DOI: 10.29141/2218-5003-2021-12-4-6
JEL Classification: C38, L66, R58

Сценарное моделирование и прогнозирование пространственной трансформации рынка общественного питания в России

И.В. Наумов[1], В.М. Седельников[1]
[1] Институт экономики УрО РАН, г. Екатеринбург, РФ

Аннотация. Пандемия коронавирусной инфекции и пространственные особенности усиливают дисбаланс развития рынка общественного питания в России. Статья посвящена выявлению проблем пространственной трансформации данного рынка в российских регионах. Анализ теоретико-методических основ исследования показал, что имеющиеся методические подходы не позволяют оценить пространственный аспект этой трансформации. Методология работы базируется на теоретических положениях региональной и пространственной экономики, в частности теориях полюсов роста Ф. Перру, центральных мест В. Кристаллера, «центр – периферия» Дж. Фридмана и др. С использованием совокупности методов пространственного автокорреляционного анализа, регрессионного моделирования и ARIMA-прогнозирования разработан системный подход к моделированию и прогнозированию процессов пространственной трансформации рынка общественного питания. В результате применения этого подхода определены основные методы прогнозирования показателей развития рынка, их преимущества и недостатки; обоснована необходимость использования пространственного автокорреляционного анализа для оценки особенностей трансформации рынка и предложена методика его проведения. Установлена тенденция снижения пространственной дифференциации рынка общественного питания и повышения количества схожих по уровню его развития регионов; с помощью регрессионного анализа выявлены основополагающие факторы влияния на оборот общественного питания, ВРП и среднедушевые денежные доходы населения. ARIMA-моделирование динамики данных факторов позволило спроектировать прогнозные сценарии развития исследуемого рынка до 2022 г. С учетом полученных результатов обозначены перспективы развития российского рынка общественного питания в условиях ухудшения эпидемиологической ситуации.

Ключевые слова: государственное управление; сценарное прогнозирование; рынок общественного питания; пространственная трансформация; автокорреляционный анализ; ARIMA-моделирование.

Финансирование: Статья подготовлена в соответствии с Планом НИР для Лаборатории моделирования пространственного развития территорий ФГБУН Института экономики УрО РАН на 2021 год по теме «Методология моделирования пространственного развития макрорегионов в контексте обеспечения их экономической безопасности».

Дата поступления статьи: 11 июня 2021 г.

Ссылка для цитирования: Наумов И.В., Седельников В.М. (2021). Сценарное моделирование и прогнозирование пространственной трансформации рынка общественного питания в России // Управленец. Т. 12, №4. С. 75–91. DOI: 10.29141/2218-5003-2021-12-4-6.

Scenario modelling and forecasting of spatial transformation in the Russian catering market

Ilya V. Naumov[1], Vladislav M. Sedelnikov[1]
[1] Institute of Economics of the Ural Branch of the RAS, Ekaterinburg, Russia

Abstract. The COVID-19 pandemic and spatial peculiarities exacerbate the imbalance in the development of the catering market in Russia. The paper reveals the problems of spatial transformation of the market in Russian regions. Analysis of the theoretical foundations of the research showed that the existing methodological approaches neglect the spatial aspect of this transformation. Methodologically, the study relies on theoretical provisions of regional and spatial economics, including Perroux's growth pole theory, Christaller's central place theory, and Friedmann's core-periphery model. Using the methods of spatial autocorrelation analysis, regression modelling and ARIMA-forecasting, the authors develop a system-based approach to modelling and forecasting the processes of spatial transformation of the public catering market. The research specifies the main methods for forecasting the development indicators of the market, as well as their advantages and disadvantages; it also substantiates the need to apply spatial autocorrelation analysis for assessing the distinguishing features of the market transformation and proposes a methodology for its implementation. The authors established a downward trend in the catering market differentiation and an upward trend in the number of regions similar in terms of their development. Regression analysis helped identify the major factors affecting the catering market's turnover, such as GRP and average per capita income of the population. ARIMA-modelling of these factors' dynamics allowed designing forecast scenarios for the development of the Russian catering market until 2022. Based on the research results, the study outlines the development prospects of the Russian catering market in the context of a worsening epidemiological situation.

Keywords: public administration; scenario forecasting; catering market; spatial transformation; autocorrelation analysis; ARIMA modelling.

Funding: The paper was prepared in accordance with the R&D Plan for the Laboratory for Spatial Territorial Development Modelling of the Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences for 2021 on the topic "Methodology for modelling the spatial development of macroregions in the context of ensuring their economic security".

Paper submitted: June 11, 2021

For citation: Naumov I.V., Sedelnikov V.M. (2021). Scenario modelling and forecasting of spatial transformation in the Russian catering market. *Upravlenets – The Manager*, vol. 12, no. 4, pp. 75–91. DOI: 10.29141/2218-5003-2021-12-4-6.

ВВЕДЕНИЕ

Рынок общественного питания является одной из наиболее пострадавших от воздействия пандемии коронавирусной инфекции отраслей экономики. Ухудшение экономического положения предприятий малого и среднего бизнеса, снижение покупательной способности населения, рост безработицы и инфляции, повышение арендных ставок и недоступность банковских кредитов, а также значительный спад посещаемости заведений общественного питания в связи со сложной эпидемиологической ситуацией и переходом основных клиентов на дистанционный формат работы самым негативным образом повлияли на показатели развития данного рынка. Это влияние коснулось и пространственной неоднородности развития рынка общественного питания в регионах России. Расширенное применение онлайн-сервисов в области торговли продуктами питания, заказов ресторанной еды через специальные приложения (агрегаторы) предотвратили массовое банкротство предприятий общественного питания в активно развивающихся территориальных системах. Однако рынок общественного питания тех регионов, предприятия которого не перестроились на новый формат взаимодействия с потребителями, испытывает серьезные трудности.

С учетом актуальности этой проблемы целью исследования стало определение пространственных диспропорций в развитии рынка общественного питания, анализ факторов, оказывающих влияние на его оборот, и прогнозирование его дальнейшего развития.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

- провести теоретический анализ используемых методических подходов к сценарному моделированию и прогнозированию развития рынка общественного питания и сформировать системный подход, учитывающий преимущества и недостатки различных методов;
- выполнить пространственный автокорреляционный анализ развития рынка общественного питания в динамике, установить регионы – полюса роста, пространственные кластеры похожих по уровню развития рынка общественного питания регионов и зоны их влияния;
- на основе ARIMA-моделирования спрогнозировать динамику оборота рынка общественного питания в регионах РФ и построить регрессионную модель его зависимости от ВРП и среднедушевых денежных доходов населения.

Решение данных задач позволит не только обосновать пространственную дифференциацию развития рынка общественного питания в России, но и выявить регионы со схожими характеристиками, а также сформировать прогнозные сценарии развития указанного рынка до 2022 г.

ОБЗОР ПОДХОДОВ К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ И МОДЕЛИРОВАНИЮ РАЗВИТИЯ РЫНКА ОБЩЕСТВЕННОГО ПИТАНИЯ

Отрасль общественного питания, выполняющая важную народнохозяйственную функцию – обеспечение населения страны качественной и доступной продовольственной продукцией, является одной из самых перспективных и динамично развивающихся в российской экономике.

Межгосударственными стандартами качества (ГОСТ 31985-2013 и ГОСТ 30389-2013) определены ключевые дефиниции сферы общественного питания[1].

Так, под общественным питанием (индустрией питания) понимается отрасль экономики, которую составляют предприятия различных форм собственности и организационно-управленческой структуры, организующая питание населения, а также производство и реализацию готовой продукции и полуфабрикатов как на предприятии общественного питания, так и вне его, с возможностью оказания широкого перечня услуг по организации досуга и других дополнительных услуг.

Соответственно, под предприятием общественного питания понимается объект хозяйственной деятельности, предназначенный для изготовления продукции общественного питания, создания условий для потребления и реализации продукции общественного питания и покупных товаров (в том числе пищевых

[1] ГОСТ 31985_2013. Межгосударственный стандарт. Услуги общественного питания. Термины и определения. – Введ. 01.01.2015. Межгосударственный совет по стандартизации, метрологии и сертификации. http://docs.cntd.ru/document/1200103471; ГОСТ 30389_2013. Услуги общественного питания. Предприятия общественного питания. Классификация и общие требования. Введ. 01.01.2016. Межгосударственный совет по стандартизации, метрологии и сертификации. http://docs.cntd.ru/document/1200107325.

продуктов промышленного изготовления) как на месте изготовления, так и вне его по заказам, а также для оказания разнообразных дополнительных услуг, в том числе по организации досуга потребителей.

Наконец, под услугами общественного питания понимается результат деятельности предприятий общественного питания по удовлетворению потребностей потребителя в продукции общественного питания, создании условий для реализации и потребления продукции общественного питания и покупных товаров, проведении досуга и других дополнительных услугах.

Изложенное позволяет обозначить три основные функции предприятий общественного питания: производство готовой продукции и полуфабрикатов, их последующая реализация и создание условий для их потребления как внутри предприятий, так и за их пределами, т. е. организация потребления (в том числе кейтеринга и других дополнительных услуг).

В межгосударственном стандарте ГОСТ 30389-2013 обозначена также классификация предприятий общественного питания, таких как ресторан, кафе, бар, предприятия быстрого обслуживания, столовые, закусочные и т. д., и их специфика (особенности и методы обслуживания, ассортимент предоставляемой продукции и услуг, оснащенность, квалификация персонала и качество обслуживания).

Обобщая вышесказанное, согласимся с точкой зрения М.А. Голубевой и Т.И. Карпаковой, которые под рынком общественного питания понимают систему социально-экономических отношений между предприятиями общественного питания и потребителями по купле-продаже и потреблению продукции общественного питания и услуг по организации ее потребления [Голубева, Карпакова, 2019, с. 18].

