли между переменными причинно-следственная связь.

Результаты теста Грейнджера подтвердили причинно-следственную связь между переменными. Для описания зависимости среднесписочной численности работников предприятий в субъектах РФ от динамики числа заболевших коронавирусной инфекцией были рассмотрены линейные регрессии двух типов: модель с фиксированными эффектами и модель со случайными эффектами. Оценка статистической значимости основных их параметров показала, что модель с фиксированными эффектами является достоверной и лучше характеризует зависимость изучаемых переменных (табл. 7).

Таблица 5. Результаты теста ADF Дики – Фуллера и Хадри

Method	Statistic	Prob.**
ADF – Fisher Chi-square (<i>r</i>)	336.24	0.0000
ADF – Choi Z-stat (<i>r</i>)	–7.96	0.0000
ADF – Fisher Chi-square (<i>z</i>)	197.13	0.0062
ADF – Choi Z-stat (<i>z</i>)	–2.55	0.0053
Hadri Z-stat (<i>r</i>)	15.56	0.0000
Heteroscedastic Consistent Z-stat (<i>r</i>)	14.44	0.0000
Hadri Z-stat (<i>z</i>)	13.33	0.0000
Heteroscedastic Consistent Z-stat (<i>z</i>)	13.91	0.0000

Таблица 6. Регрессионная статистика для модели с фиксированными эффектами зависимости среднесписочной численности работников от численности заболевших COVID-19

Variable	Coefficient	Std. error	t-statistic	Prob.
<i>Z</i>	–0.404	0.033	–12.21	0.0000
<i>C</i>	520564.6	409.01	1272.74	0.0000
<i>R</i> -squared	0.99	Mean dependent var		518163.0
Adjusted <i>R</i> -squared	0.99	S.D. dependent var		658342.1
S.E. of regression	8050.45	Akaike info criterion		20.99
Sum squared resid	2.68E+10	Schwarz criterion		21.74
Log likelihood	–5198.29	Hannan-Quinn criter.		21.28
<i>F</i> -statistic	37790.91	Durbin-Watson stat		1.75
Prob (<i>F</i> -statistic)	0.000000			

Построенная модель подтвердила тесную взаимосвязь между переменными (коэффициент корреляции стремится к единице), остаточная дисперсия минимальна (коэффициент детерминации равен 0.99), модель в целом статистически значима (F -statistic = 0), значимы и параметры регрессии (Prob. (a ; b) = 0). Коэффициент Дарбина Уотсона, принимающий допустимое значение 1.75, свидетельствует об отсутствии автокорреляции между остатками в модели. Для подтверждения наилучшей модели был проведен тест Хаусмана, а также тест правдоподобия, результаты которых представлены в табл. 8. Проведенные тесты показали, что модель со случайными эффектами не является достоверной, ее параметры статистически не значимы. Модель с фиксированными эффектами подтверждает влияние числа заболевших коронавирусной инфекцией на численность сотрудников предприятий в регионах России. Согласно данной модели, рост числа заболевших коронавирусной инфекцией на 10 человек способствует сокращению среднесписочной численности работников предприятий на 4 человека.

Пандемия коронавирусной инфекции оказала значительное влияние на уровень безработицы в России, и построенная модель подтвердила наблюдаемые сегодня тенденции. В ходе данного исследования нами было выявлено влияние динамики числа заболевших COVID-19 (Z) и на уровень среднемесячной номинальной начисленной заработной платы (ZP) работников предприятий различной сфер деятельности в регионах России:

$$ZP = 43768.66 - 0.042 \cdot Z. \quad (8)$$

Данная зависимость была установлена в результате построения регрессионной модели с фиксированными эффектами по методу наименьших квадратов с использованием панельных данных,

Таблица 7. Результаты теста Хаусмана

Test summary	Chi-Sq. statistic	Chi-Sq. d.f.	Prob.
Cross-section random	0.000000	1	1.0000
Period random	0.000000	1	1.0000
Cross-section and period random	0.000000	1	1.0000
Результаты теста правдоподобия для модели с фиксированными эффектами			
Effects Test	Statistic	d.f.	Prob.
Cross-section F	18009.78	–83.414	0.0000
Cross-section Chi-square	4128.73	83	0.0000
Period F	22.71	–5.414	0.0000
Period Chi-square	122.14	5	0.0000
Cross-Section/Period F	17978.77	–88.414	0.0000
Cross-Section/Period Chi-square	4157.33	88	0.0000

Таблица 8. Регрессионная статистика для модели зависимости среднесписочной номинальной начисленной заработной платы от численности заболевших COVID-19 с фиксированными эффектами

