

DOI: 10.15838/ptd.2026.5.145.6

УДК 332.146.2 | ББК 65.04

© Пьянкова С.Г., Ергунова О.Т.

ПРОСТРАНСТВЕННЫЕ ОСОБЕННОСТИ СОЦИАЛЬНО-ТРУДОВЫХ ОТНОШЕНИЙ МЕГАПОЛИСОВ РФ И ИХ МОДЕЛИРОВАНИЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕШЕНИЙ

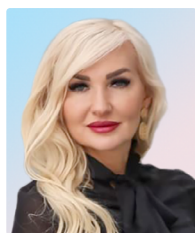
**СВЕТЛАНА ГРИГОРЬЕВНА ПЬЯНКОВА**

Уральский государственный экономический университет

Екатеринбург, Российская Федерация

e-mail: silen_06@list.ru

ORCID: 0000-0002-7072-9871; ResearcherID: H-5682-2018

**ОЛЬГА ТИТОВНА ЕРГУНОВА**

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

Санкт-Петербург, Российская Федерация

e-mail: Ergunova-olga@yandex.ru

ORCID: 0000-0002-1714-7784; ResearcherID: E-8582-2017

Цифровизация экономики и нарастающая внутригородская неоднородность занятости обесценивают среднегородские показатели как управленческий ориентир: решения принимаются на уровне отдельных зон, тогда как статистика описывает город целиком. Цель исследования – разработать и апробировать гибридную объяснимую нейросетевую модель (Hybrid NFE) для анализа пространственных особенностей социально-трудовых отношений мегаполисов РФ. Проверяется гипотеза о том, что совмещение нейросетевого прогнозирования, нечеткого вывода и пространственного подхода одновременно повышает точность прогноза и его интерпретируемость, что недостижимо ни для классических эконометрических спецификаций, ни для «черноящичных» моделей машинного обучения. Архитектура модели объединяет нечеткий вывод Такаги – Сугено – Канга первого порядка, эволюционный подбор параметров и модуль объяснимости на основе SHAP. Информационную базу составили 24 индикатора по пятнадцати крупнейшим мегаполисам за 2020–2025 гг. (обучение – 2020–2023 гг., тестирование – 2024–2025 гг.)

Для цитирования: Пьянкова С.Г., Ергунова О.Т. (2026). Пространственные особенности социально-трудовых отношений мегаполисов РФ и их моделирование с использованием нейросетевых решений // Проблемы развития территории. Т. 30. № 5. С. 86–103. DOI: 10.15838/ptd.2026.5.145.6

For citation: Pyankova S.G., Ergunova O.T. (2026). Spatial features of social and labor relations in Russian megacities and their modeling using neural network solutions. *Problems of Territory's Development*, 30(5), 86–103. DOI: 10.15838/ptd.2026.5.145.6

в разрезе укрупненных городских зон: ядра, полуцентров, жилых районов, пригородного пояса и специализированных территорий. На тестовой выборке Hybrid NFE достигает MAPE 5,4% и R^2 0,92 против 8–9% и 0,75–0,78 у ARIMA и 6,3% и 0,89 у LSTM, снижая ошибку прогноза на 20–25% относительно SVR и случайного леса. Кластерный анализ выделяет три типа мегаполисов по напряженности рынка труда, а SHAP-анализ фиксирует пространственный сдвиг значимости факторов: в ядре доминируют индикаторы денежно-кредитной политики и транспортная доступность, на периферии – миграция и доля платформенной занятости. Научная новизна состоит в переносе гибридной нейро-фаззи-эволюционной архитектуры с задач транспорта, экологии и финансовых рядов на пространственный анализ социально-трудовой динамики и в получении верифицируемых правил «если – то» вместо непрозрачного прогноза. Ограничение исследования – укрупненный пространственный масштаб данных. Результаты могут быть использованы органами власти и бизнесом при разработке мер занятости, кадровой политики и городского развития.

Пространственное развитие, мегаполис, социально-трудовые отношения, гибридные нейро-нечеткие модели, эволюционная оптимизация, объяснимый искусственный интеллект (XAI), SHAP, территориальные дисбалансы рынка труда, платформенная занятость, прогнозирование занятости.

Введение

Пространственное развитие крупнейших российских мегаполисов сопровождается значительным усложнением социально-трудовых отношений, формированием территориально дифференцированных рынков труда и ростом неоднородности занятости в городских агломерациях, что отражается в современной научной литературе¹ (Атаева, Уляева, 2025; Иванова, Левина, 2023; Скворцов, 2024). Так, доминирующий массив исследований сфокусирован на анализе финансовых рынков, промышленных массивов данных или социальной динамики, оставляя без должного внимания территориальную специфику крупнейших городских агломераций² (Измайлова, 2023).

Кроме того, в отношении урбанизированных социально-трудовых систем наблюдается выраженный дефицит работ, в рамках которых достигался бы синтез пространственного анализа, методов нейросетевого прогнозирования и обеспечения интерпретируемости получаемых моделей. Наконец, в существующих теоретико-

методологических подходах социально-трудовые отношения крайне редко концептуализируются как пространственно организованный, динамически изменяющийся и многоуровневый процесс, непосредственно детерминированный функционированием городской инфраструктуры, цифровых платформенных решений и агломерационными эффектами (Белев и др., 2021).

Именно эта совокупность пробелов определяет научную новизну и обосновывает необходимость настоящего исследования. Предполагается, что гибридная объяснимая нейросетевая модель, интегрирующая пространственный подход, нечеткий вывод и эволюционную оптимизацию, обеспечивает статистически значимое повышение точности прогнозирования социально-трудовой динамики мегаполисов и одновременно дает интерпретируемые, пространственно-привязанные выводы для лиц, принимающих решения, чего не позволяют ни классические эконометрические спецификации, ни «чернощичные» модели глубокого обучения.

¹ International Scientific and Practical Conference “International Forum on GIS, Digital Economy and Sustainable Development (GISTAM 2025)” November 5–6, 2025. Proceedings of the International Scientific and Practical Conference. Institute of Digital Economics and Law, 2026. 729 p.

² The European Proceedings of Social & Behavioural Sciences: International Conference, Tomsk, November 7–10, 2016. National Research Tomsk Polytechnic University. Vol. 26. Tomsk: Future Academy, 2017. 1055 p.; Facing an Unequal World: Challenges for Global Sociology: XVIII ISA World Congress of Sociology, Yokohama, Japan, July 13–19, 2014. Yokohama, Japan: International Sociological Association, 2014. 1182 p.

Цель настоящего исследования состоит в разработке и апробации гибридной объяснимой нейросетевой модели (Hybrid NFE), ориентированной на анализ пространственных особенностей социально-трудовых отношений мегаполисов РФ и повышение обоснованности управленческих решений в системе территориального развития. Для достижения указанной цели необходимо решить следующие задачи:

- охарактеризовать рынки труда исследуемых мегаполисов и выделить их пространственные особенности;
- обосновать методологию и архитектуру гибридной модели;
- оценить качество прогнозирования в сравнении с базовыми подходами;
- выявить пространственные паттерны социально-трудовой динамики;
- обеспечить интерпретацию результатов средствами ХАИ и сформулировать управленческие выводы.