В зарубежной научной литературе встречается несколько методических подходов к прогнозированию продаж предприятий общественного питания и уровня спроса потребителей на их продукцию. Для моделирования влияния различных факторов на показатели эффективности деятельности предприятий этого вида исследователями обычно используются такие методы анализа, как множественная регрессия, регрессия Пуассона, модели Бокса – Дженкинса (ARIMA-модели), экспоненциальное сглаживание и модели Холта – Винтерса, искусственные нейронные сети, гибридные модели, модели анализа рыночной корзины, прогнозирование на основе анализа временных рядов.

Например, методы множественной регрессии были использованы М.Д. Гортс и Дж.П. Келли при прогнозировании розничных продаж. Авторы пришли к выводу об изменении взаимосвязей между зависимыми и независимыми переменными в течение периода времени, что вызывает необходимость постоянного пересмотра или полной перестройки модели [Geurts, Kelly, 1986, p. 265]. К. Руй и А. Санчез использовали методы скользящих средних, экспоненциальные методы сглаживания, методы Холта и Винтерса, а также линейные и множественные регрессии для прогнозирования объема приемов пищи в заведениях общественного питания. Исследование показало, что наиболее точные результаты прогнозирования дает множественная регрессия [Ryu, Sanchez, 2003, p. 32]. Ее использовали также Д. Рейнольдс, И. Рахман, В. Балинбин, которые с помощью методов множественной регрессии рассматривали влияние макроэкономических факторов (процента изменения индекса потребительских цен, цен на продукты питания, численности населения и безработицы) на уровень будущих продаж в ресторанной индустрии и ее подсегментах [Reynolds, Rahman, Balinbin, 2013, p. 322]. Ф.Дж. Форст использовал регрессионные модели и модели Бокса – Дженкинса для прогнозирования еженедельных продаж в небольшом ресторане кампуса [Forst, 1992, p. 18]. В работе М.С. Моргана и П.К. Чинтагунты методы регрессии применялись в рамках прогнозирования продаж ресторана, при этом рассматривался и сезонный фактор, когда ресторан открывался и закрывался в различные периоды (недели, времена года) [Morgan, Chintagunta, 1997, p. 122].

Метод регрессии Пуассона задействовался в исследовании С. Кокса, С.Дж. Веста и Л.С. Айкена для прогнозирования количества клиентов, обслуживаемых в ресторане в течение определенного периода времени [Coxe, West, Aiken, 2009, p. 125].

Модели Бокса – Дженкинса, в отличие от моделей множественной регрессии и регрессии Пуассона, не содержат причинно-следственной связи, а используются для поиска временных закономерностей в рядах исторических данных. С.Е. Кимс, Р.Б. Чейз, С. Чой, П.У. Ли, Е.Н. Нгонзи, а также В. Чианг и Дж.С.Х. Чен использовали данные модели для прогнозирования уровня ресторанных доходов [Kimes et al., 1998, p. 35; Chiang, Chen, 2007, p. 112]. В публикации С. Ху, М. Чена и С.-Л.С. Маккейна прогнозируется кратко- и среднесрочное значение выручки ресторанов с шведским столом в казино [Hu, Chen, McCain, 2004, p. 82].

Одним из наиболее распространенных методов для составления прогнозов является используемое с конца 1950-х гг. экспоненциальное сглаживание. Дж.Дж. Миллером, С.С. Маккэхоном, Дж.Л. Миллером данный метод применялся для прогнозирования продаж продуктов питания и напитков [Miller, McCahon, Miller, 1991, p. 48; 1993, p. 98]. Исследования Д.А. Крэнаджа и В.П. Эндрю, а также Т. Женга, Б.А.Н. Блума, Х. Ванга и Т. Шриера показали, что при анализе реальных продаж в ресторане, который расположен в университетском городке небольшого размера, модели Бокса – Дженкинса и экспоненциального сглаживания дали лучшие результаты, чем эконометрическая модель [Cranage, Andrew, 1992, p. 135; Zheng et al., 2012, p. 462]. Л.М. Лью, С. Бхатачария, С.Л. Склов, Р. Чен, В.Дж. Латяк использовали сезонные модели ARIMA и модели Бокса – Дженкинса при анализе больших

данных для одной из крупнейших в мире мультибрендовых сетей ресторанов быстрого питания [Liu et al., 2001, p. 468].

В отличие от перечисленных методов прогнозирования, в основе которых лежит функциональное предположение о взаимосвязи между наблюдаемыми данными и различными факторами внешней и внутренней среды и последующей оценкой параметров данной функции, искусственные нейронные сети, вдохновленные исследованиями нервной системы человека, используют взаимодействия в сетевой архитектуре для автоматической оценки основной неизвестной функции, которая лучше всего описывает процесс спроса.

Так, И. Алон, М. Ки и Р.Дж. Садовски объединили искусственные нейронные сети и генетический алгоритм для разработки модели прогноза продаж небольшого ресторана в Тайбэе и применили эти методы для прогнозирования результатов функционирования ресторана. В качестве исходных данных были выбраны такие факторы, как сезонное влияние, влияние праздников, количество местных мероприятий и продаж, рекламные акции, рекламный бюджет и объем рекламы [Alon, Qi, Sadowski, 2001, p. 152].

Достаточно часто исследователи обращаются к гибридному подходу, задействующему несколько моделей. Л. Абурто и Р. Вебер в приложении о ежедневных продажах продукта в супермаркете использовали модели ARIMA и нейронных сетей [Aburto, Weber, 2007, p. 525]. С помощью подобного гибридного варианта моделирования Дж.П. Жанг прогнозировал продажи ресторанов [Zhang, 2003, p. 165].

В отдельных зарубежных работах прослеживается использование правил ассоциативных рядов с целью анализа рыночной корзины, трансакций между ресторанами и их потребителями. В публикации У. Ли, П. Нинга, Х.С. Ванга и С. Джаджодии рассматривается проблема ассоциативных правил мышления, которые выполняются либо во всех, либо в некоторых временных интервалах в процессе ресторанных операций [Li et al., 2003, p. 202]. П.-Х. Тинг, С. Пан, С.-С. Чоу применили упрощенную версию правил анализа рыночной корзины для изучения ассортимента, которые определяются как наборы наиболее часто заказываемых пар пунктов меню, состоящих из основного блюда и гарниров [Ting, Pan, Chou, 2010, p. 498].

Новый метод анализа рыночной корзины, объединяющий технологии сегментации слов и извлечения ассоциативных правил, был разработан Х. Венксю, К. Ханьянем, Х. Мэйли по отношению к ресторану, оборудованному электронной системой заказов для рекомендаций клиентам, где проводились эксперименты [Wenxiu, Hengnian, Meili, 2010, p. 312].

Прогнозирование на основе временных рядов представлено в работе Н. Чейхруху, Ф. Мармьера, О. Айяди, П. Визера в рамках экстраполяции закономерностей прошлого потребительского опыта на основе исторических данных для получения приблизительной оценки будущего спроса [Cheikhrouhou et al., 2011, p. 414].

В российской научной литературе встречается преимущественно построение моделей на основе методов множественной регрессии и сглаживания скользящей средней в сферах гостиничного бизнеса, туризма и гостеприимства.

Так, в работе О.Н. Салманова дана оценка стоимости отелей и ресторанов и построены регрессионные модели мультипликаторов в сфере гостеприимства и гостиничного бизнеса [Салманов, 2012, с. 198]. Е.Б. Грибанова и Е.С. Соломенцева осуществили построение авторегрессионной модели для прогнозирования выручки ресторана быстрого питания с учетом сезонной и трендовой компонент [Грибанова, Соломенцева, 2018, с. 756].

И.Д. Ким разработал многоуровневую модель ценообразования меню сетевого предприятия, включающую финансовый, конкурентный, маркетинговый и многомерный ABC-анализ [Ким, 2015, с. 3608]. В статье Б.М. Пранова предложена модель зависимости выручки предприятий гостеприимства от оценки основных фондов и численности персонала на основе функции Кобба – Дугласа [Пранов, 2017, с. 26].

Н.П. Любушин и Н.Э. Бабичева использовали метод сглаживания скользящей средней для прогнозирования выручки от продаж в туристической отрасли [Любушин, Бабичева, 2004, с. 12].

МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ СЦЕНАРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ РЫНКА ОБЩЕСТВЕННОГО ПИТАНИЯ

Теоретический обзор научных работ зарубежных и отечественных авторов показал, что в настоящее время для прогнозирования и моделирования развития рынка общественного питания, его ключевых предприятий используются такие методы, как экстраполяция, скользящие средние, регрессионный анализ с использованием панельных данных, ARIMA-моделирование, искусственные нейронные сети и др. Характеристики сильных и слабых сторон их применения представлены в табл. 1.