Variable	Coefficient	Std. error	t-statistic	Prob.
Z	–0.042	0.009	–4.65	0.0000
C	43768.66	120.3	363.82	0.0000
R -squared	0.98	Mean dependent var		43470.30
Adjusted R -squared	0.98	S.D. dependent var		17940.47
S.E. of regression	2467.62	Akaike info criterion		18.60
Sum squared resid	3.03E+09	Schwarz criterion		19.28
Log likelihood	–5377.78	Hannan-Quinn criter.		18.87
F -statistic	339.23	Durbin-Watson stat		1.98
Prob (F -statistic)	0.0000			

охватывающих временной период с марта 2020 года по сентябрь 2020 года (588 наблюдений), результаты которой представлены в табл. 9. Согласно данной модели, рост числа заболевших коронавирусной инфекцией на 1 человека на протяжении рассматриваемого периода способствовало сокращению средней начисленной заработной платы на 0,04 рубля.

Разработанная модель в дальнейшем будет применяться как инструмент комплексного количественно-качественного прогнозирования, а системы регрессионных уравнений станут базой для разработки стратегий поведения агентов в рамках парадигмы агент-ориентированного моделирования. Результаты проведенного в рамках исследования пространственного автокорреляционного анализа и выявленные в ходе его реализации полюса роста дальнейшего распространения коронавирусной инфекции, кластеры тесно взаимосвязанных регионов и их зон сильного влияния станут основой для формируемой на следующем этапе исследования агент-ориентированной модели в виде программного комплекса, предназначенного для системы поддержки принятия решений. Данная модель позволит прогнозировать процессы распространения коронавирусной инфекции и ее социально-экономические последствия для различных региональных систем. Выявленные в результате исследования направления дальнейшего пространственного распространения коронавирусной инфекции, а также сформированные регрессионные модели влияния процессов распространения COVID-19 на социально-экономическое развитие

регионов могут использоваться и для формирования агент-ориентированных моделей, прогнозирующих динамику уровня безработицы и доходов населения в региональных системах, агент-ориентированных моделей распространения коронавирусной инфекции.

Заключение

В результате исследования был разработан методологический подход, позволяющий оценить динамику трансформации пространственной кластеризации процессов распространения коронавирусной инфекции на макроэкономическом уровне (формирования полюсов роста с высоким уровнем концентрации инфицированных, пространственных кластеров взаимосвязанных территорий и зон их влияния, тесных межрегиональных взаимосвязей), а также позволяющий смоделировать и спрогнозировать влияние ухудшающейся эпидемиологической ситуации на социально-экономическое развитие региональных систем. Новизной представленного подхода является использование различных матриц пространственных весов при проведении пространственного автокорреляционного анализа, что необходимо для получения более обоснованных выводов. Новизной обладает и представленная в работе модификация диаграммы рассеивания П. Морана. Выделение в каждом квадранте данной матрицы территорий с различной силой пространственного взаимовлияния (по локальному индексу Морана) позволяет установить уже сформированные и только формирующиеся полюса роста, пространственные кластеры и их периферию, зоны сильного и слабого влияния. Использование данного критерия в матрице локальных индексов автокорреляции Л. Анселина позволяет выявить устойчивые, тесные прямые и обратные взаимосвязи между регионами в процессах распространения коронавирусной инфекции.

Представленный в работе подход позволил исследовать динамику процесса кластеризации регионов по распространению коронавирусной инфекции и установить сформировавшийся пространственный кластер, объединяющий г. Москву и Московскую область, отличающийся высоким уровнем инфицирования COVID-19, обладающий сильной зоной влияния и устойчивыми межрегиональными взаимосвязями с окружающими регионами. В ходе исследования были выявлены и сформировавшиеся полюса роста, эпицентры распространения инфекции (г. Санкт-Петербург, Свердловская и Нижегородская области). Практическое применение данного методического подхода позволило спрогнозировать дальнейшие пространственные направления распространения коронавирусной инфекции (Мурманская, Архангельская, Воронежская, Ростовская, Ульяновская, Саратовская, Волгоградская, Иркутская области, Красноярский и Ставропольский края и ХМАО). Регрессионный анализ с использованием панельных данных подтвердил влияние заболеваемости COVID-19 на среднесписочную численность работников на предприятиях, уровень среднемесячной номинальной начисленной заработной платы и позволил сформировать модель, которая может быть использована для сценарного прогнозирования социально-экономических последствий от распространения коронавирусной инфекции. Результаты пространственного автокорреляционного анализа и регрессионного моделирования формируют основу для разработки дифференцированного подхода к выбору механизмов стабилизации эпидемиологической ситуации в регионах и сглаживания социально-экономических последствий.