Научная новизна работы заключается в объединении методов глубокого обучения, нечеткой логики, эволюционных алгоритмов и пространственного анализа. Такой подход позволяет выявлять особенности рынка труда на отдельных городских территориях, определять влияние местных факторов и объяснять полученные прогнозы. На основе результатов можно разрабатывать понятные и обоснованные рекомендации для органов городского управления.

Обзор литературы

Современное развитие российских мегаполисов сопровождается серьезными социально-экономическими изменениями. Они затрагивают структуру занятости, качество человеческого капитала, миграцию населения, развитие городских агломераций и территориальное размещение производства³.

Российская школа пространственного анализа опирается на работы В.Н. Лексина и А.Н. Пилипенко, в которых территория трактуется как многоуровневая система с собственными институциональными ограни-

чениями и траекториями экономического развития (Лексин, 2015; Пилипенко, 2018); такая оптика задает методологическую рамку, однако остается преимущественно описательной и не предполагает количественного прогноза. Применительно к мегаполисам концептуальная модель «четырех Росий» Н.В. Зубаревич фиксирует контрастный разрыв между высокоразвитыми ядрами деловой активности и периферийными зонами, отличающимися пониженной доступностью мест приложения труда и суженным спектром социальных возможностей (Зубаревич, 2020). Принципиально, что этот разрыв воспроизводится не только между регионами, но и внутри одного города, и именно внутригородское измерение остается наименее операционализированным.

О.В. Кузнецова развивает проблематику институциональной резильентности региональных экономических систем, аргументируя, что пространственные диспропорции в решающей степени обусловлены качественными характеристиками регионального управленческого аппарата, его адаптационным потенциалом к технологическим трансформациям и способностью результативно задействовать институциональный инструментарий (Кузнецова, 2019). Отсюда следует практически значимый вывод: пространственная асимметрия рынка труда поддается управленческой коррекции, однако для этого требуется диагностический инструмент, работающий на уровне отдельных городских зон, а не агрегированных региональных средних.

Сопоставление российской и зарубежной традиций пространственного анализа приведено в *таблице 1*.

В совокупности эти направления формируют основу для трактовки пространственных аспектов социально-трудовых отношений не как набора разрозненных показателей, а как системы динамически взаимодействующих территориальных процессов, в которой изменение в одной зоне города закономерно транслируется в смежные.

³ The European Proceedings of Social & Behavioural Sciences: International Conference, Tomsk, November 7–10, 2016. National Research Tomsk Polytechnic University. Vol. 26. Tomsk: Future Academy, 2017. 1055 p.

Таблица 1. Сравнение российской и зарубежной традиций пространственного анализа

Аспект	Российская школа	Зарубежные исследования
Теоретическая база	Институциональный и системный анализ территорий	Пространственная экономика, количественные модели
Фокус	Агломерации, территориальная дифференциация, человеческий капитал	Урбанистика, региональные модели, пространственная регрессия
Учет социально-трудовых факторов	Высокий	Низкий
Использование искусственного интеллекта	Слабое, фрагментарное	Развитое, но без пространственного контекста
Регулятивная специфика	Анализ стратегирования и нормативных рамок	Фокус на рыночных процессах
Составлено по: (Белоусов, 2022; Домнина, 2023; Доржиева и др., 2022; Зубаревич, 2020; Казанцев, 2022; Калицева, 2023; Кваско, 2023; Кифяк, 2021; Кузнецова, 2019; Лексин, 2015).		

Таким образом, в российской научной традиции сформировано представление о мегаполисе как о сложной территориальной системе, характеризующейся высокой вариативностью социально-трудовых факторов и нелинейной динамикой пространственного развития.

В зарубежных исследованиях нейронные сети, гибридные модели и другие методы искусственного интеллекта широко применяются для прогнозирования сложных и нелинейных процессов. Основные методы ИИ и возможности их использования при изу-

чении пространственного развития представлены в *таблице 2*.

Анализ зарубежных исследований показывает, что методы искусственного интеллекта успешно применяются для обработки сложных, неоднородных и нестабильных данных (*табл. 3*). Глубокие нейронные сети позволяют выявлять нелинейные зависимости, нечеткие системы помогают учитывать неполноту и неопределенность информации, а эволюционные алгоритмы используются для автоматического подбора оптимальных параметров моделей.

Таблица 2. Основные методы искусственного интеллекта и возможности их применения в пространственных исследованиях

Метод	Применимость к пространственным данным	Ограничения
Многослойные нейросети (MLP)	Низкая без предварительной обработки	Игнорируют пространственную структуру
LSTM	Средняя	Не учитывают географическую привязку
CNN	Высокая при картографических данных	Нужны карты/матрицы соседства
Нечеткие системы	Высокая	Ограниченная масштабируемость
Гибридные модели (нейро-фаззи-эволюционные)	Максимальная	Ввысокая вычислительная сложность
XAI (SHAP, LIME)	Высокая при наличии факторов	Интерпретируемость зависит от качества данных
Составлено по: (Aglhamdi, 2024; Ali et al., 2026; Bouamrane, Amrani, 2007; Bose, Mali, 2019; Castillo, Melin, 2012; Jang, 1993; Mabdeh et al., 2022; Palomero et al., 2022; Sakib, Islam, 2026; Yursever, 2023).		

Таблица 3. Основные направления применения искусственного интеллекта и ограничения существующих исследований

Направление исследований	Авторы	Основные результаты	Ограничения существующих работ	Значение для настоящего исследования
Глубокое обучение и гибридные модели	M. Ali et al.	Показана эффективность нейросетевых архитектур при обработке сложных и неоднородных цифровых данных, в том числе информации из социальных сетей	Пространственные характеристики территорий практически не учитываются. Основное внимание уделяется повышению точности прогнозов и классификации данных	Подтверждается возможность применения глубокого обучения для анализа цифровых сигналов, связанных с занятостью и поведением населения
Интеллектуальное управление городским транспортом	K. Bouamrane, F. Amrani	Предложен подход к поддержке принятия решений при регулировании городского общественного транспорта	Пространственный анализ используется преимущественно для решения локальной транспортной задачи и не распространяется на рынок труда и социально-экономическую динамику города	Работа показывает возможность применения интеллектуальных систем при управлении городскими процессами
Нейронечеткие и эволюционные модели пространственного анализа	A. Mabdeh et al.	Методы опорных векторов, нейронечеткие системы и эволюционные алгоритмы использованы для оценки и картографирования территориальных рисков	Исследование относится к экологическим рискам и не рассматривает занятость, миграцию и другие социально-трудовые процессы	Подтверждается эффективность гибридных моделей при работе с пространственными данными, неполной информацией и территориальными различиями
Эволюционное глубокое обучение в городском планировании	M. Alghamdi	Разработана модель, объединяющая глубокое обучение и эволюционные алгоритмы для решения задач планирования умного города	Социально-трудовые процессы и внутригородская неоднородность рынка труда не являются основным предметом анализа	Исследование подтверждает перспективность сочетания пространственного подхода и методов искусственного интеллекта
Искусственный интеллект в HRM и управлении персоналом	Md. N. Sakib, S. Islam	Систематизированы направления применения машинного обучения в кадровой аналитике: прогнозирование поведения работников, текучести кадров, производительности и потребности в персонале	Анализ проводится преимущественно на уровне организаций; территориальное распределение занятости и различия между городскими зонами практически не учитываются	Подтверждается потенциал машинного обучения для анализа трудовых показателей, однако требуется его дополнение пространственными данными
Нейросетевое прогнозирование рынка труда	M. Bose, K. Mali	Проведено сравнение нейросетевых методов прогнозирования показателей рынка труда; показана их способность учитывать нелинейные зависимости	Прогнозирование выполняется преимущественно для рынка труда в целом, без детального учета внутригородской структуры мегаполисов	Работа подтверждает преимущества нейронных сетей перед классическими методами, но показывает необходимость пространственной детализации моделей
Нечеткие временные ряды	Cheng, Chen	Обобщены методы нечеткого прогнозирования, позволяющие работать с неопределенными и неточными данными	Пространственные факторы и особенности городских рынков труда не рассматриваются	Нечеткая логика может применяться для обработки неполных и неоднозначных социально-экономических данных

