

УДК 332.133:331.5.024.52

<https://doi.org/10.18799/26584956/2026/1/2070>

Шифр специальности ВАК: 5.2.3



Методические подходы к прогнозированию динамики трудовых ресурсов в территориальных системах

И.В. Наумов, Н.Л. Никулина[✉]

*Институт экономики Уральского отделения Российской академии наук,
Российская Федерация, г. Екатеринбург*

[✉]nikulina.nl@uiec.ru

Аннотация. В современных условиях рост концентрации экономически активного населения в крупнейших городах и их спутниках, а также его сокращение в периферийных районах становятся угрозой сбалансированному социально-экономическому развитию данных территорий. В связи с этим возрастает актуальность исследований, посвященных оценке и прогнозированию динамики трудовых ресурсов в территориальных социально-экономических системах. **Цель:** проведение обзора методических подходов к прогнозированию динамики движения трудовых ресурсов с учетом пространственных особенностей размещения, установление их преимуществ и недостатков. **Методы:** сравнительный и ретроспективный анализы, обобщение. **Результаты:** в ходе исследования было выявлено, что при построении прогнозов динамики трудовых ресурсов в территориальных системах применяются в основном три группы методов – авторегрессионное моделирование временных рядов регрессионное моделирование с оценкой воздействия различных факторов и пространственное авторегрессионное моделирование с учетом влияния окружающих территорий. **Выводы:** при построении пространственных авторегрессионных моделей исследователи в основном применяли метод максимального правдоподобия, имеющий более высокий уровень ошибок и погрешностей при пространственной неоднородности данных по сравнению с методом обобщенных моментов, и одну определенную матрицу пространственных весов без оценки альтернативных. Для формирования прогнозных пространственных моделей необходим предварительный анализ пространственных взаимовлияний территориальных систем по оцениваемому показателю и отбор территорий, обладающих тесной пространственной автокорреляцией. Использование пространственных методов моделирования подтверждает высокий уровень их прогностических возможностей, так как они учитывают пространственную неоднородность размещения трудовых ресурсов.

Ключевые слова: трудовые ресурсы, территориальные системы, теоретический обзор, методы прогнозирования, авторегрессионное моделирование, регрессионное моделирование, пространственное авторегрессионное моделирование

Благодарности: Статья подготовлена в соответствии с Планом НИР Лаборатории моделирования пространственного развития территорий Института экономики УрО РАН на 2024–2026 гг.

Для цитирования: Наумов И.В., Никулина Н.Л. Методические подходы к прогнозированию динамики трудовых ресурсов в территориальных системах. *Векторы благополучия: экономика и социум*, 2026, Т. 54, № 1, С. 113–122. <https://doi.org/10.18799/26584956/2026/1/2070>

UDC 332.133:331.5.024.52

<https://doi.org/10.18799/26584956/2026/1/2070>

Methodological approaches to forecasting labor force dynamics in territorial systems

I.V. Naumov, N.L. Nikulina[✉]

*Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences,
Yekaterinburg, Russian Federation*

[✉]nikulina.nl@uiec.ru

Abstract. In modern conditions, the increasing concentration of the economically active population in major cities and their satellite cities and its decline in peripheral areas pose a threat to the balanced socioeconomic development of these territories. This increases the relevance of the research on assessing and forecasting labor force dynamics in territorial socioeconomic systems. **Aim.** To carry out a review of methodological approaches to forecasting the dynamics of labor force movement, taking into account the spatial features of placement, and identifying their advantages and disadvantages. **Methods.** Comparative and retrospective analysis, generalization. **Results.** It was revealed that when constructing forecasts of labor force dynamics in territorial systems, three groups of methods are mainly used: autoregressive modeling of time series, regression modeling with an assessment of the impact of various factors, and spatial autoregressive modeling taking into account the effect of surrounding territories. **Conclusions.** When constructing spatial autoregressive models, researchers mainly used the maximum likelihood method, which has a higher level of errors and biases in the case of spatial heterogeneity of data compared to the generalized moments method, and one specific matrix of spatial weights without evaluating alternatives. Forming predictive spatial models requires a preliminary analysis of the spatial interactions of territorial systems based on the assessed indicator and the selection of territories with strong spatial autocorrelation. The use of spatial modeling methods demonstrates high predictive capabilities, as they take into account the spatial heterogeneity of labor force distribution.

Keywords: labor force, territorial systems, theoretical review, forecasting methods, autoregressive modeling, regression modeling, spatial autoregressive modeling

Acknowledgments. The article was prepared in accordance with the Research Plan of the Laboratory for Modeling Spatial Development of Territories of the Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences for 2024–2026.