Установлено, что используемые в отдельности методы прогнозирования не позволяют комплексно оценить воздействие различных факторов на развитие рынка общественного питания в регионах России. Для оценки влияния данных факторов и сценарного прогнозирования динамики его развития считаем необходимым применение совокупности представленных выше методов. Системный методический подход позволяет, с одной стороны, моделировать влияние различных факторов на оборот общественного питания, а с другой стороны, проектировать наиболее вероятные сценарии его развития на основе построенной модели и сформированных прогнозов изменения динамики

Таблица 1 – Преимущества и недостатки методов моделирования и прогнозирования
Table 1 – Advantages and disadvantages of the modelling and forecasting methods

Метод	Описание	Преимущества	Недостатки
Множественная регрессия	Множественная регрессия использует метод наименьших квадратов для прогнозирования зависимости неизвестного значения зависимой переменной от известного значения двух или более независимых переменных (предикторов)	Лицо, принимающее решение, может разработать модель на основе причинно-следственной взаимосвязи между причинными переменными и будущими продажами	Множественный регрессионный анализ может не прояснить взаимосвязи между зависимыми и итоговыми переменными, выявить процессы корреляции между зависимыми переменными. Кроме того, выявленная взаимосвязь между переменными может оказаться ложной или измениться со временем, что вызовет необходимость постоянного обновления или переделывания модели
Модели Бокса – Дженкинса (AR, MA, ARIMA-модели)	Модель авторегрессии определяет, что выходная переменная линейно зависит от своих предыдущих значений. Простая скользящая средняя имеет одинаковый вес наблюдений прошлого периода	Не требуется дополнительных внешних данных	Входной ряд переменных для ARIMA-моделирования должен быть стационарным, т. е. иметь постоянное среднее значение, дисперсию и автокорреляцию во времени
Экспоненциальное сглаживание и модели Холта – Винтерса	Экспоненциальное сглаживание использует экспоненциальное уменьшение весов с течением времени	Быстро генерируются надежные прогнозы, которые являются большим преимуществом для применения в отраслях экономики. Не требуется дополнительных внешних данных	На метод сильное влияние оказывают выбросы (продажи/спрос, значения которых слишком высокие или низкие)
Искусственные нейронные сети (ИНС)	ИНС используют взаимодействия в сетевой архитектуре для автоматического определения базовой функции, которая лучше всего описывает процесс спроса	Имеют высокую устойчивость к воздействию внешних факторов. Существует возможность классификации шаблонов, которые не использовались при настройке ИНС. Могут использоваться, когда мало известно о взаимосвязях между атрибутами и классами. Применяются, в отличие от других алгоритмов дерева решений, при непрерывности входной информации и получения выводов. Для ускорения вычислительных процессов могут использоваться техники распараллеливания. Возможно моделировать сложные, нелинейные отношения без каких-либо предыдущих предположений о прошлых данных. Преодолевают ошибки спецификации, предвзятых выбросов, предположений о линейности и переоценке	Требуют длительного обучения и поэтому больше подходят для приложений, допускающих такой подход. Необходимо использовать ряд параметров, которые обычно лучше всего определяются эмпирически, например топология сети или структура. Построение хорошей сети под конкретное приложение – сложная нетривиальная задача, включающая выбор подходящей архитектуры (количество скрытых слоев, количество узлов на каждом уровне и связи между узлами), передаточных функций среднего и выходного узлов, разработку алгоритма обучения, выбор начальных весов и указание правил остановки. Нейронные сети подвергаются критике за плохую интерпретируемость

Составлено по источнику [Lasek, Cercone, Saunders, 2016, p. 482].

ключевых факторов. Наконец, в условиях значительной пространственной дифференциации регионов России по уровню развития рынка общественного питания целесообразно использование пространственного автокорреляционного анализа.

На первом этапе работы с помощью статистических методов анализа исследовалась динамика изменения уровня оборота общественного питания РФ и его структуры за период с 2000 до 2020 г. Это дало возможность оценить масштаб снижения оборота рынка общественного питания, вызванного ухудшением эпидемиологической ситуации.

Проведенный на следующем этапе пространственный автокорреляционный анализ по методике П. Морана [Moran, 1948, p. 248] позволил выявить основные центры развития рынка общественного питания

в России (полюса роста) – похожие по уровню этого развития регионы, которые могут быть объединены в межрегиональные пространственные кластеры, а также зоны их влияния (периферийные регионы). Методы пространственной автокорреляции и кластеризации активно использовались исследователями для выявления пространственной неоднородности развития социально-экономических процессов [Moran, 1948, p. 250; Geary, 1954, p. 132; Getis, Ord, 1995, p. 289; Anselin, 2002, p. 253; Jackson et al., 2010, p. 33; Demidova, 2011, p. 125; Firsova, Balash, Nosov, 2014, p. 302; Guriev, Vakulenko, 2015, p. 635; Gluschenko, 2018, p. 48; Luo, Griffith, Wu, 2019, p. 254; Naumov, 2020, p. 19; Седельников, 2020, с. 217].

Ключевым вопросом при проведении пространственного автокорреляционного анализа развития рынка общественного питания является корректное использование матрицы пространственных весов, в которой содержатся сведения о расстояниях между исследуемыми региональными системами. Традиционно используются следующие типы матриц: линейных расстояний, по смежным границам, расстояний по дорогам, авиационным, речным и железнодорожным сообщениям. Кроме того, встречаются и нетрадиционные матрицы пространственных весов, такие как матрица минимального времени в пути между городами регионов, матрица торговых потоков [Beck, Gleditsch, Beardsley, 2006, p. 39], матрица, отражающая дифференциацию в культурных ценностях [Di Guardo, Marrocu, Paci, 2016, p. 839], матрица рыночного потенциала регионов, миграционная матрица [Guriev, Vakulenko, 2015, p. 639] и др.

В рамках данного исследования для повышения точности и объективности формулируемых выводов пространственный автокорреляционный анализ проводился по всем традиционным матрицам пространственных весов (по стандартизированным матрицам и матрицам обратных линейных расстояний, смежных границ, расстояний по автомобильным дорогам). Такой системный подход позволяет обосновать выводы, полученные в результате указанного анализа.

Расчет глобального индекса П. Морана на основе сформированных матриц дает возможность выявить пространственную однородность или неоднородность (дифференциацию) развития рынка общественного питания в России. Данный расчет осуществлялся по формуле:

$$I_G = \frac{N}{\sum_i \sum_j W_{ij}} \times \frac{\sum_i \sum_j W_{ij}(x_i - \mu)(x_j - \mu)}{\sum_i (x_i - \mu)^2}, \quad (1)$$

где I_G – глобальный индекс Морана; N – число регионов; W_{ij} – элемент матрицы пространственных весов для регионов i и j; μ – среднее значение показателя; x_i – анализируемый показатель одного региона; x_j – анализируемый показатель другого региона.

Отрицательные значения глобального индекса Морана характеризуют пространственную неоднородность развития рынка общественного питания, т. е. его концентрацию в определенных регионах, а положительные значения – пространственную однородность, схожесть регионов по уровню развития этого рынка. Для оценки статистической значимости данного индекса использовался метод статистической проверки гипотез (z-тест) с помощью определения величины z-статистики и математического ожидания:

$$z\text{-статистика} = \frac{I_G - E(I)}{E(I^2) - E(I)^2},$$

$$E(I) = \frac{-1}{N-1}, \quad (2)$$

где I_G – глобальный индекс Морана; $E(I)$– математическое ожидание индекса; N – число регионов.

Полученное значение z-статистики показывает, на сколько стандартных отклонений фактическое значение индекса Морана удалено от ожидаемого значения. Чем выше значение, тем с меньшей вероятностью можно говорить о случайности фактического распределения. Если уровень индекса Морана превышает математическое ожидание, наблюдается положительная пространственная автокорреляция, что говорит о приближении регионов по уровню развития рынка общественного питания. Если же, наоборот, уровень математического ожидания выше индекса Морана, это свидетельствует об отрицательной пространственной автокорреляции (значения соседних регионов отличаются).

Помимо глобального индекса Морана осуществлялась и оценка локальных индексов Морана для выявления схожести регионов по уровню развития рынка общественного питания и оценки наличия взаимосвязи между регионами:

$$I_{L_i} = z_i \sum W_{ij} z_j, \quad (3)$$

где I_{Li} – локальный индекс Морана для i-го региона; W_{ij} – стандартизированная дистанция между i-м и j-м регионами; z_i и z_j – стандартизированные значения изучаемого показателя для i-го и j-го регионов.

Индексы Морана позволяют осуществить группировку регионов по уровню оборота рынка общественного питания и пространственным особенностям его размещения (выделить полюса роста, пространственные кластеры и их зоны влияния). Для решения данной задачи была использована модифицированная диаграмма рассеивания П. Морана (рис. 1).

В классической диаграмме рассеивания П. Морана квадрант *HL* формируют территории, обладающие более высокими значениями исследуемого показателя по сравнению с окружающими территориями (так называемые полюса роста), а также территориальные системы, обладающие низким уровнем исследуемого

LH **Зона влияния пространственных кластеров и полюсов роста**		*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*)	• Данные территории не являются полюсами роста • Испытывают влияние полюсов роста (*HL*) и располагаются вокруг них (сформированные кластеры)	• Территории испытывают слабое влияние полюсов роста (*HL*) • Являются периферией пространственного кластера
LL **Кластеризация территорий с низкими значениями показателя**		*HL*	
		Высокий уровень пространственного взаимовлияния	Низкий уровень пространственного взаимовлияния
• Территории, не связанные с другими территориальными системами • Не испытывают влияния пространственных кластеров (*HH*) и полюсов роста (*HL*)		• Полюса роста (ядра пространственного кластера) • Зоны с высокой концентрацией ресурсов	• Выбросы (экстремумы) • Не являются полюсами роста

Рис. 1. Пространственная кластеризация территорий с использованием диаграммы рассеивания П. Морана
Fig. 1. Spatial clustering of territories using Moran scatter plot

показателя. Кроме того, классическая диаграмма Морана не оценивает силу воздействия полюсов роста и пространственных кластеров, представленных в квадранте *HH*, на территориальные системы, относящиеся к зонам влияния (*LH*). Поэтому для более глубокого исследования пространственных особенностей развития рынка общественного питания в каждом квадранте диаграммы выделялись территориальные системы с высоким и низким уровнем пространственного взаимовлияния (локальным индексом пространственной автокорреляции выше и ниже среднего уровня). Такая модификация позволила из множества потенциальных полюсов роста (в квадранте *HL*) отобрать регионы, которые действительно являются таковыми, отличаются высоким уровнем развития рынка общественного питания, в квадранте *HH* – выявить сформированные и формирующиеся пространственные кластеры регионов (схожие регионы по уровню развития рынка общественного питания), а в категории *LH* – установить регионы, испытывающие сильное и слабое влияние полюсов роста и кластеров, т. е. дальнейшие пространственные направления развития данного рынка в России.

