

УДК 332.146.2

DOI: 10.34670/AR.2025.88.59.012

Прогностическое управление трудовыми ресурсами мегаполисов**Пьянкова Светлана Григорьевна**

Доктор экономических наук, доцент, профессор,
кафедра региональной, муниципальной экономики и управления,
Уральский государственный экономический университет,
620144, Российская Федерация, Екатеринбург,
ул. 8 Марта/Народной Воли, 62/45
e-mail: silen_06@list.ru

Ергунова Ольга Титовна

Кандидат экономических наук, доцент,
Высшая школа производственного менеджмента
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
195251, Российская Федерация, Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29
e-mail: ergunova-olga@yandex.ru

Митрофанова Инна Васильевна

Доктор экономических наук, профессор,
главный научный сотрудник,
лаборатория региональной экономики,
Федеральный исследовательский центр
Южный научный центр РАН,
344006, Российская Федерация, Ростов-на-Дону, просп. Чехова, 41;
профессор кафедры экономической теории, мировой
и региональной экономики,
Волгоградский государственный университет,
400062, Российская Федерация, Волгоград, просп. Университетский, 100
e-mail: mitrofanova@volsu.ru

Аннотация

Целью исследования является повышение эффективности управления трудовыми ресурсами мегаполисов за счёт внедрения прогностических моделей на основе нейросетей, способных учитывать высокую изменчивость цифрового рынка труда и реагировать на ранние сигналы социальной нестабильности. Применены модели глубокого обучения — LSTM, CNN и RNN. Для текстовой аналитики и выявления социальных паттернов использовались алгоритмы NLP. Основные этапы включали сбор, очистку и агрегацию данных, разработку моделей и тестирование гипотез с использованием эконометрических и статистических методов. Проведён структурный моделирующий анализ с проверкой валидности и устойчивости моделей по регионам. Модель прогнозирования вакансий (LSTM) показала преимущество в точности предсказаний на горизонте до 3-х месяцев.

Модель оценки социальной напряжённости (CNN+NLP) продемонстрировала способность детектировать аномалии на основе пользовательских текстов. Модель перераспределения ресурсов (RNN) предложила оптимальные траектории перемещения рабочей силы. Показана высокая адаптивность предложенных решений к условиям разных городов России. Созданы цифровые сценарии зрелости с рекомендациями по этапам внедрения. Предложенные нейросетевые модели обеспечивают более высокую точность и проактивность в управлении трудовыми ресурсами мегаполисов, чем традиционные подходы. Их применение способствует развитию цифрового управления, повышению социальной устойчивости и адаптивности городских рынков труда к технологическим и экономическим изменениям.

Для цитирования в научных исследованиях

Пьянкова С.Г., Ергунова О.Т., Митрофанова И.В. Прогностическое управление трудовыми ресурсами мегаполисов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Том 15. № 5А. С. 144-162. DOI: 10.34670/AR.2025.88.59.012

Ключевые слова

Нейронные сети, управление рынком труда, прогнозирование рабочей силы, перераспределение трудовых ресурсов, искусственный интеллект (ИИ), занятость в городах, предиктивное управление, цифровая трансформация, большие данные, обработка естественного языка (Natural Language Processing), умные города.

Введение

Современные мегаполисы представляют собой сложные социально-экономические системы, в которых процессы цифровизации, урбанизации и трансформации занятости развиваются с беспрецедентной скоростью. Эти изменения порождают не только новые формы занятости, такие как удалённая работа, фриланс и платформенная занятость, но и радикально изменяют структуру и динамику рынка труда. В таких условиях традиционные методы управления трудовыми ресурсами теряют эффективность, поскольку не способны оперативно обрабатывать большие объёмы разнородной информации и выявлять скрытые взаимосвязи между социальными и экономическими факторами. Это усиливает риски социальной напряжённости, затрудняет прогнозирование дефицита кадров и снижает устойчивость городских систем занятости.

Особую актуальность приобретает необходимость внедрения интеллектуальных инструментов, способных обеспечить переход от реактивных к проактивным моделям управления трудовыми ресурсами. В этом контексте особое внимание уделяется применению методов искусственного интеллекта, в частности, нейросетевых технологий, которые демонстрируют высокую точность в задачах анализа временных рядов, классификации текстов, прогнозирования и оптимизации процессов в социально-экономических системах.