For citation: Naumov I.V., Nikulina N.L. Methodological approaches to forecasting labor force dynamics in territorial systems. *Journal of Wellbeing Technologies*, 2026, vol. 54, no. 1, pp. 113–xx. <https://doi.org/10.18799/26584956/2026/1/2070>

Введение

Пространственная неоднородность размещения трудовых ресурсов в территориальных системах, сопровождающаяся ростом концентрации экономически активного населения в крупнейших городах и его спутниках, а также его сокращением в отдаленных от них населенных пунктах, в настоящее время препятствует их сбалансированному социально-экономическому развитию. В результате ее углубления отдаленные от полюсов экономического роста территории теряют свои трудовые и инвестиционные ресурсы, сокращается число действующих на их территории предприятий, постепенно деградирует транспортная и инженерная инфраструктура, снижается число объектов социальной сферы (медицинских и образовательных учреждений, учреждений культуры). Как отмечали И.В. Наумов, Н.Л. Никулина, А.А. Бычкова

и др. [1–4], рост концентрации трудовых ресурсов и перемещающихся из отдаленных районов производств значительно повышает уровень нагрузки на существующую в крупных городах транспортную, энергетическую и инженерную инфраструктуру, способствует возрастанию дефицита жилых помещений, производственных и торговых площадей, учреждений здравоохранения, дошкольного и среднего образования, что в конечном счете также приводит к росту социальной напряженности в данных территориальных системах.

Поэтому при разработке стратегических планов и программ социально-экономического развития территориальных систем и других проектов территориального развития важным аспектом становится прогнозирование динамики движения трудовых ресурсов с учетом пространственных особенностей их размещения и влияния окружающих их полюсов роста и других центров экономической активности.

Анализ методических подходов к прогнозированию динамики трудовых ресурсов в территориальных системах

Теоретический обзор работ показал, что при построении прогнозов динамики трудовых ресурсов в территориальных системах применяются в основном три группы методов: авторегрессионное моделирование временных рядов (*ARIMA/ARMA, VAR*), регрессионное моделирование с оценкой воздействия различных факторов и пространственное авторегрессионное моделирование с учетом влияния окружающих территорий.

Авторегрессионное моделирование с использованием скользящего среднего по стационарным (*ARMA*) и нестационарным временным рядам (*ARIMA*) было использовано D. Zhang для оценки динамики уровня безработицы в США с 2000 по 2023 г. С применением методологии Бокса–Дженкинса для идентификации модели, соответствующих преобразований данных D. Zhang были установлены закономерности в динамике безработицы [5]. Однако построенная автором модель сезонности не использовалась для построения прогнозов изменения уровня безработицы в стране.

Похожее исследование с авторегрессионным моделированием с интегрированным скользящим средним, но без учета сезонности, проводил A.D. Huruta для прогнозирования уровня безработицы в Индонезии. Построенные автором шесть альтернативных моделей с высокой точностью (со средней процентной ошибкой – *MAPE* 9,56 %) показали, что данный инструмент моделирования обладает хорошими прогнозными возможностями [6].

Авторегрессионное моделирование по нестационарным временным рядам использовал и Y. Yan для прогнозирования уровня безработицы в Великобритании и еврозоне с 2014 по 2024 г. [7]. Его исследование показало, что данный тип моделирования является оптимальным в условиях нестационарности прогнозируемых временных рядов, которая характерна для такого явления, как безработица.

Нестационарность динамики занятости и безработицы была подтверждена и российскими исследователями. Для прогнозирования численности занятого в экономике населения и численности безработных М. Турунцева, Е. Астафьева, М. Баева, А. Божечкова, А. Бузаев, Т. Киблицкая, Ю. Пономарев и А. Скроботов применяли стандартные авторегрессионные модели временных рядов – *ARIMA* [8] с учетом существующего тренда в их динамике.

Исследование J. Adams, C. Penrod посвящено развитию моделей *ARIMA* и их использованию для анализа и прогнозирования тенденций общей занятости в США (штат Калифорния). Сравнение результатов моделирования показало, что сезонная модель *ARIMA* более точно прогнозирует будущую занятость [9]. Sh. Douglas, M. Zahed также применили модели *ARIMA* для прогнозирования уровня безработицы в США [10].

Авторегрессионное моделирование с использованием скользящего среднего является достаточно точным методом прогнозирования, поскольку учитывает сезонные колебания и тенденции, которые наблюдались в динамике моделируемых процессов, однако он не учитывает

все множество оказывающих влияние факторов и игнорирует пространственные особенности расположения рассматриваемого объекта.

Пространственный аспект отдельные исследователи пытались учесть, используя векторные авторегрессионные модели, которые характеризуют зависимость текущих значений динамики временных рядов от прошлых их значений не одного, как у *ARIMA/ARMA*, а нескольких объектов в пространстве. Например, глобальные векторные авторегрессионные модели (*GVAR*) использовал N. Schanne для прогнозирования занятости и безработицы в Германии. Построенная им модель показала связь между локальным и соседними рынками труда [11]. Оценка взаимосвязей между различными регионами Бразилии в сфере рынка труда и того, как макроэкономические шоки распространяются по ним, с использованием глобальной векторной авторегрессии была осуществлена В. Tebaldi и E.F. Marçal [12]. *VAR*-модели, оценивая одновременно динамику нескольких переменных, способны сформировать прогноз изменения динамики оцениваемых процессов в будущем, однако, как и традиционные авторегрессионные модели, они не рассматривают воздействие множества факторов.