Составлено по: (Agllhamdi, 2024; Ali et al., 2026; Bouamrane, Amrani, 2007; Bose, Mali, 2019; Mabdeh et al., 2022; Sakib, Islam, 2026; Yurserver, 2023).

Отдельные исследования также подтверждают эффективность искусственного интеллекта при решении пространственных задач. Например, гибридные модели применяются для городского планирования, управления транспортом и оценки территориальных рисков (Aglhamdi, 2024; Bouamrane, Amrani, 2007; Mabdeh et al., 2022). Однако в большинстве подобных работ пространственный анализ связан с отдельной отраслевой задачей и не распространяется на социально-трудовые процессы мегаполисов.

В исследованиях по управлению персоналом и экономике труда нейронные сети используются для прогнозирования занятости, кадровой потребности, текучести и поведения работников (Sakib, Islam, 2026; Yursever, 2023). Вместе с тем территориальные различия в таких работах учитываются редко. Как правило, анализ проводится на уровне отдельной организации, региона или рынка труда в целом, без выделения районов и функциональных зон города.

Нечеткие и нейронечеткие модели обладают значительным потенциалом для городских исследований, поскольку позволяют работать с неполными, неточными и быстро меняющимися данными (Bose, Mali, 2019; Castillo, Melin, 2012; Jang, 1993; Palomero et al., 2022). Однако и в этих работах три ключевых требования: пространственная детализация, высокая точность прогноза и содержательная объяснимость результата – как правило, выполняются попарно, но не одновременно.

Проведенный анализ литературы позволяет зафиксировать три устойчивых ограничения существующих исследований:

- недостаточный учет внутригородской дифференциации: единицей анализа остаются город, регион или национальный рынок труда в целом;
- ограниченное применение методов искусственного интеллекта именно к пространственной социально-трудовой динамике: гибридные модели апробированы преимущественно на транспортных, экологических и финансовых задачах;

- дефицит интерпретируемости: результаты прогноза редко переводятся в форму, пригодную для обоснования решений органов государственной и муниципальной власти.

Данные и методология исследования

Информационная база сформирована из четырех групп источников. Первая – официальная статистика (Росстат, Банк России, территориальные органы государственной статистики) по занятости, безработице, отраслевой структуре, заработной плате и инфляции. Вторая – обследования предприятий и отраслевые опросы, фиксирующие остроту кадрового дефицита и способы адаптации компаний к нему. Третья – открытые данные цифровых платформ занятости: hh.индекс, динамика вакансий и резюме, распределение по форматам занятости. Четвертая – исследования НИУ ВШЭ, ВЦИОМ и профильных научных центров, оценивающие масштабы платформенной занятости и самозанятости. Сочетание этих групп принципиально для решаемой задачи: официальная статистика обеспечивает сопоставимость и методологическую устойчивость рядов, тогда как платформенные данные дают недостающую оперативность и внутригородскую детализацию, недоступную ведомственной отчетности.

Всего на вход модели подаются 24 показателя пяти типов: занятость и безработица, демография, миграция, цифровые сигналы рынка труда, макроэкономический фон (ключевая ставка Центрального банка, ИПЦ, средняя заработная плата, розничный товароборот).

Период 2020–2025 гг. выбран потому, что за эти шесть лет рынок труда пережил несколько разных по природе шоков: пандемию и переход к гибридным форматам работы, санкционную перестройку экономики, переток части рабочей силы в оборонные отрасли, демографическое сжатие и изменение миграционных потоков. Именно такое наложение делает период удобным для изучения перегрева рынка труда и того, как складываются устойчивые пространственные очаги дефицита кадров.

Гибридная нейро-фаззи-эволюционная (NFE) архитектура выбрана потому, что задача предъявляет к инструменту три требования сразу. Связи между показателями нелинейны – с этим работает нейросетевая часть. Многие характеристики городской среды описываются качественно и неопределенно («высокая транспортная доступность», «плотная застройка») – их берет на себя нечеткая логика. Наконец, у градиентных методов настройки высок риск застрять в локальном оптимуме, поэтому структура модели подбирается эволюционным поиском. Ниже архитектура описана в общих чертах: полная формализация функций принадлежности и слоев представляет собой техническую деталь, вынесенную за рамки статьи.

Ядром модели служит адаптивная нейро-нечеткая система вывода Такаги – Сугено – Канга (TSK) первого порядка. Она работает в пять шагов: 1) числовые значения показателей переводятся в степени принадлежности нечетким категориям с помощью гауссовых функций; 2) для каждого правила вычисляется, насколько сильно оно активировано конкретным набором данных; 3) полученные веса нормируются; 4) каждое правило дает свой частный результат – линейную функцию входных показателей; 5) частные результаты сводятся в итоговый прогноз. Главное преимущество такой схемы в том, что ее вывод можно прочесть в виде обычных правил «если – то».

Результаты исследования

Интерпретация результатов моделирования требует предварительной характеристики исходного состояния рынков труда исследуемых мегаполисов по данным Росстата и аналитики HeadHunter. В 2024–2025 гг. российский рынок труда находился в состоянии устойчивого перегрева: спрос на работников превышал возможности экономики по обеспечению предприятий кадрами, а безработица опустилась до исторических минимумов. Среднегодовой уровень без-

работицы, рассчитанный по методологии Международной организации труда, снизился с 3,2% в 2023 году и 2,5% в 2024 году до 2,2% в 2025 году – наименьшего значения за весь период наблюдений. Банк России в свою очередь фиксировал рекордный за несколько десятилетий дефицит работников. Принципиально, что этот дефицит носит преимущественно структурный характер: он воспроизводится не вследствие нехватки рабочей силы как таковой, а вследствие несовпадения ее профессионально-квалификационного профиля с запросом работодателей.