На третьем этапе исследования для оценки влияния факторов на развитие рынка общественного питания применялось регрессионное моделирование с использованием панельных данных. В ходе моделирования проводились анализ данных на стационарность с помощью теста Дики – Фуллера, на наличие единичных корней в панели (тест Чоу), построение регрессий с фиксированными и случайными эффектами и отбор наиболее адекватной модели посредством тестов Хаусмана и Бреуша – Пагана, а также информационных критериев Шварца, Акаике и Хеннана – Куинна, анализ статистической значимости параметров регрессии и выполнения основных предпосылок Гаусса – Маркова (оценка автокорреляции между ошибками модели с помощью теста Дарбина – Уотсона, мультиколлинеарности в модели, нормальности распределения остатков с помощью теста Жарка – Бера и т. д.). Регрессионное моделирование выявило факторы, являющиеся ключевыми для развития рынка общественного питания в регионах России.

Прогнозирование динамики изменения ключевых факторов на следующем этапе исследования с помощью методов авторегрессионного моделирования (ARIMA) позволило учесть установившиеся тенденции и волатильность динамики изменения данных факторов и построить более точный по сравнению с методами экстраполяции и скользящих средних инерционный прогнозный сценарий изменения оборота общественного питания в регионах России до 2022 г. Преимуществом использования ARIMA-моделирования является также формирование коридора возможных прогнозных значений показателя, крайние значения которого и использованы для построения наиболее пессимистичного и оптимистичного прогнозных сценариев изменения оборота общественного питания субъектов РФ.

Представленный подход, в отличие от используемых в настоящее время, дает возможность системно оценить особенности развития рынка общественного питания в регионах России, установить его пространственную неоднородность (выявить основные полюса роста, сформированные и формирующиеся пространственные кластеры и зоны их влияния – перспективные направления дальнейшего расширения данного рынка), с помощью регрессионного моделирования

по панельным данным установить влияние ключевых факторов его развития, а с помощью авторегрессионного ARIMA-моделирования динамики данных факторов спроектировать наиболее вероятные прогнозные сценарии его развития в краткосрочной перспективе. Новизна представленного подхода, помимо системного использования различных методов моделирования, определяется применением различных матриц пространственных весов при проведении автокорреляционного анализа для оценки неоднородности развития рынка общественного питания и выделением степени взаимовлияния в диаграмме рассеивания Морана с целью определения реальных полюсов роста и регионов, которые таковыми не являются. В рамках традиционного методического подхода к пространственному автокорреляционному анализу (П. Морана) решение данной задачи представляется затруднительным.

РЕЗУЛЬТАТЫ СЦЕНАРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДИНАМИКИ РАЗВИТИЯ РЫНКА ОБЩЕСТВЕННОГО ПИТАНИЯ

Рынок общественного питания является одной из немногих отраслей в России, которая, несмотря на кризисные периоды, активно развивалась на протяжении последних восемнадцати лет. Исключение составили 2009 г., период 2015–2016 гг., когда темп роста оборота российского рынка общественного питания принял отрицательное значение на уровне –12,7, –5 и –2,9 % соответственно (рис. 2)[1].

На рис. 3 продемонстрированы пространственные изменения оборота общественного питания в федеральных округах России за период 2000–2020 гг.

[1] Оборот общественного питания по субъектам Российской Федерации. 11.06.2021. https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/L75FeM8d/rozn82.xls.

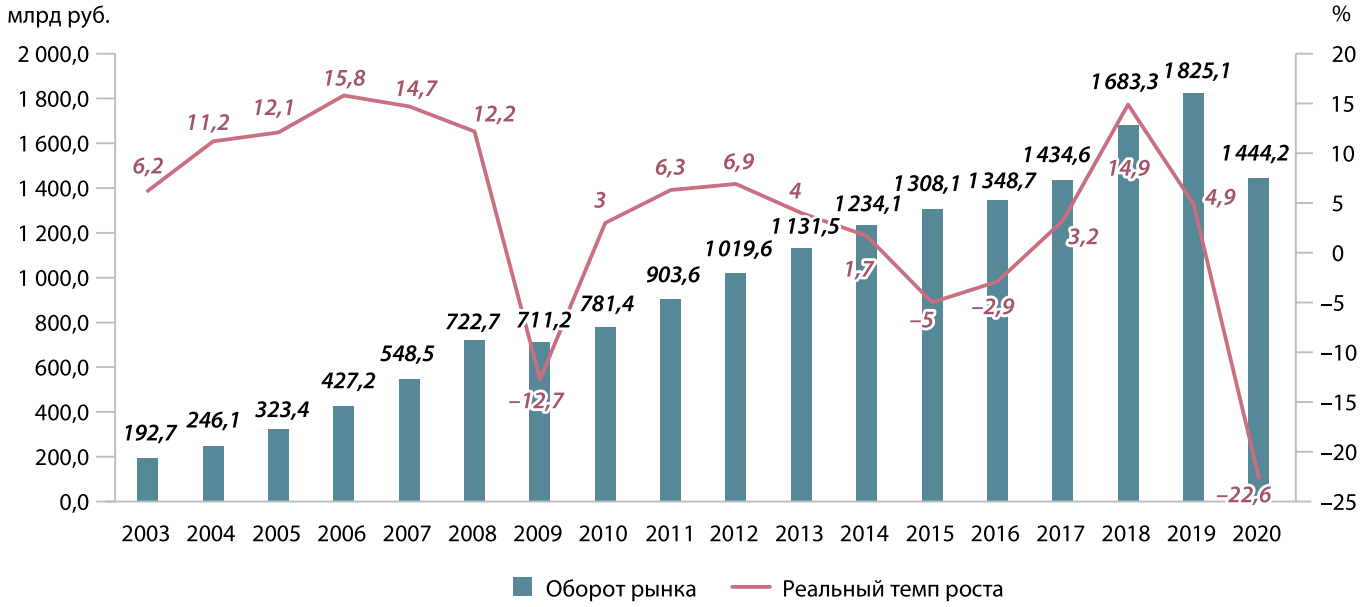

Рис. 2. Динамика оборота российского рынка общественного питания, 2003–2020
Fig. 2. Turnover dynamics in the Russian catering market, 2003–2020

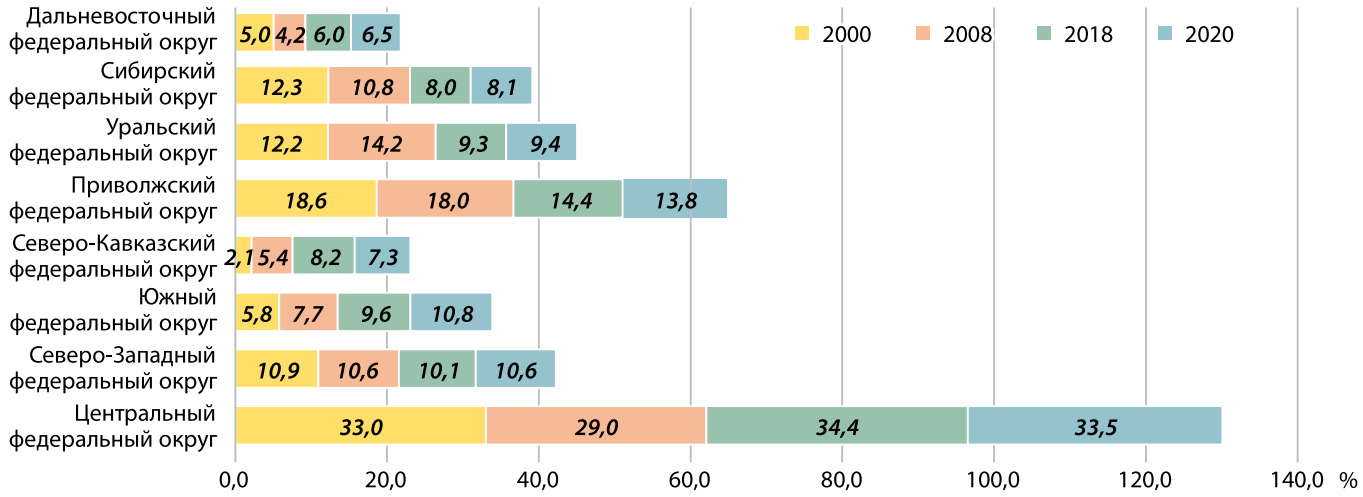

Рис. 3. Динамика концентрации оборота рынка общественного питания в федеральных округах, % от всего оборота общественного питания в РФ
Fig. 3. Concentration dynamics of the catering market turnover in the federal districts, % of the total catering turnover in the Russian Federation

Как показывают эти изменения, центрами высокой концентрации оборота рынка общественного питания по-прежнему выступают Центральный федеральный округ (33,5 % от уровня оборота общественного питания по России) и Приволжский федеральный округ (13,8 %). Вместе с тем наблюдается выравнивание значений оборота общественного питания среди федеральных округов и снижение уровня дифференциации данного рынка. Так, Северо-Кавказский федеральный округ демонстрирует рост оборота общественного питания с 2,1 % в 2000 г. до 7,3 % в 2020 г., Южный федеральный округ показал увеличение с 5,8 % в 2000 г. до 10,8 % в 2020 г. На основании этих данных можно сделать вывод о происходящих процессах пространственной трансформации рынка общественного питания, выравнивании регионов по развитию рассматриваемой отрасли.

Для обоснования этого предположения был проведен пространственный автокорреляционный анализ согласно представленному выше методическому подходу. Процессы трансформации рынка общественного питания исследовались за период с 2000 по 2019 г. Анализ показал высокую фрагментированность развития рынка общественного питания в 2000 г., концентрацию его предприятий в отдельных регионах. К 2020 г. уровень пространственной дифференциации развития этого рынка значительно сократился. Его высокая пространственная неоднородность в 2000 г. была установлена в результате пространственного автокорреляционного анализа по методике Морана с использованием стандартной и нормированной матриц расстояний по дорогам, линейным расстояниям. Оценка их статистической значимости представлена в табл. 2.