Предложенный подход к моделированию последствий COVID-19 может быть расширен за счет использования полученных результатов исследования при проектировании агент-ориентированных моделей, которые позволят оценить средние- и долгосрочные социально-экономические последствия пандемии с точки зрения особенностей поведения различных групп населения. Проведение компьютерных экспериментов позволит воспроизвести социально-демографическую структуру населения и оценить различные ограничительные меры в регионах России, сформировать пространственные приоритеты поддержки населения и бизнеса в условиях пандемии. Таким образом, на основе предлагаемого методологического подхода может быть

разработана агент-ориентированная модель в виде программного комплекса, предназначенного для системы поддержки принятия решений оперативным штабом, центрам мониторинга эпидемиологической ситуации, органам государственного управления на федеральном и региональном уровнях.

Список литературы (References)

- Асатрян М. Н., Герасимук Э. Р., Логунов Д. Ю., Семенов Т. А., Гинцбург А. Прогнозирование динамики заболеваемости COVID-19 и планирование мероприятий по вакцинопрофилактике населения Москвы на основе математического моделирования // Журнал микробиологии, эпидемиологии и иммунобиологии. — 2020. — № 3. — С. 289–302.
- Asatryan M. N., Gerasimuk E. R., Logunov D. Yu., Semenov T. A., Ginc'urg A. Prognozirovanie dinamiki zabolevaemosti COVID-19 i planirovanie meroprijatij po vakcinoprofilaktike naselenija Moskvy na osnove matematicheskogo modelirovanija [Predicting the dynamics of COVID-19 incidence and planning measures for vaccine prevention of the Moscow population based on mathematical modeling] // Zhurnal mikrobiologii, jepidemiologii i immunobiologii [Journal of Microbiology, Epidemiology and Immunobiology]. — 2020. — No. 3. — P. 289–302 (in Russian).
- Головнин М. Ю., Никитина С. А. Каналы воздействия пандемии COVID-19 на экономику России // Вестник Института экономики РАН. — 2020. — № 5. — С. 9–23.
- Golovnin M. Yu., Nikitina S. A. Kanaly vozdejstviya pandemii COVID-19 na ekonomiku Rossii [[Channel of the impact of the COVID-19 pandemic on its Russian economy] // Vestnik Instituta jekonomiki RAN [Bulletin of the IE RAS]. — 2020. — No. 5. — P. 9–23. (in Russian).
- Калякина И. М., Аванесян Э. А., Сайфуллин А. С. Влияние COVID-19 на экономику России // Московский экономический журнал. — 2020. — № 6. — С. 234–240.
- Kaljakina I. M., Avanesjan E. A., Saifullin A. S. Vlijanie COVID-19 na ekonomiku Rossii [The impact of COVID-19 on its Russian economy] // Moskovskij ekonomicheskij zhurnal [Moscow journal]. — 2020. — No. 6. — P. 234–240 (in Russian).
- Кокоулина М. В., Епифанова А. С., Пелиновский Е. Н., Куркина О. Е., Куркин А. А. Анализ динамики распространения коронавируса с помощью обобщенной логистической модели // Труды НГТУ им. Р. Е. Алексеева. — 2020. — № 3 (130). — С. 28–41.
- Kokoulina M. V., Epifanova A. S., Pelinovskij E. N., Kurkina O. E., Kurkin A. A. Analiz dinamiki rasprostraneniya koronavirusa s pomoshh'ju obobshhennoj logisticheskoy modeli [Analysis of the dynamics of the spread of coronavirus using a generalized logistic model] // Trudy NGTU im. R. E. Alekseeva [Transactions of NNSTU n.a. R. E. Alekseev]. — 2020. — No. 3 (130). — P. 28–41 (in Russian).
- Кольцова Э. М., Куркина Е. С., Васецкий А. М. Математическое моделирование распространения эпидемии коронавируса COVID-19 в Москве // Computational nanotechnology. — 2020a. — № 1. — С. 99–105.
- Kol'cova E. M., Kurkina E. S., Vaseckij A. M. Matematicheskoe modelirovanie rasprostraneniya epidemii koronavirusa COVID-19 v Moskve [Mathematical modeling of the spread of the epidemic of coronavirus COVID-19 in Moscow] // Computational nanotechnology. — 2020a. — No. 1. — P. 99–105 (in Russian).
- Кольцова Э. М., Куркина Е. С., Васецкий А. М. Математическое моделирование распространения эпидемии коронавируса COVID-19 в ряде европейских, азиатских стран, Израиле и России // Проблемы экономики и юридической практики. — 2020b. — № 2. — С. 154–165.
- Kol'cova E. M., Kurkina E. S., Vaseckij A. M. Matematicheskoe modelirovanie rasprostraneniya jepidemii koronavirusa COVID-19 v rjade evropejskih, aziatskih stran, Izraile i Rossii [Mathematical modeling of the spread of the epidemic of the coronavirus COVID-19 in a number of European, Asian countries, Israel and Russia] // Problemy ekonomiki i yuridicheskoy praktiki [Economic Problems and Legal Practice]. — 2020b. — No. 2. — P. 154–165 (in Russian).
- Курюкин А. Н. COVID-19 как вызов экономике, социуму, политике // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). — 2020. — № 3. — С. 250–265.
- Kurjukin A. N. COVID-19 kak vyzov jekonomike, sociumu, politike [COVID-19 as a challenge to its economy, society, politics] // MIR (Modernizacija. Innovacii. Razvitie) [MIR (Modernization. Innovation. Research)]. — 2020. — No. 3. — P. 250–265 (in Russian).
- Левшукова О. А., Матвеев А. С., Позоян Д. П. Возможные последствия пандемии COVID-19 на развитие экономики России // ЕГИ. — 2020. — № 3 (29). — С. 191–194.
- Levshukova O. A., Matveev A. S., Pozoyan D. P. Vozmozhnye posledstviya pandemii COVID-19 na razvitie ekonomiki Rossii [Potential consequences of the COVID-19 pandemic on the development of its Russian economy] // EGI (Estestvenno-gumanitarnye issledovaniya) [Natural humanitarian studies]. — 2020. — No. 3 (29). — P. 191–194 (in Russian).