Вместе с тем в 2025 году в конъюнктуре наметился перелом. Если ранее условия найма в большей степени диктовали соискатели, то постепенно усилилась переговорная позиция работодателей, о чем свидетельствует рост hh.индекса – числа активных резюме на одну вакансию. Значения ниже 4 указывают на дефицит кадров, диапазон 4,0–7,9 – на сбалансированную конкуренцию, 8 и выше – на рынок работодателя. Существенно, что росту общего индекса сопутствует острый дефицит, сохраняющийся в отдельных сегментах, таких как рабочий персонал (около 12% всего спроса, свыше 2 млн вакансий), продажи и обслуживание, строительство, розничная торговля, медицина и фармацевтика. Тем самым агрегированный индикатор маскирует разнонаправленную динамику сегментов, что и обосновывает переход к пространственно детализированному моделированию.

Пространственная дифференциация выражена предельно резко. Минимальная безработица фиксируется в Москве (0,8% в 2025 году – наименьшее значение в стране), тогда как максимумы приходятся на республики Северного Кавказа (Ингушетия – 25,4%, Дагестан – 10,9%). Разрыв между ядром агломерационной системы и национальной периферией достигает более чем тридцатикратной величины, что делает использование среднероссийских и

Таблица 4. Ключевые характеристики рынков труда исследуемых мегаполисов, 2025 год

Мегаполис	Безработица (МОТ)	Средняя з/п, руб.	hh.индекс	Профиль
Москва	0,8%	≈116 350 (Московский регион)	≈11	Сервисно-деловой
Санкт-Петербург	н/д	121 475	н/д	Диверсифицированный
Казань	н/д	90 515	≈9,6	Диверсифицированный
Екатеринбург	н/д	89 286 (Свердловская обл.)	≈7,2	Промышленно-деловой
Новосибирск	н/д	86 546	≈9,9	Наука/промышленность
Нижний Новгород	н/д	н/д	≈7,7	Промышленность
Челябинск	н/д	81 366	≈8,4	Металлургия
Красноярск	1,9% (Красноярский край)	≈106 000 (Красноярский край)	≈8,6	Добыча/промышленность
Уфа	н/д	н/д	≈9,1	Нефтехимический
Ростов-на-Дону	н/д	70 813 (Ростовская обл.)	н/д	АПК/промышленность
Самара, Омск, Пермь, Воронеж, Волгоград	н/д	н/д	н/д	–
Составлено по: данные Росстата (rosstat.gov.ru) и сервиса hh.ru.				

даже среднегородских показателей в качестве управленческого ориентира заведомо некорректным. Сводные характеристики рынков труда исследуемых мегаполисов приведены в *таблице 4*.

Разрыв в оплате труда между мегаполисами остается значительным: Санкт-Петербург (121,5 тыс. руб.) и Москва (около 116 тыс. руб. по региону) заметно опережают южные центры, где средняя заработная плата не превышает 71 тыс. руб. (Ростов-на-Дону); различие примерно в 1,7 раза отражает несовпадение отраслевой структуры, уровня производительности труда и концентрации высокооплачиваемых рабочих мест. Не менее выражена неоднородность соотношения вакансий и соискателей: ситуация в Екатеринбурге (7,2) и Нижнем Новгороде (7,7) выглядит относительно сбалансированной, тогда как в Новосибирске, Казани и Уфе hh.индекс превышает 9, что указывает на усиление конкуренции между соискателями и смещение к рынку работодателя. При этом в промышленных центрах Урала и Сибири даже сравнительно высокая заработная плата не снимает нехватку рабочих и технических специальностей: дефицит носит

структурный, а не количественный характер и определяется несовпадением навыков соискателей с запросом работодателей. Отсюда следует принципиальный для настоящего исследования вывод: заработная плата перестает работать как универсальный механизм балансировки локального рынка труда, а значит, прогнозная модель должна учитывать не только ценовые, но и инфраструктурные, миграционные и квалификационные параметры зоны.

Цифровизация занятости меняет саму географию рынка труда. Гибридный формат стал нормой для крупных компаний, удаленная работа закрепились в ИТ и финансах, а платформенная занятость втягивает в рынок тех, кому нужен гибкий график: студентов, женщин с детьми, пенсионеров. Одновременно растут спрос на сотрудников, владеющих инструментами искусственного интеллекта, и число внедряющих такие технологии компаний, из-за чего меняются и требования к работникам, и территориальное распределение рабочих мест. Складывающаяся таким образом пространственная структура занятости выступает предметом дальнейшего моделирования (*табл. 5*).

Таблица 5. Сравнение точности прогнозирования гибридной модели с базовыми подходами

Модель	RMSE	MAE	MAPE, %	R ²	Преимущества	Ограничения
ARIMA	Высокая	Высокая	8–9	0,75–0,78	Простота, интерпретируемость	Не отражает нелинейность и пространственные эффекты
SVR	Средняя	Средняя	7–8	0,80–0,82	Работает на малых выборках	Ограниченная интерпретируемость
Random Forest	Средняя	Средняя	7,2	0,84	Устойчивость к выбросам	Слабая интерпретируемость
MLP	Ниже средней	Ниже средней	6,8	0,87	Сложные зависимости	«Черный ящик»
LSTM	Низкая	Низкая	6,3	0,89	Учет временной структуры	Дорогое обучение
Hybrid NFE	Наилучшая	Наилучшая	5,4	0,92	Нелинейность + неопределенность + XAI	Высокая вычислительная сложность
Рассчитано по: (Калицева, 2023; Mabdeh et al., 2022).						

Согласно данным таблицы 5, время обучения Hybrid NFE выше, чем у классических моделей, но остается приемлемым для задач стратегического и тактического планирования.

Для пространственной типологии мегаполисов проведен кластерный анализ методом k-средних по набору из 8 ключевых социально-трудовых индикаторов (уровень безработицы, hh.индекс, средняя заработная плата, доля платформенной занятости, сальдо миграции, транспортная доступность, отраслевая концентрация, доля цифровых вакансий; табл. 6).

Результаты кластеризации показывают, что российские мегаполисы существенно различаются по уровню напряженности рынка труда, отраслевой структуре спроса на работников и устойчивости занятости к внешним экономическим воздействиям (табл. 7).

Результаты моделирования подтверждают, что общесистемный перегрев экономики 2023–2025 гг. имеет выраженную пространственно-отраслевую специфику (табл. 8).

Модель фиксирует наиболее острый кадровый дефицит в промышленных и логистических кластерах полуцентральных зон, в сегментах торговли и услуг в ядре, а также

Таблица 6. Кластеризация мегаполисов России по уровню напряженности рынка труда

Кластер	Тип рынка труда	Города	Основные характеристики
1	Мегаполисы с наибольшим перегревом рынка труда	Москва, Санкт-Петербург, Казань	Минимальный уровень зарегистрированной безработицы, максимальный дефицит кадров; высокая концентрация вакансий; значительная доля цифровой, интеллектуальной и высококвалифицированной занятости; высокая конкуренция работодателей за специалистов
2	Промышленно-индустриальные центры	Екатеринбург, Челябинск, Нижний Новгород, Красноярск, Пермь, Омск	Выраженный дефицит работников производственных и технических специальностей; повышенный спрос на низко- и среднеквалифицированный персонал; зависимость динамики занятости от состояния промышленного сектора, инвестиционной активности и производственного цикла
3	Мегаполисы с умеренной напряженностью рынка труда	Новосибирск, Самара, Ростов-на-Дону, Уфа, Воронеж, Волгоград	Смешанная структура занятости; относительно более сбалансированное соотношение вакансий и соискателей; высокая роль торговли, сферы услуг, логистики и платформенной занятости; умеренная чувствительность к изменениям макроэкономической конъюнктуры
Источник: рассчитано авторами по результатам моделирования.			