Рассчитанные индексы пространственной автокорреляции являются статистически значимыми, на что указывают *P*-значения (вероятности статистической незначимости глобальных индексов Морана), которые находятся в пределах допустимых – ниже 0,05. Отрицательные значения, которые принимал глобальный индекс пространственной автокорреляции в 2000 г., подтверждают пространственную неоднородность развития рынка общественного питания. Для поиска полюсов роста (регионов с высоким уровнем развития рынка общественного питания), сформированных и формирующихся пространственных кластеров, объединяющих похожие по уровню развития данного рынка регионы, а также зон их сильного влияния (определения дальнейших пространственных направлений его развития) по указанным матрицам пространственных весов была построена диаграмма рассеивания П. Морана (рис. 4). Данная диаграмма позволила сгруппировать регионы по четырем квадрантам в зависимости от уровня развития рынка общественного питания и особенностей его пространственного размещения.

Согласно методологии П. Морана, квадрант *HL* формируют регионы, обладающие высоким уровнем исследуемого показателя относительно окружающих их регионов. Проблема попадания в данную группу территорий, не являющихся по уровню развития показателя полюсами роста, была решена нами с помощью выделения в рамках данного квадранта территорий с высоким и низким уровнем пространственного взаимовлияния по локальным индексам пространственной автокорреляции. В результате группировки в данный квадрант вошли г. Москва, г. Санкт-Петербург и Краснодарский край, обладающие высоким уровнем пространственного взаимовлияния. Эти регионы можно назвать основными центрами развития рынка общественного питания в 2000 г., более того, в них было сконцентрировано 27 % (почти 1/3) всего оборота общественного питания в России. Вместе с тем имеется достаточно большое количество регионов, которые окружены регионами с чрезвычайно низкими значениями, при этом сами они не являются полюсами роста, но также попадают в квадрант *HL* (например, Воронежская, Иркутская, Новосибирская, Кемеровская, Ростовская, Нижегородская области, Приморский и Красноярский края и другие регионы, отмеченные розовым цветом на рис. 4).

Похожими по уровню развития рынка общественного питания являются Свердловская, Тюменская, Челябинская и Московская области, формирующие пространственный кластер регионов с высоким

Таблица 2 – Оценка статистической значимости глобальных индексов П. Морана по обороту рынка общественного питания, 2000

Table 2 – Assessment of the statistical significance of Global Moran indices for the catering market turnover in 2000

Показатель	Нормированные матрицы		Матрицы обратных расстояний	
	расстояний по дорогам	линейных расстояний	расстояний по дорогам	линейных расстояний
Глобальный индекс Морана	–0,896	–0,894	–0,01	–0,004
sd (*Ii*)	0,007	0,008	0,000	0,000
E (*Ii*)	–0,0001	–0,0001	0,000	0,000
Z-оценка	–119,6	–118,5	–34,1	–16,4
P-значение	0,000	0,000	0,000	0,000

- Полюса роста – регионы с индексом пространственной автокорреляции выше среднего уровня по РФ (квадрант *HL*)
- Формирующиеся полюса роста – регионы с индексом пространственной автокорреляции ниже среднего уровня (квадрант *HL*)
- Пространственный кластер регионов с высоким уровнем развития рынка общественного питания (квадрант *HH*)
- Формирующийся кластер – регионы с индексом пространственной автокорреляции ниже среднего уровня (квадрант *HH*)
- Регионы, испытывающие сильное влияние полюса роста и пространственного кластера (квадрант *LH*)
- Регионы, испытывающие слабое влияние полюса роста и пространственного кластера (квадрант *LH*)
- Регионы с низким уровнем развития рынка общественного питания по сравнению с окружающими регионами (квадрант *LL*)

Рис. 4. Диаграмма рассеивания П. Морана по развитию рынка общественного питания, 2000
Fig. 4. Moran scatter plot for the development of the catering market in 2000

уровнем пространственного взаимовлияния (квадрант *HH*). Регионы, попавшие в данный квадрант, обладают высоким оборотом рынка общественного питания, но при этом не являются центрами притяжения ресурсов, поскольку граничат с регионами со столь же высоким уровнем развития этого рынка. В указанный квадрант входят и регионы формирующегося Приволжского пространственного кластера (республики Татарстан и Башкортостан, Пермский край, Самарская область).

Пространственный автокорреляционный анализ позволил установить и регионы, формирующие квадрант *LH*, с сильным влиянием полюсов роста и пространственных кластеров. В эту группу вошли Оренбургская, Ленинградская, Курганская и Владимирская области. Несмотря на то, что на них оказывалось сильное влияние со стороны регионов-лидеров, за последующие 19 лет в данных территориальных системах оборот рынка общественного питания не повысился существенным образом. Более слабое влияние в 2000 г. полюса роста и пространственные кластеры оказывали на Омскую, Томскую, Калининградскую, Саратовскую, Сахалинскую области, Республику Коми и другие регионы, отмеченные светло-зеленым цветом.

Проведенный согласно представленному в работе методическому подходу анализ позволил установить процессы повышения однородности пространственного развития рынка общественного питания к 2019 г. Положительные индексы пространственной автокорреляции, рассчитанные по различным матрицам пространственных весов, подтвердили сходство регионов по обороту общественного питания (табл. 3).

Пространственный анализ показал, что за последние годы сформировались новые центры активного

Таблица 3 – Оценка статистической значимости глобальных индексов П. Морана по обороту рынка общественного питания, 2019
Table 3 – Assessment of the statistical significance of Global Moran indices for the catering market turnover in 2019

Показатель	Матрица			
	расстояний по дорогам	линейных расстояний	по смежным границам (нормированная)	по смежным границам
Глобальный индекс Морана	0,009	0,012	26,003	0,114
sd (*Ii*)	0,001	0,001	0,284	0,001
E (*Ii*)	0,0000	0,0000	0,0036	0,0000
Z-оценка	13,9	19,1	91,5	105,5
p-value	0,000	0,000	0,000	0,000

развития рынка общественного питания. Если в 2000 г. выделялось три основных центра с высоким уровнем концентрации оборота общественного питания (г. Москва, г. Санкт-Петербург и Краснодарский край), то к 2019 г. к ним присоединились еще два центра – Республика Татарстан и Дагестан. Рынок общественного питания в Москве уже не так сильно выделяется на фоне других регионов, на территории данного региона и Московской области сформировался пространственный кластер со своей зоной сильного влияния на окружающие регионы. Повышению однородности пространственного развития указанного рынка способствовало и сокращение числа регионов из квадранта *HL*, обладающих низким уровнем пространственного взаимовлияния и значительно превосходящих окружающие территории по обороту общественного питания (рис. 5).

Если в 2000 г. Кировская, Ростовская и Воронежская области, Республика Хакасия, Забайкальский и Приморский края выделялись на фоне окружающих регионов по обороту общественного питания, то к 2019 г. уровень их пространственной дифференциации значительно снизился.

Таким образом, пространственный анализ динамики изменения оборота рынка общественного питания за период с 2000 по 2019 г. позволил установить тенденцию снижения пространственной дифференциации развития данного рынка. Если в 2000 г. он был представлен четкими полюсами роста, наблюдалась сильная поляризация регионов в области его развития, то к 2019 г. сформировались полноценные кластеры регионов со своими зонами влияния, увеличилось количество схожих по уровню развития рынка общественного питания регионов.

Для исследования факторов, способствующих развитию анализируемого рынка, нами был проведен регрессионный анализ по панельным данным. В ходе моделирования оценивалась зависимость динамики оборота общественного питания в регионах России от таких показателей социально-экономического развития территорий, как индекс потребительских цен, валовой региональный продукт, реальные денежные доходы населения, среднедушевые денежные доходы населения, численность населения, включая население в трудоспособном возрасте. Для построения панельной регрессионной модели были использованы данные официальной статистики по регионам России за 2000–2019 гг. (1 660 наблюдений). Ввиду отсутствия таких сведений в регрессионный анализ не вошли г. Севастополь и Республика Крым. Описательная статистика исходных данных по переменным, вошедшим в итоговую регрессионную модель, представлена в табл. 4. В ходе тестирования факторов, влияющих на оборот рынка общественного питания, были построены линейная и нелинейная регрессионные модели, в которых ключевыми являются два фактора: валовой региональный продукт и среднедушевые денежные доходы населения.

Самой точной была признана нелинейная регрессионная модель со степенной функцией, обладающая наиболее высоким коэффициентом детерминации, наиболее низкими значениями информационных критериев (Шварца, Акаике, Хеннана – Куинна) и статистической значимости параметров регрессии.

- Полюса роста – регионы с индексом пространственной автокорреляции выше среднего уровня по РФ (квадрант *HL*)
- Формирующиеся полюса роста – регионы с индексом пространственной автокорреляции ниже среднего уровня (квадрант *HL*)
- Пространственный кластер регионов с высоким уровнем развития рынка общественного питания (квадрант *HH*)
- Формирующийся кластер – регионы с индексом пространственной автокорреляции ниже среднего уровня (квадрант *HH*)
- Регионы, испытывающие сильное влияние полюса роста и пространственного кластера (квадрант *LH*)
- Регионы, испытывающие слабое влияние полюса роста и пространственного кластера (квадрант *LH*)
- Регионы с низким уровнем развития рынка общественного питания по сравнению с окружающими регионами (квадрант *LL*)

Рис. 5. Диаграмма рассеивания П. Морана по развитию рынка общественного питания, 2019
Fig. 5. Moran scatter plot for the development of the catering market in 2019

Таблица 4 – Дескриптивная статистика
Table 4 – Descriptive statistics

Статистические измерители	Переменная		
	Y (оборот общественного питания)	X_1 (ВРП субъектов РФ)	X_2 (среднедушевые денежные доходы населения)
Среднее	9 891,20	531 640	16 545
Медиана	4 178,50	201 670	14 546
Минимум	0,00	0	0
Максимум	202 020	19 673 000	83 385
Стандартное отклонение	18 853	1 318 800	13 236
Вариация	1,91	2,48	0,80001
Асимметрия	4,98	7,96	1,5092
Эксцесс	32,81	82,24	3,6316
5 %-й перцентиль	182,10	18 927	1 779,2
95 %-й перцентиль	39 979	1 832 400	40 536
Interquartile range	8 604	418 000	18 025
Пропущенные наблюдения	0	0	0
Внутригрупповое стандартное отклонение	11 302	788 060	11 248
Межгрупповое стандартное отклонение	15 386	1 078 000	7 454,8

По результатам панельной диагностики и применения тестов Хаусмана и Бреуша – Пагана (табл. 5) наиболее точной оказалась нелинейная регрессионная модель с фиксированными эффектами. Параметры регрессии, подтверждающие их влияние, статистически значимы и по *P*-значению, и по статистике Вальда. Достоверность модели подтверждается и низкими значениями информационных критериев (Акаике, Шварца и Хеннана – Куинна), высоким значением коэффициента детерминации. Выполняются и все необходимые предпосылки Гаусса – Маркова (в модели отсутствуют мультиколлинеарность, автокорреляция остатков, наблюдается нормальное распределение ошибок).