- Макаров В. Л., Бахтизин А. Р., Сушко Е. Д., Агеева А. Ф. Моделирование эпидемии COVID-19 — преимущества агент-ориентированного подхода // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. — 2020. — № 4. — С. 58–73.
Makarov V. L., Bakhtizin A. R., Sushko E. D., Ageeva A. F. Modelirovanie epidemii COVID-19 — preimushhestva agent-orientirovannogo podhoda [Modeling the COVID-19 epidemic — the advantages of an agent-based approach] // Ekonomicheskie i social'nye peremeny: fakty, tendencii, prognoz [Economic and social changes: facts, trends, forecast]. — 2020. — No. 4. — P. 58–73 (in Russian).
- Маркина А. Н. Государственное регулирование экономики в условиях борьбы с COVID-19 // Экономика и бизнес: теория и практика. — 2020. — № 6. — С. 191–194.
Markina A. N. Gosudarstvennoe regulirovanie ekonomiki v usloviyah bor'by s COVID-19 [State regulation of its economy in the context of COVID-19] // Ekonomika i biznes: teoriya i praktika [Economy and business: theory and practice]. — 2020. — No. 6. — P. 191–194 (in Russian).
- Мелик-Гусейнов Д. В., Карякин Н. Н., Благодравова А. С., Клишко В. И., Баврина А. П., Другова О. В., Саперкин Н. В., Ковалишена Н. В. Регрессионные модели прогнозирования количества летальных исходов при новой коронавирусной инфекции // Современные технологии в медицине. — 2020. — № 20. — С. 6–13.
Melik-Guseynov D. V., Karjakin N. N., Blagonravova A. S., Klimko V. I., Bavrina A. P., Drugova O. V., Saperkin N. V., Kovalishena N. V. Regressionnye modeli prognozirovaniya kolichestva letal'nyh ishodov pri novej koronavirusnoj infekcii [Regression models for predicting the number of deaths in a new coronavirus infection] // Sovremennye tehnologii v medicine [Modern technologies in medicine]. — 2020. — No. 20. — P. 6–13 (in Russian).
- Наркевич А. Н., Шадрин К. В., Виноградов К. А. Моделирование распространения коронавирусной инфекции на территории города Красноярска // Сибирское медицинское обозрение. — 2020. — № 2 (122). — С. 111–116.
Narkevich A. N., Shadrin K. V., Vinogradov K. A. Modelirovanie rasprostraneniya koronavirusnoj infekcii na territorii goroda Krasnojarska [Modeling the spread of coronavirus infection in the city of Krasnoyarsk] // Sibirskoe medicinskoe obozrenie [Siberian medical review]. — 2020. — No. 2 (122). — P. 111–116 (in Russian).
- Наумов И. В., Барыбина А. З. Пространственная регрессионная модель инновационного развития регионов // Вестник Томского государственного университета. — 2020.
Naumov I. V., Barybina A. Z. Prostranstvennaja regressionnaja model' innovacionnogo razvitija regionov [Spatial regression model of innovative development of regions] // Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta [Tomsk State University Journal]. — 2020. (in Russian).
- Наумов И. В., Красных С. С. Исследование межрегиональных взаимосвязей в процессах развития минерально-сырьевого комплекса Российской Федерации // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. — 2019. — № 8. — С. 108–125.
Naumov I. V., Krasnyh S. S. Issledovanie mezhtsegiional'nyh vzaimosvjazej v processah razvitija mineral'no-syr'evogo kompleksa Rossijskoj Federacii [Investigation of interregional relationships in the development of the mineral and raw materials complex of the Russian Federation] // Izvestija vysshih uchebnyh zavedenij. Gornyj zhurnal [News of the higher institutions. Mining journal]. — 2019. — No. 8. — P. 108–125 (in Russian).
- Обеснюк В. Ф. Динамика локальной эпидемической вспышки COVID-19 через призму компартмент-моделирования // Анализ риска здоровью. — 2020. — № 2. — С. 83–91.
Obesnjuk V. F. Dinamika lokal'noj epidemicheskoi vspyshki COVID-19 cherez prizmu kompartment-modelirovanija [Dynamics of a local epidemic outbreak of COVID-19 through the prism of compartment modeling] // Analiz riska zdorov'ju [Health Risk Analysis]. — 2020. — No. 2. — P. 83–91 (in Russian).
- Солдатова С. С., Пивкина К. Р. Экономические последствия пандемии «COVID-19» для России // StudNet. — 2020. — № 2. — С. 260–265.
Soldatova S. S., Pivkina K. R. Ekonomicheskie posledstviya pandemii "COVID-19" dlja Rossii [Its economic consequences of the "COVID-19" pandemic for Russia] // StudNet. — 2020. — No. 2. — P. 260–265 (in Russian).
- Anselin L. Local indicators of spatial association — LISA // Geographical Analysis. — 1995. — Vol. 27, No. 2. — P. 93–115.
- Cavalcante J. R., Abreu A. d. J. L. d. COVID-19 in the city of Rio de Janeiro: spatial analysis of first confirmed cases and deaths // Epidemiologia e Serviços de Saúde. — 2020. — Vol. 29. — P. 1–9.
- Kang D., Choi H., Kim J.-H., Choi J. Spatial epidemic dynamics of the COVID-19 outbreak in China // International Journal of Infectious Diseases. — 2020. — Vol. 94. — P. 96–102.