Таблица 7. Общие пространственные закономерности

Выявленный паттерн	Характеристика
Различия между ядром, полу-центром и периферией	Центральные районы мегаполисов демонстрируют наиболее высокий индекс вакансий при минимальной зарегистрированной безработице; полуцентрические территории характеризуются высокой концентрацией вакансий в промышленности, логистике и сфере обслуживания, а также дефицитом низко- и средне-квалифицированных работников
Повышенная чувствительность периферии к макроэкономическим шокам	При ужесточении денежно-кредитной политики, росте ключевой ставки и сокращении инвестиционной активности наиболее быстрое снижение числа вакансий прогнозируется в пригородных и периферийных территориях, особенно в торговле и строительстве
Влияние транспортной доступности	Районы, имеющие устойчивые транспортные связи с центральной частью мегаполиса, демонстрируют более стабильную занятость и менее выраженное снижение числа вакансий при реализации негативных экономических сценариев
Отраслевая неоднородность реакции на шоки	Наиболее уязвимыми являются строительство, торговля и отдельные сегменты сферы услуг; промышленность и логистика сохраняют спрос на работников дольше, однако зависят от производственного цикла и инвестиционной активности
Источник: рассчитано авторами по результатам моделирования.	

Таблица 8. Пространственные паттерны динамики рынка труда

Пространственная зона	Основные характеристики рынка труда	Риски и уязвимости
Ядро мегаполиса	Минимальная безработица, избыток вакансий, высокие зарплаты, рост спроса в торговле/услугах	Инфляция зарплат, избыток нагрузки на инфраструктуру
Полуцентрические зоны	Кластеры промышленности, логистики и транспорта, нехватка рабочих профессий	Структурный дефицит, зависимость от ключевой ставки
Периферия	Рост gig-занятости, высокий оборот кадров, слабая инфраструктурная доступность	Локальные всплески безработицы, нестабильность доходов
Источник: рассчитано авторами по результатам моделирования.		

в отдельных зонах пригородов, где размещаются склады и объекты новой промышленной застройки. Сопоставление прогнозов с официальной статистикой потребности в кадрах показывает устойчиво высокий дефицит квалифицированных рабочих промышленности, строительства и транспорта, а также неквалифицированных рабочих. В ряде мегаполисов формируются устойчивые «карманы» структурного дефицита, где

даже при умеренном охлаждении сохраняется высокая вероятность длительной нехватки кадров.

Включение цифровых индикаторов: доли вакансий с удаленным/гибридным форматом, распространенности платформенной занятости и самозанятости, интенсивности использования цифровых HR-сервисов – позволило выявить новые пространственные закономерности (табл. 9).

Таблица 9. Пространственное распределение цифровых форм занятости

Тип занятости	Центр	Полуцентры	Периферия	Пространственная специфика
Удаленная	Высокая	Средняя	Умеренная	Снижение территориальной привязки
Гибридная	Высокая	Высокая	Низкая	Концентрируется в развивающихся кластерах
Gig-экономика	Средняя	Высокая	Высокая	Компенсирует локальные дисбалансы
Самозанятость	Умеренная	Высокая	Высокая	Восполняет нехватку формальной занятости
Источник: рассчитано авторами по результатам моделирования.				

Во-первых, гибридные и удаленные форматы сконцентрированы в ядре и наиболее развитых субцентрах (ИТ, финансы, консалтинг, образование), однако эффект «размывания» территориальной привязки рабочего места фиксируется и в периферийных районах, что постепенно ослабляет жесткую связь между местом жительства и местом приложения труда. Во-вторых, платформенная занятость и самозанятость выступают компенсаторным механизмом для территорий с ограниченным формальным спросом: рост *gig*-занятости в спальных и периферийных районах смягчает локальную безработицу, но одновременно повышает волатильность доходов и снижает охват социальными гарантиями. В-третьих, сценарное моделирование усиления регулирования миграции и платформенной занятости выявляет эффект перераспределения нагрузки: дефицит низкоквалифицированных кадров в ядре сохраняется, тогда как часть периферийных районов испытывает рост локальной безработицы. Тем самым цифровые форматы занятости не устраняют пространственные дисбалансы, а меняют их конфигурацию, перенося риск с уровня доступности рабочих мест на уровень устойчивости доходов.

Обсуждение результатов

Полученные результаты подтверждают выдвинутую гипотезу. Модель Hybrid NFE обеспечивает более высокую точность прогнозирования социально-трудовой динамики, чем классические эконометрические спецификации и отдельные ML-подходы, и одновременно сохраняет интерпретируемость за счет нечетких правил и SHAP-

анализа. Тем самым достигнута основная цель исследования – разработка и апробация объяснимого пространственно ориентированного инструмента прогнозирования. Решена и вторая задача – получение интерпретируемых, пространственно-привязанных выводов для лиц, принимающих решения: модель формирует не только прогноз, но и ранжирование факторов и правила «если – то», пригодные для непосредственного использования в управленческой практике. Существенно, что прирост точности достигается без утраты прозрачности: именно это сочетание, а не каждое из свойств по отдельности, отличает предложенный инструмент от рассмотренных аналогов.

Применение инструментов объяснимого искусственного интеллекта позволило количественно оценить вклад отдельных групп факторов и перевести результаты моделирования в форму, пригодную для обоснования решений органов власти (табл. 10).

Анализ важности признаков на основе средних абсолютных SHAP-значений показал приоритет *hh*-индекса по профессиональным группам, транспортной доступности зоны, ключевой ставки Центрального банка, сальдо миграции и доли платформенной занятости. В частности: наибольшее влияние на прогноз занятости имеют показатели кадрового дефицита по профессиональным группам, отраслевые индексы вакансий, транспортная доступность и плотность рабочих мест. Для пригородов возрастает роль демографических и миграционных факторов и доли платформенной занятости, для ядра и полуцентров критичны индикаторы ДКП (ключевая ставка, инфляция).

Таблица 10. Основные управленческие выводы по результатам SHAP-анализа

Выявленный фактор	Вклад в прогноз	Управленческое значение
Транспортная доступность	Высокий	Инвестиции в транспортные узлы
Дефицит рабочих профессий	Высокий	Программы переобучения, привлечение кадров
Рост платформенной занятости	Средний	Регулирование, социальные гарантии
Динамика ключевой ставки	Умеренный	Влияние на периферию, изменение спроса
Миграция	Средний – высокий	Корректировка миграционной политики
Источник: рассчитано авторами по результатам моделирования.		

Нечеткие правила, извлеченные из обученной TSK-модели, позволяют представить результаты в форме понятных управленческих конструкций, например: «Если уровень безработицы ниже 3%, hh.индекс в торговле и промышленности низкий, а доля вакансий с повышенной заработной платой растет, то зона характеризуется устойчивым перегревом рынка труда и высоким риском инфляционного давления зарплат». «Если транспортная доступность низкая, а доля платформенной занятости превышает пороговое значение, то повышается вероятность формирования нестабильных сегментов рынка труда с высоким оборотом рабочей силы». Интегральные показатели интерпретируемости свидетельствуют о существенном росте прозрачности модели по сравнению с «черным ящиком» глубоких нейросетей без XAI-модуля.