Построенная модель показала, что наибольшее влияние на динамику оборота рынка общественного питания в регионах России оказывают такие индикаторы их социально-экономического развития, как валовой региональный продукт и среднедушевые денежные доходы населения:

Таблица 5 – Регрессионная модель с фиксированными эффектами зависимости оборота рынка общественного питания в регионах России от ВРП и среднедушевых денежных доходов населения
Table 5 – Regression fixed effects model of the dependence of the catering market turnover in the Russian regions on GRP and the average per capita income

Основные тесты и критерии регрессионного анализа	Коэффициент	Стандартная ошибка	*t*-статистика	*P*-значение
const	–2,869	0,089	–32,24	$1{,}53e^{-175}$
X_1	0,539	0,0152	35,44	$7{,}94e^{-203}$
X_2	0,48	0,0147	32,56	$3{,}15e^{-178}$
LSDV R-squared	0,971	–	В пределах *R*-квадрата	0,929
LSDV F (84, 1575)	634,59	–	*P*-значение (*F*)	0,0000
Критерий Шварца	1065,67	–	Критерий Акаике	605,43
Параметр rho	0,668	–	Критерий Хеннана – Куинна	776,02
Тест Бреуша – Пагана			*LM* = 5147,5	0,0000
Тест Хаусмана			*H* = 19,057	0.0145
Тест Вальда на гетероскедастичность (нулевая гипотеза – наблюдения имеют общую дисперсию ошибки)			Хи-квадрат (83) = 32 085,7	0,0000
Тест Вулдриджа для оценки автокорреляции			Тестовая статистика: *F*(1, 82) = 29,756	$5{,}07075e^{-07}$
Нулевая гипотеза – нормальное распределение			Хи-квадрат (2) = 3 275,66	0,0000

$$Y = e^{-2,869} \times X_1^{0,539} \times X_2^{0,48}, \quad (4)$$

где Y – объем оборота рынка общественного питания в регионах России в фактически действовавших ценах, млн руб.; X_1 – объем валового регионального продукта, млн руб.; X_2 – среднедушевые денежные доходы населения в месяц, руб.

Согласно построенной модели, рост валового регионального продукта в субъектах РФ на 1 % способствует повышению оборота их рынка общественного питания на 0,54 %, а рост среднедушевых денежных доходов населения на 1 % –повышению оборота данного рынка на 0,48 %.

Посредством ARIMA-моделирования и прогнозирования динамики данных факторов для каждого региона были сформированы три наиболее вероятных прогнозных сценария развития рынка общественного питания до 2022 г.:

- инерционный, предполагающий сохранение текущих тенденций в динамике оборота общественного питания;
- крайне оптимистичный;
- пессимистичный.

Консолидированные результаты этих прогнозов по всему российскому рынку общественного питания представлены на рис. 6.

В соответствии с построенной ARIMA-моделью инерционный сценарий предполагает лишь незначительный рост оборота рынка общественного питания России – до 1 983 млрд руб. к 2022 г. Реализация этого сценария возможна в случае роста ВРП регионов в среднем с 1 242 до 1 422 млрд руб. на один субъект РФ, а также среднедушевых денежных доходов населения с 32,6 до 37,8 тыс. руб. Более позитивный сценарий предусматривает увеличение оборота российского рынка общественного питания до уровня 2 233 млрд руб. к 2022 г. при росте среднего размера ВРП до 1 637 млрд руб. и среднедушевых денежных доходов населения до 41,2 тыс. руб. Однако в условиях значительного ухудшения экономического положения хозяйствующих субъектов и снижения покупательной способности населения осуществление данного сценария маловероятно. Наиболее адекватным является пессимистичный прогнозный сценарий изменения динамики развития российского рынка общественного питания, который предполагает сохранение достигнутого в 2019 г. оборота данного рынка на уровне 1 734 млрд руб. Реализация этого сценария возможна при снижении среднего размера ВРП субъектов РФ с 1 242 до 1 207 млрд руб. и незначительном росте среднедушевых денежных доходов населения – с 32,6 до 34,3 тыс. руб. Такой вариант развития событий связан с продолжающейся пандемией коронавирусной инфекции и снижением показателей социально-экономического развития регионов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках исследования выявлены процессы перехода от фрагментированности и сконцентрированности развития рынка общественного питания в отдельных регионах России к снижению уровня его пространственной дифференциации. Это подтверждают полученные в ходе пространственного автокорреляционного анализа кластеры регионов: регионы-лидеры (полюса роста) по развитию рынка общественного питания (г. Москва, г. Санкт-Петербург, Краснодарский край, республики Татарстан и Дагестан), регионы с высоким уровнем пространственного взаимовлияния (Свердловская, Тюменская, Челябинская и Московская области, формирующийся Приволжский пространственный кластер, включающий Республику Башкортостан, Пермский край и Самарскую область) и регионы, испытывающие сильное влияние со стороны полюсов роста (Оренбургская, Ленинградская, Курганская и Владимирская области). Это позволяет сделать вывод о значительном снижении уровня поляризации регионов на рынке общественного питания в России за период 2000–2019 гг. благодаря увеличению количества схожих по уровню развития этого рынка регионов.

Представленный в работе системный методический подход, использующий инструментарий пространственного автокорреляционного анализа, регрессионного анализа на основе панельных данных

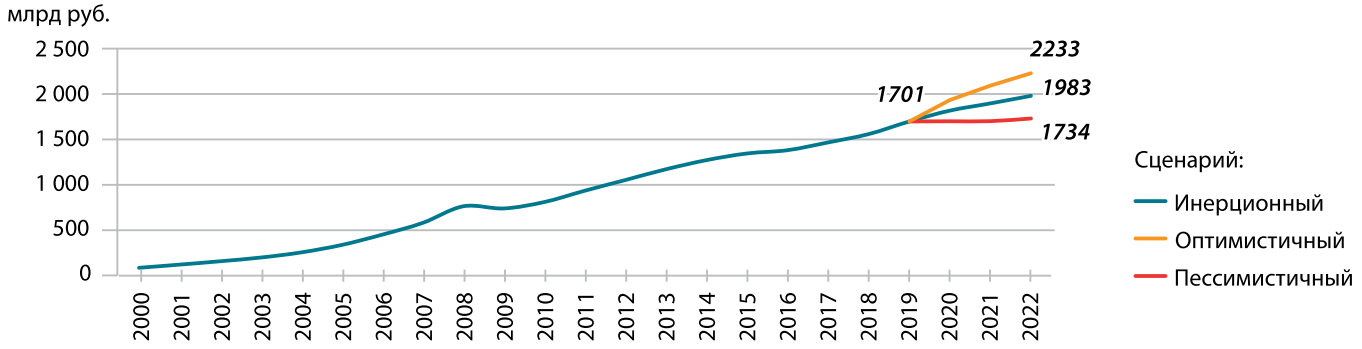

Рис. 6. Сценарии развития оборота рынка российского общественного питания до 2022 г.

Fig. 6. Forecast scenarios of the Russian catering market turnover until 2022, billion rubles

и ARIMA-моделирования, позволил установить, что наибольшее влияние на оборот рынка общественного питания в России оказывают такие факторы, как валовой региональный продукт и среднедушевые денежные доходы населения. Кроме того, сформированные прогнозные сценарии подтверждают тезис о возможном выходе на докризисный уровень показателей развития рынка общественного питания в России через 1,5–2 года.

Полученные результаты могут стать основой для рассмотрения альтернативных сценариев развития российского рынка общественного питания в случае ухудшения эпидемиологической ситуации, а также разработки антикризисных мер для каждого из выявленных пространственных кластеров с целью повышения общего оборота общественного питания в России. ■

Источники

Голубева М.А., Карпакова Т.И. (2019). Приоритеты потребительского выбора на рынке общественного питания // Практический маркетинг. № 9. С. 12–20.

Грибанова Е.Б., Соломенцева Е.С. (2018). Модели прогнозирования выручки ресторана быстрого питания // Экономический анализ: теория и практика. Т. 17, № 4. С. 754–767.

Ким И.Д. (2015). Многоуровневая модель ценообразования меню сетевого предприятия на рынке общественного питания // Российское предпринимательство. № 16 (20). С. 3599–3610. DOI: 10.18334/rp.16.20.2006.

Любушин Н.П., Бабичева Н.Э. (2004). Анализ подходов к оценке и прогнозированию выручки от продаж с учетом сезонной составляющей // Экономический анализ: теория и практика. № 6. С. 6–16.

Пранов Б.М. (2017). Модели динамики и прогнозирования в сфере гостеприимства // Вестник РМАТ. № 1. С. 24–27.

Салманов О.Н. (2012). Оценка стоимости отелей и ресторанов с помощью метода мультипликаторов // Сервис в России и за рубежом. № 3. С. 192–199.

Седельников В.М. (2020). Пространственное моделирование взаимодействия потребительских рынков крупнейших городов России // Теория и методология моделирования пространственного развития территорий: монография. Екатеринбург: Институт экономики УрО РАН. С. 213–219.