- Karaye I. M., Horney J. A.* The Impact of Social Vulnerability on COVID-19 in the U.S.: An Analysis of Spatially Varying Relationships // *American journal of preventive medicine.* — 2020. — Vol. 59 (3). — P. 317–325.
- Liu Z., Magal P., Seydi O., Webb G.* Predicting the cumulative number of cases for the COVID-19 epidemic in China from early data // *Populations and Evolution.* — 2020. — P. 1–10.
- Mollano A., Rivera K., Vahedi B.* Artificial Neural Network Modeling of Novel Coronavirus (COVID-19) Incidence Rates across the Continental United States // *International Journal of Environmental Research and Public Health.* — 2020a. — Vol. 17 (12). — P. 4204.
- Mollano A., Vahedi B., Rivera K.* GIS-based spatial modeling of COVID-19 incidence rate in the continental United States // *Science of The Total Environment.* — 2020b. — Vol. 728. — P. 138884.
- Tang W., Liao H., Marley G., Wang Z., Cheng W., Wi D., Yu R.* The Changing Patterns of Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Tempogeographic Analysis of the Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 Epidemic // *Clin Infect Dis.* — 2020. — Vol. 71 (15). — P. 818–824.
- Truszkowska A., Behring B., Hasanyan J., Zino L., Butail S., Caroppo E., Jiang Z-P., Rizzo A., Porfiri M.* High-Resolution Agent-Based Modeling of COVID-19 Spreading in a Small Town // *Advanced Theory And Simulation.* — 2021. — P. 2000277.
- Yang W., Deng D., Li C., Huang J.* Spatio-Temporal Patterns of the 2019-nCoV Epidemic at the County Level in Hubei Province, China // *International Journal of Environmental Research and Public Health.* — 2020. — Vol. 17 (7). — P. 2563.
- Ye L., Hu L.* Spatiotemporal distribution and trend of COVID-19 in the Yangtze River Delta region of the People's Republic of China // *Geospatial Health.* — 2020. — Vol. 15 (1). — P. 25–32.