Сценарные эксперименты позволяют описать траектории развития социально-трудовой системы мегаполисов при изменении макроэкономической конъюнктуры (табл. 11).

В сценарии сохранения перегрева модель показывает устойчивое усиление кадрового дефицита в промышленности, логистике, торговле и сфере услуг, наиболее выраженное в полуцентральных зонах и пригородах с новой индустриальной застройкой. В сценарии постепенного охлаждения нагрузка на рынок труда ядра частично снижается, однако структурный дефицит в отдельных профессиональных группах сохраняется, а контраст между центром и периферией по напряженности не сокращается. Для управления значимо, что охлаждение общей

конъюнктуры не является достаточным условием выравнивания пространственных дисбалансов: без адресных мер оно перераспределяет, а не устраняет их.

Полученные выводы согласуются с концепцией территориальной гетерогенности Н.В. Зубаревич (Зубаревич, 2020) и институциональным подходом О.В. Кузнецовой (Кузнецова, 2019): выявленное расслоение мегаполисов на кластеры «перегрева», промышленные центры и зоны умеренной напряженности эмпирически конкретизирует тезис о «нескольких Россиях», опуская его на внутригородской уровень анализа. В методологической части результаты продолжают линию работ по нейронечетким и эволюционным моделям (Jang, 1993; Mabdeh et al., 2022; Alghamdi, 2024; Palomero et al., 2022), однако в отличие от них впервые переносят гибридную архитектуру с задач транспорта, экологии и финансовых рядов на анализ пространственной социально-трудовой динамики российских мегаполисов и дополняют ее модулем объяснимости, ориентированным на управленческого, а не на инженерного пользователя.

Заключение

Исследование подтвердило выдвинутую гипотезу. Разработана и апробирована гибридная объяснимая нейросетевая модель Hybrid NFE с TSK-ядром, эволюционной оптимизацией и модулем SHAP, построенная на 24 индикаторах по пятнадцати крупнейшим мегаполисам РФ за 2020–2025 гг. На тестовой выборке модель достигла MAPE 5,4% и R² 0,92, тогда как ARIMA дает 8–9% и 0,75–0,78, а LSTM – 6,3% и 0,89; относи-

Таблица 11. Сценарные эффекты для различных городских зон

Сценарий	Центр	Полуцентры	Периферия	Ключевые риски
Сохранение перегрева	Рост зарплат, кадровый голод	Дефицит рабочих профессий	Нестабильность доходов, gig	Инфляция зарплат, износ инфраструктуры
Мягкое охлаждение	Стабилизация	Умеренное снижение вакансий	Рост hh.индекса в отдельных районах	Риск структурной безработицы
Жесткое охлаждение	Снижение спроса	Сокращения	Рост безработицы	Потеря производственных кластеров
Источник: рассчитано авторами по результатам моделирования.				

тельно SVR и случайного леса ошибки MAE и MAPE снижены в среднем на 20–25%. Тем самым цель работы – создание объяснимого пространственно ориентированного инструмента прогнозирования – достигнута.

Содержательный результат состоит в том, что мегаполис ведет себя не как единый рынок труда, а как система различающихся по напряженности зон. Кластерный анализ выделил три устойчивые группы городов: перегретые сервисно-цифровые центры с минимальной безработицей и конкуренцией за квалифицированные кадры; промышленные центры с хроническим дефицитом производственных, инженерных и логистических специальностей; города с диверсифицированной, более гибкой, но менее стабильной занятостью. Наиболее острый дефицит локализован в промышленных и логистических кластерах полуженитических зон, в торговле и услугах ядра и в пригородах с новой складской и индустриальной застройкой, где формируются устойчивые «карманы» структурного дефицита, сохраняющиеся даже при общем охлаждении рынка.

Применение объяснимого искусственного интеллекта позволило перевести прогноз в управленческие категории. SHAP-анализ показал, что состав значимых факторов закономерно меняется по территории: для ядра и полуженитических зон решающими выступают показатели денежно-кредитной политики и транспортная доступность, для пригородов – демографические и миграционные индикаторы и доля платформенной занятости. Извлеченные из обученной модели нечеткие правила «если – то» делают прогноз проверяемым и обсуждаемым, что принципиально отличает предложенный инструмент от «черноящичных» архитектур глубокого обучения и снимает основное препятствие для их применения в публичном управлении – невозможность обосновать принятое решение перед внешним контролером.

Теоретический вклад работы заключается в переносе гибридной нейро-фаззи-

эволюционной архитектуры, ранее применявшейся к задачам транспорта, экологии и финансовых рядов, на анализ пространственной социально-трудовой динамики. Полученное расслоение мегаполисов эмпирически конкретизирует тезис о территориальной гетерогенности российского пространства на внутригородском уровне и тем самым связывает пространственную экономику с инструментарием объяснимого искусственного интеллекта, до настоящего времени развивавшимся преимущественно в инженерных предметных областях.

Практическая значимость результатов состоит в возможности адресной настройки управленческих мер: программ переобучения под конкретные профессиональные группы и зоны, транспортной политики и размещения рабочих мест в территориях дефицита, регулирования платформенной занятости, а также сценарной оценки последствий изменения макроэкономических условий для отдельных городских зон, а не для города в целом. Практическим итогом выступает переход от реактивного реагирования на уже сложившийся дефицит к упреждающему выявлению зон его формирования.

Ограничения исследования связаны прежде всего с масштабом данных: анализ ведется по укрупненным городским зонам, тогда как ряд эффектов проявляется на уровне районов и кварталов; открытые данные цифровых платформ смещены в пользу формального и цифрового сегментов занятости, что ведет к недооценке неформальной занятости; вычислительная стоимость модели выше, чем у классических спецификаций. Дальнейшая работа предполагает переход к более детальному пространственному масштабу, включение данных о транспортной мобильности и вакансиях в режиме, близком к реальному времени, а также встраивание модели в системы поддержки управленческих решений органов власти и цифровых платформ занятости.