Целью данного исследования является разработка и валидация нейросетевых моделей, способных эффективно прогнозировать потребности рынка труда, оценивать риски социальной напряжённости и оптимизировать перераспределение трудовых ресурсов в мегаполисах в условиях цифровой трансформации.

Исследование основано на следующих гипотезах:

H1: Нейросетевые модели прогнозирования значительно превосходят традиционные эконометрические модели в прогнозировании краткосрочных тенденций рынка труда.

H2: Нейронные сети, использующие большие данные и обработку естественного языка (NLP), способны эффективно выявлять ранние сигналы социальной нестабильности в городской среде.

H3: Применение адаптивных нейросетевых моделей может повысить эффективность распределения трудовых ресурсов и снизить нагрузку на государственные службы занятости.

Научная и прикладная значимость разработки нейросетевых решений для прогнозирования потребности в кадрах, оценки рисков социальной напряжённости и оптимизации перераспределения трудовых ресурсов особенно велика в условиях мегаполисов, где плотность информации, социальная мобильность и скорость изменений значительно выше, чем в других типах территорий. Однако, несмотря на растущий интерес к применению искусственного интеллекта в управлении человеческими ресурсами, в отечественной и зарубежной литературе всё ещё наблюдается недостаток комплексных моделей, способных интегрировать разнообразные источники данных (статистические, текстовые, поведенческие) и учитывать специфику городской трудовой среды.

Настоящее исследование направлено на восполнение этого пробела путём разработки и апробации трёх нейросетевых моделей: для краткосрочного прогнозирования спроса на рабочую силу (на основе архитектуры LSTM), для выявления ранних сигналов социальной нестабильности (на основе CNN и методов обработки естественного языка), а также для моделирования сценариев перераспределения кадров между секторами и районами мегаполисов (на основе RNN). Кроме того, в рамках работы были сформированы сценарии цифровой зрелости управления трудовыми ресурсами, отражающие потенциал внедрения интеллектуальных решений на разных этапах цифровой трансформации. Тем самым исследование вносит вклад в формирование научно обоснованных подходов к построению гибких, адаптивных и устойчивых систем управления занятостью, соответствующих вызовам цифровой эпохи.

Обзор литературы

На рубеже третьего десятилетия XXI века цифровизация стала неотъемлемым компонентом функционирования экономики, особенно в контексте городских агломераций. Мегаполисы представляют собой пространства повышенной сложности, где традиционные формы занятости вытесняются гибкими, временными, проектными и платформенными формами работы. Проблематика анализа и прогнозирования трудовых ресурсов в урбанизированной среде получила активное развитие в научной литературе последнего десятилетия. В работе Журавлевой О.В., Московцевой Л.В. и Митрофановой О.Н. [Журавлева, Московцева, Митрофанова, 2024] представлено комплексное исследование по моделированию развития трудовых ресурсов в промышленных городах. Авторы используют многокомпонентный подход, сочетающий экономико-математические методы, анализ демографических и миграционных тенденций, а также анализ состояния инфраструктуры занятости. Важным выводом статьи является то, что модели управления трудовыми ресурсами должны быть адаптивными и учитывать межрегиональные потоки рабочей силы, что особенно актуально для мегаполисов с высокой степенью социальной и экономической неоднородности.

Работа М.А. Реньша, Семёнова А. В. и Семёнова В. А. также акцентирует внимание на

необходимости перехода от статистического мониторинга к интеллектуальным методам прогнозирования трудовых ресурсов на уровне муниципалитетов [Реньш, Семёнов, Семёнов, 2022]. Исследование предлагает использовать сценарный подход в сочетании с инструментами ситуационного анализа, что близко по логике к используемым в данном проекте принципам нейросетевого прогнозирования.

Тетцоева О.А. в ряде своих работ предлагает рассматривать трудовой потенциал не как стабильную характеристику, а как динамическую и модифицируемую категорию, подверженную влиянию кастомизации –индивидуализации условий занятости, форматов занятости и мотивационных паттернов [Тетцоева, 2019, 2020]. В условиях мегаполиса кастомизация рабочей силы приводит к усложнению моделей прогнозирования: растёт доля гибкой занятости, фриланса, проектной работы, что требует перехода к цифровым системам персонализированного анализа. По мнению Тетцоевой О.А. новые формы занятости подрывают эффективность традиционного административного управления рынком труда и на первый план выходит необходимость применения нейросетевых моделей, способных обрабатывать разнородные и несинхронные данные, поступающие из неструктурированных источников: соцсетей, онлайн-обращений, фрагментарных цифровых следов работников.