В целях моделирования сценарных условий при прогнозировании кадровой потребности экономики с учетом влияния факторов А.Н. Русина и О.В. Карпычева использовали простейшие **методы эконометрического моделирования** (метод однофакторной линейной регрессии, метод однофакторной логарифмической регрессии, метод экспоненциального сглаживания) и анализ адекватности моделей на основе показателей детерминации модели, критерия Фишера, статистики Дарбина–Уотсона. На примере Красноярского края ими были представлены результаты прогноза кадровой потребности для трех сценарных вариантов развития экономики региона (учет потенциала трудовых ресурсов; учет потенциала социально-экономического развития; агрегированный сценарий) [13].

В.М. Игнатъев и Д.М. Борисова формировали многофакторные регрессионные модели по временным рядам для прогнозирования динамики занятости и безработицы в Ростовской области [14]. Авторы строили ассоциативные прогнозы с помощью установленных трендов в динамике ключевых факторов в модели.

Аналогичные регрессионные модели формировались и В.В. Жолудевой для прогнозирования динамики показателей занятости и безработицы в Ярославской области. Для построения данных моделей использовались статистические данные с 2015 по 2022 г. [15] что является крайне недостаточным для формирования прогнозов на три года, которые были разработаны авторами с применением экстраполяции установленных трендов в динамике социально-экономических показателей развития региона.

Для прогнозирования уровня безработицы в отдельных европейских странах К. Dumičić, А. ŠehČasni, В. Žmuk применяли такие методы, как двойное экспоненциальное сглаживание (метод Холта) и метод Холта–Винтерса [16].

Регрессионные модели с использованием временных рядов для прогнозирования занятости населения формировались на макроэкономическом уровне Е.В. Радковской [17], Т.Л. Гончаренко и Н.А. Юриной [18] для выявления взаимосвязей между динамикой численности занятого населения и основными показателями экономического развития Российской Федерации. Регрессионное моделирование, используемое для прогнозирования динамики трудовых ресурсов в территориальных системах, позволяет учесть влияние различных факторов, однако для построения корректных моделей необходима значительная выборка наблюдений и наличие стационарности в сформированных временных рядах данных. Данные требования, как показал обзор научных работ с использованием регрессионного моделирования по временным рядам, очень часто нарушаются, и это приводит к получению некорректных результатов и соответствующих прогнозов.

К более точным результатам прогнозирования приводит комбинированное использование методов регрессионного и авторегрессионного (*ARIMA*) моделирования, которое может осуществляться и по нестационарным временным рядам. Такой подход применили М. Gostkowski

и Т. Rokicki при прогнозировании уровня безработицы. В процессе прогнозирования авторы применяли классический регрессионный анализ, *ARIMA*-моделирование, модель Холта и Уинтерса. Результаты экспериментов позволили им сделать вывод о том, что наиболее подходящими методами прогнозирования уровня безработицы на макроэкономическом уровне являются модель квадратичной регрессии и мультипликативная модель Уинтерса [19].

Для прогнозирования занятости населения М.А. Ахмедовой был использован классический регрессионный анализ с *ARIMA*-моделированием ключевых факторов. Проведенный автором регрессионный анализ показал, что самое большое влияние на занятость населения в Республике Узбекистан оказывает валовый внутренний продукт, численность населения и уровень заработной платы [20].

При прогнозировании динамики занятости в сфере туризма в Шри-Ланке К.М.У.В. Konarasinghe протестировал трендовые модели занятости: линейную, квадратичную, кривую роста, логистическую модель Перла Рида и модель авторегрессионного интегрированного скользящего среднего (*ARIMA*). Результаты их исследования показали, что *ARIMA*-моделирование обеспечивает высокую точность для ряда моделей линейного тренда и кривой роста с исключенным трендом для прогнозирования общей занятости в сфере туризма [21]. В исследовании Q. Phung Duy и др. для прогнозирования гендерных уровней безработицы во Вьетнаме на основе официальных данных за 2011 по 2023 гг. была также использована *ARIMA*-модель [22].

Комбинирование данных методов позволяет получить более корректные результаты при прогнозировании динамики трудовых ресурсов в территориальной системе, поскольку, с одной стороны, оно учитывает все многообразие воздействующих факторов, а с другой – использует более достоверный способ прогнозирования динамики факторов, включенных в модель (применяется не простое экспоненциальное сглаживание и экстраполяция установленных трендов в прошлом, а их смоделированная динамика со всеми наблюдающимися колебаниями). Вместе с тем и у данных методов имеются ограничения по использованию, а в частности – необходимость формирования значительной выборки наблюдений – временных рядов для включения в модель большого числа факторов, построение отдельных регрессионных моделей для всех исследуемых территориальных систем. Спроектированные таким образом модели исключают оценку пространственных особенностей их размещения относительно центров экономической активности, что является первостепенным при моделировании процессов с высоким уровнем пространственной неоднородности.