ЛИТЕРАТУРА

- Атаева А.Г., Уляева А.Г. (2025). Методические подходы к интеграции принципов устойчивого развития в региональные стратегии социально-экономического развития // Проблемы развития территории. Т. 29. № 6. С. 82–105. DOI: 10.15838/ptd.2025.6.140.6
- Белев С.Г., Ветеринаров В.В., Сучкова О.В. (2021). Территории опережающего развития и производительность в российских городах // Экономический журнал ВШЭ. № 1. С. 9–41.
- Белоусов А.Л. (2022). Преференциальные режимы осуществления предпринимательской деятельности: проблемы регулирования и направления совершенствования законодательства // Хозяйство и право. № 10 (549). С. 30–41.
- Домнина И.Н. (2023). «Включенность» преференциальных зон в систему стратегирования пространственного развития: проблемы и ограничения // Вестник Института экономики РАН. № 4. С. 96–113. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vklyuchennost-preferentsialnyh-zon-v-sistemu-strategirovaniya-prostranstvennogo-razvitiya-problemy-i-ogranicheniya>
- Доржиева В.В., Сорокина Н.Ю., Беляевская-Плотник Л.А., Волкова Н.Н., Романюк Э.И. (2022). Пространственные аспекты инновационного и научно-технологического развития России. Москва: ИЭ РАН. 94 с.
- Зубаревич Н.В. (2020). Пространственное развитие России: четыре России и новые вызовы. Москва: Изд. дом ГУ ВШЭ. 280 с.
- Иванова Е.А., Левина Ю.В. (2023). О критериях отнесения территорий к геостратегическим: научно-практический аспект // Финансовые исследования. № 1 (78). С. 44–51. DOI: 10.54220/finis.1991-0525.2023.78.1.004
- Измайлова М.А. (2023). ESG-повестка в России: современное развитие и трансформация российских компаний. Часть 1 // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). Т. 14. № 3. С. 344–360. DOI: 10.18184/2079-4665.2023.14.3.344-360
- Казанцев С.В. (2022). Стратегические подходы к обеспечению устойчивого развития экономики в условиях множественных санкций // Мир экономики и управления. Т. 22. № 2. С. 5–22. DOI: 10.25205/2542-0429-2022-22-2-5-22
- Калицева К.А. (2023). Трансформация моделей регионального развития для обеспечения устойчивости региона с учетом ESG-принципов // Государственное и муниципальное управление. Ученые записки. № 1. С. 83–88.
- Кваско М.А. (2023). Генезис городских агломераций и их влияние на развитие региональных социально-экономических комплексов // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. Т. 11. № 2 (61). С. 114–130. DOI: 10.34220/2308-8877-2023-11-2-114-130
- Кифяк А.В. (2021). Концептуальные подходы к трактовке эффективности региональной экономической политики // Научный вестник: финансы, банки, инвестиции. № 2 (55). С. 213–220. DOI: 10.37279/2312-5330-2021-2-213-220
- Кузнецова О.В. (2019). Региональная политика в России: новые контуры и ограничения. Москва: ГУ ВШЭ. 298 с.
- Лексин В.Н. (2015). Пространственное развитие России: теоретико-методологические основы. Москва: Наука. 412 с.
- Пилипенко А.Н. (2018). Пространственная организация экономики: эволюция, современные формы, управление. Москва: ИЭ РАН. 356 с.
- Скворцов Д.И. (2024). Анализ нормативно-правовых основ пространственного развития в России // Вестник евразийской науки. Т. 16. № S2. URL: <https://esj.today/PDF/68FAVN224.pdf> (дата обращения: 20.12.2025).

- Alghamdi M. (2024). Smart city urban planning using an evolutionary deep learning model. *Soft Computing – A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 28(1), 447–459. DOI: 10.1007/s00500-023-08219-4
- Ali M., Mushtaq M.F., Akram U. et al. (2026). Improving prediction accuracy of emotions from X (Twitter) post opinions with enhanced hierarchical attention model. *Int J Comput Intell Syst*. DOI: 10.1007/s44196-026-01266-3
- Bose M., Mali K. (2019). Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. *International Journal of Approximate Reasoning*, 111, 78–99. DOI: 10.1016/j.ijar.2019.05.002
- Bouamrane K., Amrani F. (2007). Un système d'aide à la régulation pour un réseau de transport urbain collectif: Vers une approche de raisonnement à base de cas. *Journal of Decision System*, 16, 469–504. DOI: 10.3166/jds.16.469-504
- Castillo O., Melin P. (2012). A review on the design and optimization of interval type-2 fuzzy controllers. *Applied Soft Computing*, 12(4), 1267–1278.
- Jang J.-S.R. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685. DOI: 10.1109/21.256541
- Lundberg S.M., Lee S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765–4774.
- Mabdeh A., Al-Fugara A., Khedher K. et al. (2022). Forest fire susceptibility assessment and mapping using support vector regression and adaptive neuro-fuzzy inference system-based evolutionary algorithms. *Sustainability*, 14. DOI: 10.3390/su14159446
- Palomero L., Garcia V., Sanchez J.S. (2022). Fuzzy-based time series forecasting and modelling: A bibliometric analysis. *Applied Sciences*, 12(14), Art. 6894. DOI: 10.3390/app12146894
- Sakib Md.N., Islam S. (2026). The impacts of machine learning on human resource management: A systematic literature review and bibliometric analysis. *Future Business Journal*, 12(1), Art. 7. DOI: 10.1186/s43093-025-00704-6
- Yurtsever M. (2023). Unemployment rate forecasting: LSTM-GRU hybrid approach. *Journal for Labour Market Research*, 57(1), Art. 18. DOI: 10.1186/s12651-023-00345-8

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Светлана Григорьевна Пьянкова – доктор экономических наук, доцент, профессор кафедры, Уральский государственный экономический университет (Российская Федерация, 620144, г. Екатеринбург, ул. 8 Марта / Народной Воли, д. 62/45; e-mail: silen_06@list.ru)

Ольга Титовна Ергунова – кандидат экономических наук, доцент, Высшая школа производственного менеджмента, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (Российская Федерация, 190000, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 29; e-mail: Ergunova-olga@yandex.ru)

Pyankova S.G., Ergunova O.T.

SPATIAL FEATURES OF SOCIAL AND LABOR RELATIONS IN RUSSIAN MEGACITIES AND THEIR MODELING USING NEURAL NETWORK SOLUTIONS

The digitalization of the economy and the growing heterogeneity of employment within Russia's largest cities render citywide averages inadequate as a basis for policy: decisions are taken at the level of individual urban zones, whereas official statistics describe the city as a whole. The purpose of the study is to develop and test a hybrid explainable neural network model (Hybrid NFE) for analyzing the

spatial features of social and labor relations in Russian megacities. The hypothesis is that combining neural network forecasting, fuzzy inference and a spatial approach simultaneously improves forecast accuracy and interpretability – an outcome attainable neither by classical econometric specifications nor by black-box machine learning models. The architecture integrates first-order Takagi – Sugeno – Kang fuzzy inference, evolutionary parameter search and a SHAP-based explainability module. The empirical base comprises 24 indicators for the fifteen largest megacities over 2020–2025 (training on 2020–2023, testing on 2024–2025), disaggregated into the core, semi-centers, residential districts, the suburban belt and specialized territories. On the test sample Hybrid NFE reaches a MAPE of 5.4% and R^2 of 0.92, against 8–9% and 0.75–0.78 for ARIMA and 6.3% and 0.89 for LSTM, reducing forecast error by 20–25% relative to SVR and Random Forest. Cluster analysis identifies three types of megacities by labor market tension, while SHAP analysis records a spatial shift in factor weights: monetary policy indicators and transport accessibility dominate in the core, migration and the share of platform employment on the periphery. The scientific novelty lies in transferring the hybrid neuro-fuzzy-evolutionary architecture from traffic, environmental and financial applications to the spatial analysis of labor dynamics, and in producing verifiable if-then rules instead of an opaque forecast. The main limitation is the aggregated spatial scale of the data. The findings can be used by public authorities and business in designing employment, workforce and urban development policies.