По данным Касси О., Лехдонвирта В., онлайн-гиг-экономика стала устойчивым сегментом городских рынков труда. Исследователи предложили индекс Online Labour Index, фиксирующий активность цифровых трудовых платформ, что позволило впервые зафиксировать масштаб этого сектора в реальном времени [Kässi, Lehdonvirta, 2018].

Ряд авторов, в частности, Де Стефано В. [De Stefano, 2016] и Аутора Д.Х. и [Autor, 2015] подчёркивают, что цифровая гибкость сопровождается новыми правовыми и управленческими рисками. Де Стефано В. анализирует появление феномена «just-in-time workforce» и вызовы, которые он создаёт для трудового законодательства, профсоюзов и систем социальной защиты. Автор Д.Х., в свою очередь, акцентирует внимание на феномене парадоксального роста спроса на труд при одновременном внедрении автоматизации, указывая на необходимость трансформации подходов к управлению человеческим капиталом, особенно в высоко урбанизированных зонах. Таким образом, существует консенсус о том, что мегаполисы сталкиваются с уникальными вызовами в сфере социально-трудовых отношений, требующими перехода от интуитивных и статистических моделей к интеллектуальным системам, способным обрабатывать большие объёмы данных в режиме реального времени.

Прорыв в области машинного обучения и нейросетей обозначил новый этап в возможностях анализа и прогнозирования социально-экономических процессов. Как показано в фундаментальном труде Гудфеллоу И., Бенджио Ю., Курвилля А., глубокие нейронные сети (deep neural networks, DNN) обеспечивают эффективное распознавание паттернов в сложных, нелинейных и многомерных данных. Данное положение особенно актуально для анализа рынка труда мегаполисов, где высока степень нестабильности, а данные поступают из разнородных источников: от статистики до социальных сетей [Goodfellow, Bengio, Courville, 2016].

Шмидхубер Й. в своём обобщающем обзоре показывает, что нейросети эффективны в задачах прогнозирования временных рядов, оптимизации поведения, моделирования человеческих решений и автоматической классификации текстов. Эти возможности делают их особенно актуальными в задачах мониторинга, диагностики и управления трудовыми ресурсами [Schmidhuber, 2015].

Исследование Козловой О.А. и Макаровой М.Н. рассматривает городскую агломерацию как фактор усиления неравенства в воспроизводстве трудового потенциала. Авторы подчёркивают,

что в рамках единой агломерации формируются «островки» высокой цифровой и профессиональной зрелости, соседствующие с «зонами трудовой деградации». Это вызывает необходимость гибкого и адаптивного управления ресурсами занятости, что невозможно без применения интеллектуальных цифровых систем. Подобные результаты усиливают аргументы в пользу внедрения нейросетевых моделей для прогностической оценки рисков социальной напряжённости в разнородной городской среде. Модели на базе CNN и NLP позволяют выявлять очаги социальной нестабильности и прогнозировать эволюцию протестного поведения на основе цифрового поведения пользователей и социальных сигналов [Козлова, Макарова, 2018].

Журавлева О.В., Королева И.В. и Митрофанова О.Н. в исследовании поведения предприятий в условиях санкционного давления показывают, что компании, особенно в мегаполисах, ускоренно адаптируются к изменениям на рынке труда. В условиях кадрового дефицита и изменяющейся модели занятости предприятия начинают активно использовать платформенные инструменты и цифровые HR-сервисы, что формирует новые массивы данных, пригодные для аналитики. Это создает основу для использования нейросетей в оценке поведенческих моделей работодателей [Журавлева Королева, Митрофанова, 2024].

Алиев И.М. акцентирует внимание на том, что цифровизация порождает не только новые формы занятости, но и новую логику управления персоналом [Алиев, 2023]. Появление платформенных моделей занятости, гибких контрактов, цифровых портфолио приводит к размыванию понятий «стандартного работника». Для управления такими системами необходимы инструменты, способные выявлять закономерности в нестандартных, нелинейных, асинхронных процессах — и именно нейросетевые архитектуры здесь оказываются наиболее эффективными.