Учесть пространственные особенности размещения территорий при прогнозировании динамики их трудовых ресурсов исследователи пытались с применением методов **пространственного авторегрессионного моделирования (с пространственными эффектами)**. Данный метод использовался, в частности, при прогнозировании уровня безработицы в регионах России и Германии Е.В. Семериковой и О.А. Демидовой. Авторами было доказано, что прогнозы пространственных моделей по панельным данным превосходят качество прогнозов, полученных с применением других методов моделирования (непространственных моделей по панельным данным, моделей сквозной регрессии, моделей без учета объясняющих переменных, а также наивных прогнозов). В целях учета пространственных взаимосвязей между регионами авторами использовались поочередно две экзогенные пространственные матрицы *W*: граничная матрица и матрица обратных расстояний (по автодорогам для России и прямым расстояниям для Германии) [23].

Пространственные авторегрессионные модели применялись и для прогнозирования динамики ВРП регионов России с учетом наблюдающегося уровня безработицы. Такой прогноз с учетом и без учета пространственной взаимосвязи между регионами был представлен в работе Т.Г. Горшковой [24]. Ее исследование показало, что наиболее точные результаты прогнозирования были получены с использованием модели пространственной авторегрессии с фиксированными эффектами в лагах, построенной методом максимального правдоподобия. Автором

были применены три весовые матрицы: смежностей, «второй линии», расстояний [25]. Также автором были построены четыре векторных авторегрессии (*VAR*) для региональных значений инфляции и ВРП, в том числе три из них – учитывающие пространственную взаимосвязь между регионами. Среди векторных авторегрессий наименьшая ошибка прогноза была получена по модели, учитывающей в качестве объясняющих переменных только первые лаги объясняемых переменных и первый лаг уровня безработицы. Однако исследования Т.Г. Горшковой показали, что оценки коэффициентов регрессии, характеризующих пространственный лаг (пространственные взаимосвязи между регионами), оказались значимыми только в моделях, учитывающих пространственную автокорреляцию между данными.

Е.В. Зарова и И.А. Залманов, используя методы кластерного анализа пространственных данных, оценки значений индекса Морана на различных интервалах удаленности городов, установили неоднородность пространственной автокорреляции занятости населения в городах. На основе моделей пространственной авторегрессии *SAR* для всей совокупности городов и для городов, находящихся в зоне влияния г. Москвы, были установлены общие и специфические факторы взаимного воздействия уровней занятости [26]. Необходимо вместе с тем отметить, что созданные авторами модели не применялись для построения прогнозов.

Методы пространственной авторегрессии использовались Е.С. Вакуленко для формирования модели Оукена (оценки взаимосвязи между изменениями в уровнях безработицы и экономическим ростом). Автор на основе панельных данных российских регионов оценивала широкий набор спецификаций пространственно-эконометрических моделей (*SAR*, *SEM*, *SAC*), в результате чего был сделан вывод о том, что оценки, построенные без учета пространственного взаимодействия, дают заниженные значения коэффициента Оукена [27].

Два варианта прогноза локализации занятых (инерционный и композитный) через экстраполяцию на основе экспоненциального тройного сглаживания с доверительными интервалами методом Хольта–Уинтерса (*ETS*) представили в своей работе В.А. Русановский и В.А. Марков. Инерционный прогноз был сформирован на основе экстраполяции значений глобального индекса Морана по 74 регионам России, а композитный прогноз – экстраполяции трендов локальных индексов Морана для каждого макрорегиона и последующего суммирования их прогнозных значений по аналогии с расчетом глобального индекса Морана из локальных *LISA*. Используя модели панельной регрессии, авторами были выявлены региональные особенности влияния занятости, урбанизации, агломерации и локализации трудового потенциала на производительность труда в России. Панельная модель дала возможность установить фундаментальные факторы, значимо влияющие на производительность труда, в том числе и пространственные (межрегиональные), и временные эффекты [28]. Также В.А. Русановским и В.А. Марковым «смоделированы пространственные авторегрессии между регионами России: вначале измерена авторегрессия по безработице, затем добавлен пространственный фактор, оценено влияние урбанизации и агломерации на безработицу, в том числе с учетом фактора расстояний. Модели пространственной авторегрессии для регионов России построены пошаговым добавлением переменных» [29].

Для оценки пространственных взаимодействий на европейских рынках труда на основе данных о занятости регионов L.H. Kivi, T. Raas использовали модели пространственной ошибки, пространственного лага и модели с пространственными авторегрессионными возмущениями [30]. Построенные ими модели не применялись для прогнозирования занятости в Европе.