Aburto L., Weber R. (2007). A sequential hybrid forecasting system for demand prediction (pp. 518–532). In Perner P. (ed.). *Machine learning and data mining in pattern recognition. MLDM 2007. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg. vol. 4571. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73499-4_39.

Alon I., Qi M., Sadowski R.J. (2001). Forecasting aggregate retail sales: A comparison of artificial neural networks and traditional methods. *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 8, issue 3, pp. 147–156. https://doi.org/10.1016/S0969-6989(00)00011-4.

Anselin L. (2002). Under the hood. Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agricultural Economics*, vol. 27, issue 3, pp. 247–267. https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2002.tb00120.x.

Beck N., Gleditsch K.S., Beardsley K. (2006). Space is more than geography: Using spatial econometrics in the study of political economy. *International Studies Quarterly*, vol. 50, issue 1, pp. 27–44. https://doi.org/10.1111/j.1468-2478.2006.00391.x.

Cheikhrouhou N., Marmier F., Ayadi O., Wieser P. (2011). A collaborative demand forecasting process with event-based fuzzy judgements. *Computers & Industrial Engineering*, vol. 61, issue 2, pp. 409–421. https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.07.002.

Chiang W., Chen J.C.H., Xu X. (2007). An overview of research on revenue management: Current issues and future research. *International Journal of Revenue Management*, vol. 1, issue 1, pp. 97–128. https://doi.org/10.1504/ijrm.2007.011196.

Coxe S., West S.G., Aiken L.S. (2009). The analysis of count data: A gentle introduction to poisson regression and its alternatives. *Journal of Personality Assessment*, vol. 91, issue 2, pp. 121–136. https://doi.org/10.1080/00223890802634175.

Cranage D.A., Andrew W.P. (1992). A comparison of time series and econometric models for forecasting restaurant sales. *International Journal of Hospitality Management*, vol. 11, issue 2, pp. 129–142. https://doi.org/10.1016/0278-4319(92)90006-H.

Demidova O. (2011). Modeling of public trust in basic social and political institutions: A comparative econometric analysis. *Applied Econometrics,* vol. 1, issue 21, pp. 114–132.

Di Guardo C., Marrocu E., Paci R. (2016). *The concurrent impact of cultural, political, and spatial distances on international mergers and acquisitions*. Working Paper CRENoS 201308. Centre for north south economic research, University of Cagliari and Sassari, Sardinia. Vol. 39, issue 6, pp. 824–852. https://doi.org/10.1111/twec.12275.

Firsova A.A., Balash O.S., Nosov V.V. (2014). Sustainability of economic system in the chaos. In Banerjee S., Erçetin Ş. (eds.). Chaos, Complexity and Leadership 2012. Springer Proceedings in Complexity. Springer, Dordrecht. pp. 299–305. https://doi.org/10.1007/978-94-007-7362-2_39.

Forst F.G. (1992). Forecasting restaurant sales using multiple regression and box-jenkins analysis. *Journal of Applied Business Research*, vol. 8, issue 2, pp. 15–19. https://doi.org/10.19030/jabr.v8i2.6157.

Geary R. (1954). The continiguity ratio and statistical mapping. *The Incorporated Statistician*, vol. 5, issue 3, pp. 115–145. https://doi.org/10.2307/2986645.

Getis A., Ord J.K. (1995). Local spatial autocorrelation statistics: Distributional issues and an application. *Geographical Analysis*, vol. 27, issue 4, pp. 286–306. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x.

Geurts M.D., Kelly J.P. (1986). Forecasting retail sales using alternative models. *International Journal of Forecasting*, vol. 2, issue 3, pp. 261–272. https://doi.org/10.1016/0169-2070(86)90046-4.

Gluschenko K. (2018). Measuring regional inequality: To weight or not to weight? *Spatial Economic Analysis*, vol. 13, issue 1, pp. 36–59. https://doi.org/10.1080/17421772.2017.1343491.

Guriev S., Vakulenko E. (2015). Breaking out of poverty traps: Internal migration and interregional convergence in Russia. *Journal of Comparative Economics*, vol. 43. pp. 633–649. https://doi.org/10.1016/j.jce.2015.02.002.

Hu C., Chen M., McCain S.-L.C. (2004). Forecasting in short-term planning and management for a casino buffet restaurant. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, vol. 16, issue 2-3, pp. 79–98. https://doi.org/10.1300/J073v16n02_07.

Jackson M.C., Huang L., Xie Q., Tiwari R.C. (2010). A modified version of Moran's I. *International Journal of Health Geographics*, vol. 9, issue 1, pp. 33. https://doi.org/10.1186/1476-072X-9-33.

Kimes S.E., Chase R.B., Choi S., Lee P.Y., Ngonzi E.N. (1998). Restaurant revenue management applying yield management to the restaurant industry. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, vol. 39, issue 3, pp. 32–39. https://doi.org/10.1177/001088049803900308.

Lasek A., Cercone N., Saunders J. (2016). Restaurant sales and customer demand forecasting: literature survey and categorization of methods (pp. 479–491). In Leon-Garcia A. et al. (eds.). *Smart City 360°. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering*, Springer, Cham, vol. 166. https://doi.org/10.1007/978-3-319-33681-7_40.

Li Y., Ning P., Wang X.S., Jajodia S. (2003). Discovering calendar-based temporal association rules. *Data & Knowledge Engineering*, vol. 44, issue 2, pp. 193–218. https://doi.org/10.1016/S0169-023X(02)00135-0.

Liu L.-M., Bhattacharyya S., Sclove S.L., Chen R., Lattyak W.J. (2001). Data mining on time series: An illustration using fast-food restaurant franchise data. *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 37, issue 4, pp. 455–476. https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00014-7.

Luo Q., Griffith D., Wu H. (2019). Spatial autocorrelation for massive spatial data: Verification of efficiency and statistical power asymptotics. *Journal of Geographical Systems*, vol. 21, issue 2, pp. 237–269. https://doi.org/10.1007/s10109-019-00293-3.

Miller J.J., McCahon C.S., Miller J.L. (1991). Foodservice forecasting using simple mathematical models. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, vol. 15, issue 1, pp. 43–58. https://doi.org/10.1177/109634809101500105.

Miller J.J., McCahon C.S., Miller J.L. (1993). Foodservice forecasting: differences in selection of simple mathematical models based on short-term and long-term data sets. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, vol. 16, issue 2, pp. 93–102. https://doi.org/10.1177/109634809301600209.

Moran P. (1948). The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 10, issue 2, pp. 243–251. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1948.tb00012.x.

Morgan M.S., Chintagunta P.K. (1997). Forecasting restaurant sales using self-selectivity models. *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 4, issue 2, pp. 117–128. https://doi.org/10.1016/S0969-6989(96)00035-5.

Naumov I.V. (2020). A scenario-based model of the reproduction of institutional sectors'investment potential in Sverdlovsk oblast. *The Manager*, vol. 11, issue 5, pp. 17–28. https://doi.org/10.29141/2218-5003-2020-11-5-2.

Reynolds D., Rahman I., Balinbin W. (2013). Econometric modeling of the U.S. restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, vol. 34, pp. 317–323. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2013.04.003.

Ryu K., Sanchez A. (2003). The evaluation of forecasting methods at an institutional foodservice dining facility. *The Journal of Hospitality Financial Management*, vol. 11, issue 1, pp. 27–45. DOI: 10.1080/10913211.2003.10653769.

Ting P.-H., Pan S., Chou S.-S. (2010). Finding ideal menu items assortments: An empirical application of market basket analysis. *Cornell Hospitality Quarterly*, vol. 51, issue 4, pp. 492–501. https://doi.org/10.1177/1938965510378254.

Wenxiu X., Hengnian Q., Meili H. (2010). Market basket analysis based on text segmentation and association rule mining (pp. 309–313). In *First International Conference on Networking and Distributed Computing*. DOI: 10.1109/ICNDC.2010.67.

Zhang G.P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–175. https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0.

Zheng T., Bloom B.A.N., Wang X., Schrier T. (2012). How do less advanced forecasting methods perform on weekly revpar in different forecasting horizons following the recession? *Tourism Analysis*, vol. 17, issue 4, pp. 459–472. https://doi.org/10.3727/108354212x13473157390722.

References

Golubeva M.A., Karpakova T.I. (2019). Prioritety potrebitel'skogo vybora na rynke obshchestvennogo pitaniya [Priorities of consumer choice in the catering market]. *Prakticheskiy marketing – Practical Marketing*, no. 9, pp. 12–20.

Gribanova E.B., Solomentseva E.S. (2018). Modeli prognozirovaniya vyruchki restorana bystrogo pitaniya [Models to forecast revenue of fast food outlets]. *Ekonomicheskiy analiz: teoriya i praktika – Economic Analysis: Theory and Practice*, vol. 17, issue 4, pp. 754–767. https://doi.org/10.24891/ea.17.4.754.

Kim I.D. (2015). Mnogourovnevaya model' tsenoobrazovaniya menyu setevogo predpriyatiya na rynke obshchestvennogo pitaniya [Multi-level pricing model in menu of a network company in the catering market]. *Rossiyskoe predprinimatel'stvo – Russian Journal of Entrepreneurship*, no. 16(20), pp. 3599–3610. DOI: 10.18334/rp.16.20.2006.

Lyubushin N.P., Babicheva N.E. (2004). Analiz podkhodov k otsenke i prognozirovaniyu vyruchki ot prodazh s uchetom sezonnoy sostavlyayushchey [Analysis of approaches to the assessment and forecasting of sales proceeds taking into account the seasonal component]. *Ekonomicheskiy analiz: teoriya i praktika – Economic Analysis: Theory and Practice*, no. 6, pp. 6–16.

Pranov B.M. (2017). Modeli dinamiki i prognozirovaniya v sfere gostepriimstva [Models of dynamics and forecasting in the field of hospitality]. *Vestnik RMAT – Vestnik RIAT*, no. 1, pp. 24–27.