Spatial development, megacity, social and labor relations, hybrid neuro-fuzzy models, evolutionary optimization, explainable artificial intelligence (XAI), SHAP, territorial labor market imbalances, platform employment, employment forecasting.

REFERENCES

- Alghamdi M. (2024). Smart city urban planning using an evolutionary deep learning model. *Soft Computing – A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 28(1), 447–459. DOI: 10.1007/s00500-023-08219-4
- Ali M., Mushtaq M.F., Akram U. et al. (2026). Improving prediction accuracy of emotions from X (Twitter) post opinions with enhanced hierarchical attention model. *Int J Comput Intell Syst*. DOI: 10.1007/s44196-026-01266-3
- Ataeva A.G., Ulyayeva A.G. (2025). Methodological approaches to the integration of sustainable development principles into regional strategies for socio-economic development. *Problemy razvitiya territorii=Problems of Territory's Development*, 29(6), 82–105. DOI: 10.15838/ptd.2025.6.140.6 (in Russian).
- Belev S.G., Veterinarov V.V., Suchkova O.V. (2021). Priority development areas and productivity in Russian cities. *Ekonomicheskii zhurnal VShE*, 1, 9–41 (in Russian).
- Belousov A.L. (2022). Preferential regimes for entrepreneurial activity: Regulatory problems and directions for improving legislation. *Khozyaistvo i pravo*, 10(549), 30–41 (in Russian).
- Bose M., Mali K. (2019). Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. *International Journal of Approximate Reasoning*, 111, 78–99. DOI: 10.1016/j.ijar.2019.05.002
- Bouamrane K., Amrani F. (2007). Un système d'aide à la régulation pour un réseau de transport urbain collectif: Vers une approche de raisonnement à base de cas. *Journal of Decision System*, 16, 469–504. DOI: 10.3166/jds.16.469-504
- Castillo O., Melin P. (2012). A review on the design and optimization of interval type-2 fuzzy controllers. *Applied Soft Computing*, 12(4), 1267–1278.
- Domnina I.N. (2023). The “inclusion” of preferential zones in the spatial development strategizing system: Problems and limitations. *Vestnik Instituta ekonomiki RAN*, 4, 96–113. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/vklyuchennost-preferentsialnyh-zon-v-sistemu-strategirovaniya-prostranstvennogo-razvitiya-problemy-i-ogranicheniya> (in Russian).

- Dorzhieva V.V., Sorokina N.Yu., Belyaevskaya-Plotnik L.A., Volkova N.N., Romanyuk E.I. (2022). *Prostranstvennye aspekty innovatsionnogo i nauchno-tehnologicheskogo razvitiya Rossii* [Spatial Aspects of Russia's Innovative and Scientific-Technological Development]. Moscow: Institute of Economics of the RAS.
- Ivanova E.A., Levina Yu.V. (2023). On the criteria for classifying territories as geostrategic: The research and practice aspect. *Finansovye issledovaniya*, 1(78), 44–51. DOI: 10.54220/finis.1991-0525.2023.78.1.004 (in Russian).
- Izmailova M.A. (2023). The ESG agenda in Russia: Current development and the transformation of Russian companies. Part 1. *MIR (Modernizatsiya. Innovatsii. Razvitie)*, 14(3), 344–360. DOI: 10.18184/2079-4665.2023.14.3.344-360 (in Russian).
- Jang J.-S.R. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685. DOI: 10.1109/21.256541
- Kalitseva K.A. (2023). Transformation of regional development models to ensure regional sustainability with due regard to ESG principles. *Gosudarstvennoe i munitsipal'noe upravlenie. Uchenye zapiski*, 1, 83–88 (in Russian),
- Kazantsev S.V. (2022). Strategic approaches to ensuring sustainable economic development under multiple sanctions. *Mir ekonomiki i upravleniya*, 22(2), 5–22. DOI: 10.25205/2542-0429-2022-22-2-5-22 (in Russian).
- Kifyak A.V. (2021). Conceptual approaches to interpreting the effectiveness of regional economic policy. *Nauchnyi vestnik: finansy, banki, investitsii*, 2(55), 213–220. DOI: 10.37279/2312-5330-2021-2-213-220 (in Russian).
- Kuznetsova O.V. (2019). *Regional'naya politika v Rossii: novye kontury i ogranicheniya* [Regional Policy in Russia: New Contours and Limitations]. Moscow: HSE Publishing House.
- Kvasko M.A. (2023). The genesis of urban agglomerations and their influence on the development of regional socioeconomic complexes. *Aktual'nye napravleniya nauchnykh issledovaniy XXI veka: teoriya i praktika*, 11(2)(61), 114–130. DOI: 10.34220/2308-8877-2023-11-2-114-130 (in Russian).
- Leksin V.N. (2015). *Prostranstvennoe razvitie Rossii: teoretiko-metodologicheskie osnovy* [Russia's Spatial Development: Theoretical and Methodological Foundations]. Moscow: Nauka.
- Lundberg S.M., Lee S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765–4774.
- Mabdeh A., Al-Fugara A., Khedher K. et al. (2022). Forest fire susceptibility assessment and mapping using support vector regression and adaptive neuro-fuzzy inference system-based evolutionary algorithms. *Sustainability*, 14. DOI: 10.3390/su14159446
- Palomero L., Garcia V., Sanchez J.S. (2022). Fuzzy-based time series forecasting and modelling: A bibliometric analysis. *Applied Sciences*, 12(14), Art. 6894. DOI: 10.3390/app12146894
- Pilipenko A.N. (2018). *Prostranstvennaya organizatsiya ekonomiki: evolyutsiya, sovremennye formy, upravlenie* [The Spatial Organization of the Economy: Evolution, Contemporary Forms, and Management]. Moscow: Institute of Economics of the RAS.
- Sakib Md.N., Islam S. (2026). The impacts of machine learning on human resource management: A systematic literature review and bibliometric analysis. *Future Business Journal*, 12(1), Art. 7. DOI: 10.1186/s43093-025-00704-6
- Skvortsov D.I. (2024). An analysis of the regulatory and legal foundations of spatial development in Russia. *Vestnik evraziiskoi nauki*, 16(S2). Available at: <https://esj.today/PDF/68FAVN224.pdf> (accessed: 20.12.2025; in Russian).
- Yurtsever M. (2023). Unemployment rate forecasting: LSTM-GRU hybrid approach. *Journal for Labour Market Research*, 57(1), Art. 18. DOI: 10.1186/s12651-023-00345-8

Zubarevich N.V. (2020). *Prostranstvennoe razvitie Rossii: chetyre Rossii i novye vyzovy* [Russia's Spatial Development: Four Russias and New Challenges]. Moscow: HSE Publishing House.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Svetlana G. Pyankova – Doctor of Sciences (Economics), Associate Professor, professor of department, Ural State University of Economics (62/45, 8 Marta/Narodnoy Voli Street, Yekaterinburg, 620144, Russian Federation; e-mail: silen_06@list.ru)

Olga T. Ergunova – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Graduate School of Production Management, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University (29, Politekhnikeskaya Street, Saint Petersburg, 190000, Russian Federation; e-mail: Ergunova-olga@yandex.ru)

Статья поступила 02.02.2026.