Заключение

Исследования с применением пространственных методов моделирования подтверждают высокий уровень прогностических возможностей таких моделей в сравнении с классическими, не учитывающими пространственную неоднородность размещения трудовых ресурсов. Однако обзор научных работ показал, что исследователи при построении пространственных ав-

торегрессионных моделей в основном применяли метод максимального правдоподобия, имеющий более высокий уровень ошибок и погрешностей при пространственной неоднородности данных по сравнению с методом обобщенных моментов, и одну определенную матрицу пространственных весов без оценки альтернативных. Представленные в работах модели не могут быть использованы для прогнозирования динамики трудовых ресурсов (занятости/безработицы), поскольку включают и статистически незначимые переменные, при построении моделей рассматриваются территории, не обладающие тесным пространственным взаимодействием с окружающим пространством. И если для оценки наличия пространственных эффектов в социально-экономическом развитии территориальных систем такой подход является оптимальным, то для прогнозирования динамики их развития с учетом пространственных эффектов такой подход приводит к получению усредненных результатов. Требуется предварительный анализ пространственных взаимодействий территориальных систем по оцениваемому показателю и отбор территорий, обладающих тесной пространственной автокорреляцией, для построения прогнозных пространственных моделей.

Для учета пространственных особенностей и неоднородности размещения трудовых ресурсов при прогнозировании их динамики в территориальных системах необходима разработка новых методических подходов к моделированию.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Наумов И.В., Никулина Н.Л. Оценка влияния особенностей размещения производительных сил, инфраструктуры и объектов социальной сферы на результативность экономической деятельности предприятий в муниципальных образованиях Уральского федерального округа. *Векторы благополучия: экономика и социум*, 2024, Т. 52, № 4, С. 234–252. DOI: 10.18799/26584956/2024/4/1928. EDN: RPBANL.
2. Бычкова А.А. Мониторинг реализации стратегии пространственного развития: миграция населения с учетом развитости транспортной инфраструктуры. *Векторы благополучия: экономика и социум*, 2023, № 4 (51), С. 101–113. DOI: 10.18799/26584956/2023/4/1657. EDN: ВНWOJC.
3. *Приоритеты пространственного развития Уральского федерального округа*. И.В. Наумов, Н.Л. Никулина, А.З. Барыбина и др. Екатеринбург: Институт экономики УрО РАН, 2024. 453 с. EDN: PNEMBS.
4. Наумов И.В., Никулина Н.Л. Оценка и моделирование пространственных взаимодействий в развитии кадрового потенциала научно-исследовательской деятельности регионов России. *Экономика региона*, 2023, Т. 19, № 3, С. 782–800. DOI: 10.17059/ekon.reg.2023-3-13. EDN: WHVNIH.
5. Zhang D. Forecasting USA unemployment rate base on ARIMA model. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 2023, Vol. 49, pp. 67–76. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/49/20230486>. EDN: XYCIDQ.
6. Huruta A.D. Predicting the unemployment rate using autoregressive integrated moving average. *Cogent Business & Management*, 2024, Vol. 11, Iss. 1, number of article: 2293305. DOI: 10.1080/23311975.2023.2293305. EDN: RWUSCC.
7. Yan Y. Research on UK unemployment rate forecast based on ARIMA model. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 2024, vol. 123, pp. 26–35. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/123/2024MUR0136>. EDN: ESLNXO
8. Модельные расчеты краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ (июнь–ноябрь 2020 г.). М. Турунцева, Е. Астафьева, М. Баева, А. Божечкова, А. Бузаев, Т. Киблицкая, Ю. Пономарев, А. Скроботов. *Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру*, 2020, № 5, С. 3–30. EDN: FRYVKF.
9. Adams J., Penrod C. The applications and viability of ARIMA modeling using current employment statistics. *Association of business information systems. Refereed Proceedings*. Tulsa, Oklahoma, 2025. P. 38–72. URL: <https://uvt.rjt.mybluehost.me/wp-content/uploads/2025/04/2025-ABIS-full-proceedings.pdf#page=51> (дата обращения 03.10.2025).
10. Douglas Sh., Zahed M. Forecasting U.S. unemployment rates using ARIMA: a time series analysis from 1948 to 2019. *SESUG Paper*, 2024. URL: https://sesug.org/proceedings/sesug_2024_SAAG/PresentationSummaries/Papers/148_Final_PDF.pdf (дата обращения 03.10.2025).
11. Schanne N. A Global Vector Autoregression (GVAR) model for regional labour markets and its forecasting performance with leading indicators in Germany. *IAB-Discussion Paper*. Nuremberg, Institute for Employment Research, 2015. 201513. URL: <https://ideas.repec.org/p/iab/iabdp/201513.html> (дата обращения 03.10.2025).
12. Tebaldi B., Marçal E.F. Modeling how macroeconomic shocks affect regional employment: analyzing the Brazilian formal labor market using the global VAR approach. *SSRN Electronic Journal*, 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/323625969_Modeling_How_Macroeconomic_Shocks_Affect_Regional_E