Salmanov O.N. (2012). Otsenka stoimosti oteley i restoranov s pomoshch'yu metoda mul'tiplikatorov [Estimating the cost of hotels and restaurants using the multiplier method]. *Servis v Rossii i za rubezhom – Services in Russia and Abroad*, no. 3, pp. 192–199.

Sedelnikov V.M. (2020). Prostranstvennoe modelirovanie vzaimodeystviya potrebitel'skikh rynkov krupneyshikh gorodov Rossii [Spatial modelling of the interaction of consumer markets in the largest cities in Russia] (pp. 213–219). In *Teoriya i metodologiya modelirovaniya prostranstvennogo razvitiya territoriy* [Theory and methodology for modelling the spatial development of territories]. Ekaterinburg: Institut ekonomiki UrO RAN.

Aburto L., Weber R. (2007). A sequential hybrid forecasting system for demand prediction (pp. 518–532). In Perner P. (ed.). *Machine learning and data mining in pattern recognition. MLDM 2007. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg. vol. 4571. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73499-4_39.

Alon I., Qi M., Sadowski R.J. (2001). Forecasting aggregate retail sales: A comparison of artificial neural networks and traditional methods. *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 8, issue 3, pp. 147–156. https://doi.org/10.1016/S0969-6989(00)00011-4.

Anselin L. (2002). Under the hood. Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agricultural Economics*, vol. 27, issue 3, pp. 247–267. https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2002.tb00120.x.

Beck N., Gleditsch K.S., Beardsley K. (2006). Space is more than geography: Using spatial econometrics in the study of political economy. *International Studies Quarterly*, vol. 50, issue 1, pp. 27–44. https://doi.org/10.1111/j.1468-2478.2006.00391.x.

Cheikhrouhou N., Marmier F., Ayadi O., Wieser P. (2011). A collaborative demand forecasting process with event-based fuzzy judgements. *Computers & Industrial Engineering*, vol. 61, issue 2, pp. 409–421. https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.07.002.

Chiang W., Chen J.C.H., Xu X. (2007). An overview of research on revenue management: Current issues and future research. *International Journal of Revenue Management*, vol. 1, issue 1, pp. 97–128. https://doi.org/10.1504/ijrm.2007.011196.

Coxe S., West S.G., Aiken L.S. (2009). The analysis of count data: A gentle introduction to poisson regression and its alternatives. *Journal of Personality Assessment*, vol. 91, issue 2, pp. 121–136. https://doi.org/10.1080/00223890802634175.

Cranage D.A., Andrew W.P. (1992). A comparison of time series and econometric models for forecasting restaurant sales. *International Journal of Hospitality Management*, vol. 11, issue 2, pp. 129–142. https://doi.org/10.1016/0278-4319(92)90006-H.

Demidova O. (2011). Modeling of public trust in basic social and political institutions: A comparative econometric analysis. *Applied Econometrics,* vol. 1, issue 21, pp. 114–132.

Di Guardo C., Marrocu E., Paci R. (2016). *The concurrent impact of cultural, political, and spatial distances on international mergers and acquisitions*. Working Paper CRENoS 201308. Centre for north south economic research, University of Cagliari and Sassari, Sardinia. Vol. 39, issue 6, pp. 824–852. https://doi.org/10.1111/twec.12275.

Firsova A.A., Balash O.S., Nosov V.V. (2014). Sustainability of economic system in the chaos. In Banerjee S., Erçetin Ş. (eds.). Chaos, Complexity and Leadership 2012. Springer Proceedings in Complexity. Springer, Dordrecht. pp. 299–305. https://doi.org/10.1007/978-94-007-7362-2_39.

Forst F.G. (1992). Forecasting restaurant sales using multiple regression and box-jenkins analysis. *Journal of Applied Business Research*, vol. 8, issue 2, pp. 15–19. https://doi.org/10.19030/jabr.v8i2.6157.

Geary R. (1954). The continiguity ratio and statistical mapping. *The Incorporated Statistician*, vol. 5, issue 3, pp. 115–145. https://doi.org/10.2307/2986645.

Getis A., Ord J.K. (1995). Local spatial autocorrelation statistics: Distributional issues and an application. *Geographical Analysis*, vol. 27, issue 4, pp. 286–306. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x.

Geurts M.D., Kelly J.P. (1986). Forecasting retail sales using alternative models. *International Journal of Forecasting*, vol. 2, issue 3, pp. 261–272. https://doi.org/10.1016/0169-2070(86)90046-4.

Gluschenko K. (2018). Measuring regional inequality: To weight or not to weight? *Spatial Economic Analysis*, vol. 13, issue 1, pp. 36–59. https://doi.org/10.1080/17421772.2017.1343491.

Guriev S., Vakulenko E. (2015). Breaking out of poverty traps: Internal migration and interregional convergence in Russia. *Journal of Comparative Economics*, vol. 43. pp. 633–649. https://doi.org/10.1016/j.jce.2015.02.002.

Hu C., Chen M., McCain S.-L.C. (2004). Forecasting in short-term planning and management for a casino buffet restaurant. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, vol. 16, issue 2-3, pp. 79–98. https://doi.org/10.1300/J073v16n02_07.

Jackson M.C., Huang L., Xie Q., Tiwari R.C. (2010). A modified version of Moran's I. *International Journal of Health Geographics*, vol. 9, issue 1, pp. 33. https://doi.org/10.1186/1476-072X-9-33.

Kimes S.E., Chase R.B., Choi S., Lee P.Y., Ngonzi E.N. (1998). Restaurant revenue management applying yield management to the restaurant industry. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, vol. 39, issue 3, pp. 32–39. https://doi.org/10.1177/001088049803900308.

Lasek A., Cercone N., Saunders J. (2016). Restaurant sales and customer demand forecasting: literature survey and categorization of methods (pp. 479–491). In Leon-Garcia A. et al. (eds.). *Smart City 360°. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering*, Springer, Cham, vol. 166. https://doi.org/10.1007/978-3-319-33681-7_40.

Li Y., Ning P., Wang X.S., Jajodia S. (2003). Discovering calendar-based temporal association rules. *Data & Knowledge Engineering*, vol. 44, issue 2, pp. 193–218. https://doi.org/10.1016/S0169-023X(02)00135-0.

Liu L.-M., Bhattacharyya S., Sclove S.L., Chen R., Lattyak W.J. (2001). Data mining on time series: An illustration using fast-food restaurant franchise data. *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 37, issue 4, pp. 455–476. https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00014-7.

Luo Q., Griffith D., Wu H. (2019). Spatial autocorrelation for massive spatial data: Verification of efficiency and statistical power asymptotics. *Journal of Geographical Systems*, vol. 21, issue 2, pp. 237–269. https://doi.org/10.1007/s10109-019-00293-3.

Miller J.J., McCahon C.S., Miller J.L. (1991). Foodservice forecasting using simple mathematical models. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, vol. 15, issue 1, pp. 43–58. https://doi.org/10.1177/109634809101500105.

Miller J.J., McCahon C.S., Miller J.L. (1993). Foodservice forecasting: differences in selection of simple mathematical models based on short-term and long-term data sets. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, vol. 16, issue 2, pp. 93–102. https://doi.org/10.1177/109634809301600209.

Moran P. (1948). The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 10, issue 2, pp. 243–251. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1948.tb00012.x.

Morgan M.S., Chintagunta P.K. (1997). Forecasting restaurant sales using self-selectivity models. *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 4, issue 2, pp. 117–128. https://doi.org/10.1016/S0969-6989(96)00035-5.

Naumov I.V. (2020). A scenario-based model of the reproduction of institutional sectors'investment potential in Sverdlovsk oblast. *The Manager*, vol. 11, issue 5, pp. 17–28. https://doi.org/10.29141/2218-5003-2020-11-5-2.

Reynolds D., Rahman I., Balinbin W. (2013). Econometric modeling of the U.S. restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, vol. 34, pp. 317–323. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2013.04.003.

Ryu K., Sanchez A. (2003). The evaluation of forecasting methods at an institutional foodservice dining facility. *The Journal of Hospitality Financial Management*, vol. 11, issue 1, pp. 27–45. DOI: 10.1080/10913211.2003.10653769.

Ting P.-H., Pan S., Chou S.-S. (2010). Finding ideal menu items assortments: An empirical application of market basket analysis. *Cornell Hospitality Quarterly*, vol. 51, issue 4, pp. 492–501. https://doi.org/10.1177/1938965510378254.

Wenxiu X., Hengnian Q., Meili H. (2010). Market basket analysis based on text segmentation and association rule mining (pp. 309–313). In *First International Conference on Networking and Distributed Computing*. DOI: 10.1109/ICNDC.2010.67.

Zhang G.P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–175. https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0.

Zheng T., Bloom B.A.N., Wang X., Schrier T. (2012). How do less advanced forecasting methods perform on weekly revpar in different forecasting horizons following the recession? *Tourism Analysis*, vol. 17, issue 4, pp. 459–472. https://doi.org/10.3727/108354212x13473157390722.

Информация об авторах

Наумов Илья Викторович

Кандидат экономических наук, руководитель Лаборатории моделирования пространственного развития территорий. **Институт экономики УрО РАН** (620014, РФ, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29). E-mail: ilia_naumov@list.ru.

Седельников Владислав Михайлович

Младший научный сотрудник Лаборатории моделирования пространственного развития территорий. **Институт экономики УрО РАН** (620014, РФ, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29). E-mail: vms-1990@mail.ru.

Information about the authors

Ilya V. Naumov

Cand. Sc. (Econ.), Head of Laboratory for Spatial Territorial Development Modelling. **Institute of Economics of the Ural Branch of the RAS** (29 Moskovskaya St., Ekaterinburg, 620014, Russia). E-mail: ilia_naumov@list.ru.

Vladislav M. Sedelnikov

Junior Researcher of Laboratory for Spatial Territorial Development Modelling. **Institute of Economics of the Ural Branch of the RAS** (29 Moskovskaya St., Ekaterinburg, 620014, Russia). E-mail: vms-1990@mail.ru.