- ployment Analyzing the Brazilian Formal Labor Market Using the Global VAR Approach DOI: 10.2139/ssrn.3124440 (дата обращения 03.10.2025).
13. Русина А.Н., Карпычева О.В. Моделирование сценарных условий прогнозирования кадровой потребности экономики региона. *Экономика труда*, 2017, Т. 4, № 4, С. 309–322. DOI: 10.18334/et.4.4.38469. EDN: YKUZUK.
 14. Игнатъев В.М., Борисова Д.М. Прогнозирование занятости населения региона. *Наука, техника и образование*, 2015, № 3 (9), С. 40–43. EDN: TPUPKP.
 15. Жолудева В.В. Математико-статистическое моделирование структуры рабочей силы в Ярославской области. *Вестник АПК Верхневолжья*, 2024, № 2 (66), С. 109–114. DOI: 10.35694/YARCX.2024.66.2.014. EDN: YCWLLO.
 16. Dumičić K., ČehČasni A., Žmuk B. Forecasting unemployment rate in selected European countries using smoothing methods. *International Journal of Social, Education, Economics and Management Engineering*, 2015, Vol. 9, № 4, P. 1041–1046.
 17. Радковская Е.В. Прогнозирование уровня занятости населения. *Глобальный научный потенциал*, 2020, № 11 (116), С. 270–273. EDN: CVRPCZ.
 18. Гончаренко Т.Л., Юрина Н.А. Статистическое моделирование и прогнозирование показателей занятости населения. *Фундаментальные и прикладные аспекты глобализации экономики. Тезисы докладов и выступлений II Международной научно-практической конференции молодых ученых*. Донецк, Донецкий национальный университет, 2021. С. 302–305. EDN: WWXXXO.
 19. Gostkowski M., Rokicki T. Forecasting the unemployment rate: application of selected prediction methods. *European Research Studies Journal*, 2021, Vol. XXIV, Iss. 3, P. 985–1000. DOI: 10.35808/ersj/2396. EDN: LYIZZP.
 20. Ахмедова М.А. Прогнозирование численности занятого населения в условиях Узбекистана с использованием математических методов. *Иқтисодиёт ва инновацион технологиялар: илмий электрон журнали*. URL: https://iqtisodiyot.tsue.uz/sites/default/files/maqolalar/34_M_Ahmedova.pdf. (дата обращения 03.10.2025).
 21. Konarasinghe K.M.U.B. Hybrid trend – ARIMA model for forecasting employment in tourism industry in Sri Lanka. *Review of Integrative Business and Economics Research*, 2020, Vol. 6, Iss. 4, pp. 214–223.
 22. Building the ARIMA model for forecasting the unemployment rate by gender in Vietnam. Q. Phung Duy, H.L. Nguyen, T.M. Dinh Thi, H.A. Ta Thi, P.T. Nguyen, T.K. Hoang. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, 2026, Vol. 4, № 1, P. 76–83. DOI: <https://doi.org/10.47852/bonviewJDSIS52024415>.
 23. Семерикова Е.В., Демидова О.А. Использование пространственных эконометрических моделей при прогнозе регионального уровня безработицы. *Прикладная эконометрика*, 2016, № 3 (43), С. 29–51. EDN: WMHINR.
 24. Горшкова Т. Прогнозирование региональных макропоказателей с помощью пространственных VAR. *Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру*, 2019, № 6, С. 45–54. EDN: JDXCQH.
 25. Горшкова Т. Прогнозирование ВВП с использованием методов пространственной корреляции. *Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру*, 2018, № 10, С. 37–47.
 26. Зарова Е.В., Залманов И.А. Методы моделирования и анализа занятости населения в городах с учетом пространственного фактора. *Вопросы статистики*, 2024, Т. 31, № 4, С. 5–20. DOI: <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2024-31-4-5-20>. EDN: RXHGSP.
 27. Вакуленко Е.С. Анализ связи между региональными рынками труда в России с использованием модели Оукена. *Прикладная эконометрика*, 2015, № 4 (40), С. 28–48. EDN: VGSVVH.
 28. Русановский В.А., Марков В.А. Занятость и производительность труда в макрорегионах России: пространственные взаимосвязности. *Проблемы прогнозирования*, 2018, № 2 (167), С. 36–48. EDN: YLXLGP.
 29. Русановский В.А., Марков В.А. Влияние пространственного фактора на региональную дифференциацию безработицы в российской экономике. *Проблемы прогнозирования*, 2016, № 5 (158), С. 144–157. EDN: VIRQYK.
 30. Kivi L.H., Paas T. Spatial interactions of employment in European labour markets. *Eastern Journal of European Studies*, 2021, Vol. 12, № 1, P. 196–211. DOI: 10.47743/ejes-2021-SI09. EDN: MMHUKN.

Информация об авторах

Илья Викторович Наумов, кандидат экономических наук, доцент, заведующий Лабораторией моделирования пространственного развития территорий Института экономики Уральского отделения Российской академии наук, Российская Федерация, 620014, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29; naumov.iv@uiec.ru

Наталья Леонидовна Никулина, кандидат экономических наук, старший научный сотрудник Лаборатории моделирования пространственного развития территорий Института экономики Уральского отделения Российской академии наук, Российская Федерация, 620014, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29; nikulina.nl@uiec.ru

Поступила в редакцию: 10.10.2025

Поступила после рецензирования: 16.11.2025

Принята к публикации: 28.03.2026

REFERENCES

1. Naumov I.V., Nikulina N.L. Assessment of the impact of productive forces, infrastructure and social sphere facilities location features on the efficiency of economic activities of enterprises in Ural Federal District municipalities. *Journal of wellbeing technologies*, 2024, vol. 52, no. 4, pp. 234–252. (In Russ.) DOI: 10.18799/26584956/2024/4/1928. EDN: RPBANL.
2. Bychkova A.A. Monitoring of the spatial development strategy implementation: population migration taking into account transport infrastructure development. *Journal of Wellbeing Technologies*, 2023, no. 4 (51), pp. 101–113. (In Russ.) DOI: 10.18799/26584956/2023/4/1657. EDN: BHWOJC.
3. Naumov I.V., Nikulina N.L., Barybina A.Z. *Priorities of spatial development of the Ural Federal District*. Ekaterinburg, Institute of Economics, Ural Branch of the Russian Academy of Sciences Press, 2024. 453 p. (In Russ.) EDN: PNEBMS.
4. Naumov I.V., Nikulina N.L. Assessment and modelling of spatial interactions in the development of research personnel in Russian regions. *Ekonomika regiona*, 2023, vol. 19, no. 3, pp. 782–800. (In Russ.) DOI: 10.17059/ekon.reg.2023-3-13. EDN: WHVNIH.
5. Zhang D. Forecasting USA unemployment rate base on ARIMA model. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 2023, vol. 49, pp. 67–76. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/49/20230486>. EDN: XYCIDQ.
6. Huruta A.D. Predicting the unemployment rate using autoregressive integrated moving average. *Cogent Business & Management*, 2024, vol. 11, Iss. 1, article no. 2293305. DOI: 10.1080/23311975.2023.2293305. EDN: RWUSCC.
7. Yan Y. Research on UK unemployment rate forecast based on ARIMA model. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 2024, vol. 123, pp. 26–35. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/123/2024MUR0136>. EDN: ESLNXO.
8. Turuntseva M., Astafieva E., Baeva M., Bozhechkova A., Buzaev A., Kiblitckaya T., Ponomarev Yu., Skrobotov A. Model calculations of short-term forecasts of socio-economic indicators of the Russian Federation (June–November 2020). *Nauchny vestnik IEP im. Gaidara.ru*, 2020, no. 5, pp. 3–30. (In Russ.) EDN: FRYVKF.
9. Adams J., Penrod C. The applications and viability of ARIMA modeling using current employment statistics. *Association of business information systems. Refereed Proceedings 2025*. Tulsa, Oklahoma, 2025. pp. 38–72. Available at: <https://vvt.rjtj.mybluehost.me/wp-content/uploads/2025/04/2025-ABIS-full-proceedings.pdf#page=51> (accessed 3 October 2025).
10. Douglas Sh., Zahed M. Forecasting U.S. unemployment rates using ARIMA: a time series analysis from 1948 to 2019. *SESUG Paper*, 2024. Available at: https://sesug.org/proceedings/sesug_2024_SAAG/PresentationSummaries/Papers/148_Final_PDF.pdf (accessed 3 October 2025).
11. Schanne N. A Global Vector Autoregression (GVAR) model for regional labour markets and its forecasting performance with leading indicators in Germany. *IAB-Discussion Paper*, Nuremberg, Institute for Employment Research, 2015. 201513. Available at: <https://ideas.repec.org/p/iab/iabdpa/201513.html> (accessed 3 October 2025).
12. Tebaldi B., Marçal E.F. Modeling how macroeconomic shocks affect regional employment: analyzing the Brazilian Formal labor market using the global VAR approach. *SSRN Electronic Journal*. 2020. Available at: https://www.researchgate.net/publication/323625969_Modeling_How_Macroeconomic_Shocks_Affect_Regional_Employment_Analyzing_the_Brazilian_Formal_Labor_Market_Using_the_Global_VAR_Approach DOI: 10.2139/ssrn.3124440 (accessed 3 October 2025).
13. Rusina A.N., Karpicheva O.V. Modeling of scenario conditions for forecasting staffing requirements of the region's economy. *Russian Journal of Labour Economics*, 2017, vol. 4, no. 4, pp. 309–322. (In Russ.) DOI: 10.18334/et.4.4.38469. EDN: YKUZUK.
14. Ignatev V.M., Borisova D.M. Forecasting employment in the region. *Nauka, tekhnika i obrazovanie*, 2015, no. 3 (9), pp. 40–43. (In Russ.) EDN: TPUPK.
15. Zholudeva V.V. Mathematical and statistical modeling of the labor force structure in the yaroslavl region. *Agroindustrial Complex of Upper Volga Region Herald*, 2024, no. 2 (66), pp. 109–114. (In Russ.) DOI: 10.35694/YARCX.2024.66.2.014 EDN: YCWLL0.
16. Dumičić K., ČehČasni A., Žmuk B. Forecasting unemployment rate in selected European countries using smoothing methods. *International Journal of Social, Education, Economics and Management Engineering*, 2015, vol. 9, no. 4, pp. 1041–1046.
17. Radkovskaya E.V. Forecasting employment rate. *Science and Business: Ways of Development*, 2020, no. 11 (116), pp. 270–273. (In Russ.) EDN: CVRPCZ.
18. Goncharenko T.L., Yurina N.A. Statistical modeling and forecasting of employment indicators. *Fundamental and applied aspects of economic globalization. Abstracts of reports and speeches of the 2nd International Scientific and Practical Conference of Young Scientists*. Donetsk, Donetsk National University Press, 2021. pp. 302–305. (In Russ.) EDN: WWXXXO.
19. Gostkowski M., Rokicki T. Forecasting the unemployment rate: application of selected prediction methods. *European Research Studies Journal*, 2021, Vol. XXIV, Iss. 3, pp. 985–1000. DOI: 10.35808/ersj/2396. EDN: LYIZZP.

20. Akhmedova M.A. Forecasting the number of employed population in the conditions of Uzbekistan using mathematical methods. *Economy and Innovative Technologies: Scientific Electronic Journal*. (In Russ.) Available at: https://iqtisodiyot.tsue.uz/sites/default/files/maqolalar/34_M_Ahmedova.pdf (accessed 3 October 2025).
21. Konarasinghe K.M.U.B. Hybrid Trend – ARIMA Model for Forecasting Employment in Tourism Industry in Sri Lanka. *Review of Integrative Business and Economics Research*, 2020, vol. 6, Iss. 4, pp. 214–223.
22. Phung Duy Q., Nguyen H.L., Dinh Thi T.M., Ta Thi H.A., Nguyen P.T., Hoang T.K. Building the ARIMA model for forecasting the unemployment rate by gender in Vietnam. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, 2026, vol. 4, no. 1, pp. 76–83. DOI: <https://doi.org/10.47852/bonviewJDSIS52024415>.
23. Semerikova E.V., Demidova O.A. Using spatial econometric models for regional unemployment forecasting. *Applied Econometrics*, 2016, no. 3 (43), pp. 29–51. (In Russ.) EDN: WMHINR.
24. Gorshkova T. Forecasting regional macro indicators using spatial VAR. *Nauchny vestnik IEP im. Gaidara.ru*, 2019, no. 6, pp. 45–54. (In Russ.) EDN: JDXCQH.
25. Gorshkova T. Forecasting GRP using spatial correlation methods. *Nauchny vestnik IEP im. Gaidara.ru*, 2018, no. 10, pp. 37–47. (In Russ.)
26. Zarova E.V., Zalmanov I.A. Methods of modeling and analysis of employment in cities, taking into account the spatial factor. *Voprosy statistiki*, 2024, vol. 31, no. 4, pp. 5–20. (In Russ.) DOI: <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2024-31-4-5-20>. EDN: RXHGSP.
27. Vakulenko E.S. Analysis of the relationship between regional labour markets in Russia using Okun’s model. *Applied Econometrics*, 2015, no. 4 (40), pp. 28–48. (In Russ.) EDN: VGSVVH.
28. Rusanovsky V.A., Markov V.A. Employment and labor productivity in macroregions of Russia: spatial interdependence. *Studies on Russian economic development*, 2018, vol. 29, no. 2, pp. 135–143. DOI: <https://doi.org/10.1134/S1075700718020120>. EDN: UYBTRS.
29. Rusanovsky V.A., Markov V.A. Influence of the spatial factor on the regional differentiation of unemployment in the Russian economy. *Studies on Russian Economic Development*, 2016, vol. 27, no. 5, pp. 593–604. DOI: <https://doi.org/10.1134/S1075700716050129>. EDN: XFIJKJ.
30. Kivi L.H., Paas T. Spatial interactions of employment in European labour markets. *Eastern Journal of European Studies?* 2021, vol. 12, no. 1, pp. 196–211. DOI: [10.47743/ejes-2021-SI09](https://doi.org/10.47743/ejes-2021-SI09). EDN: MMHUKN.

Information about the authors

Ilya V. Naumov, Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Head of the Laboratory for Modelling Spatial Development of Territories, Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, 29, Moskovskaya street, Yekaterinburg, 620014, Russian Federation; naumov.iv@uiec.ru

Natalia L. Nikulina, Cand. Sci. (Econ.), Senior Researcher, Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, 29, Moskovskaya street, Yekaterinburg, 620014, Russian Federation; nikulina.nl@uiec.ru

Received: 10.10.2025

Revised: 16.11.2025

Accepted: 28.03.2026