Монография Хасановой Р.Р., Малевой Т.М., Мкртчян Н.В. и Флоринской Ю.Ф. демонстрирует, что политика управления трудовыми ресурсами должна носить проактивный характер и учитывать демографические тренды с горизонтом не менее 10–15 лет. В условиях мегаполисов это требует интеграции прогностических моделей с данными о миграции, фертильности, урбанизации [Хасанова, Малева, Мкртчян, Флоринская, 2019].

Аналогичные аспекты отражены в работе Голивецкой Н.Н. и Ритман О.А., которые анализируют влияние миграционных процессов на региональные рынки труда. Авторы подчеркивают, что модели перераспределения кадров (например, RNN) должны учитывать миграционные импульсы как ключевые управляющие параметры [Голивецкая, Ритман, 2024].

Отдельное направление связано с взаимодействием между системой образования, трудовым рынком и цифровыми технологиями. В статье Долженко Р.А. и Долженко С.Б. анализируется рынок труда в сегменте управления персоналом. Исследование фиксирует переход от традиционных HR-функций к платформенным и интеллектуальным системам управления человеческим капиталом. Это подтверждает актуальность интеграции нейросетевых моделей в HR-аналитику мегаполисов [Долженко Р., Долженко С., 2024].

Мониторинг социальной нестабильности в условиях цифровой эпохи невозможен без учёта неструктурированных данных — жалоб граждан, обращений в органы власти, комментариев в социальных сетях. Ким Х., Пак С. применили CNN-модели и методы анализа тональности (sentiment analysis) для выявления «слабых сигналов» социальной нестабильности. Авторы установили, что изменения эмоционального фона в городских онлайн-сообществах коррелируют с колебаниями на рынке труда и протестной активностью [Kim, Park, 2021].

На основе этих подходов в нашем исследовании построена модель на базе CNN и методов

NLP, позволяющая фиксировать ранние признаки социальной напряжённости и тем самым снижать вероятность возникновения кризисных событий в отдельных районах мегаполисов.

Камачо-Колладос Х., Пилевар М.Т. дополнительно обосновали важность перехода от словарных (word-level) к смысловым (sense-level) представлениям векторных моделей, что позволило повысить точность анализа текста [Camacho-Collados, Pilehvar, 2018]. Эти методики использовались в нашей работе для повышения семантической чувствительности модели.

Распределение кадровых потоков в условиях неравномерного спроса и высокой мобильности требует применения адаптивных моделей, способных учитывать не только квалификацию, но и географию, логистику, ожидания по зарплате. В этой задаче эффективно применяются рекуррентные нейросети (RNN), которые используются в нашем исследовании для оптимизации маршрутов трудовой миграции внутри мегаполисов.

Подобные модели широко применяются в логистике и рекомендательных системах, но до сих пор редко адаптировались для задач социально-трудового управления.

Пьянкова С.Г., Лаврикова Ю.Г. в своих работах акцентируют внимание, что на сегодняшний день важно системно совершенствовать механизмы управленческих процессов, развивать институциональное проектирование в целях более эффективного развития территорий, в том числе в целях улучшения его интеллектуального потенциала [Пьянкова, 2018; Пьянкова, Лаврикова, 2014].

В нашем исследовании применены комплексные методы предобработки, очистки и интеграции данных, включая машинное кодирование, удаление выбросов, тематическое моделирование и семантическое тегирование.

Для прогнозирования траекторий развития городских систем занятости целесообразно использовать сценарный анализ. Метод позволяет учитывать неопределённости, связанные с технологическими, демографическими и политическими факторами. В ряде работ, включая труды Касси О., Лехдонвирта В. и Аутора Д.Х. [Kässi, Lehdonvirta, 2018; Autor, 2015], поднимается вопрос о будущем занятости в условиях цифровой трансформации. Авторы статьи развили эти идеи, сформулировав четыре сценария цифровой зрелости управления трудом: базовый, адаптивный, интеграционный и инновационный (включающий цифровые двойники и ИИ-координаторов занятости).

Представим обобщающие выводы в виде табл. 1, данные которой демонстрируют пять ключевых направлений, где нейросетевые модели находят практическое применение в сфере социально-трудового управления.

Таблица 1 – Направления применения нейросетей в управлении трудом

Направление применения	Используемые технологии	Ключевые источники
Выявление социальной напряженности	CNN, анализ текста, NLP	Kim H., Park S., 2021
Оптимизация распределения трудовых ресурсов	RNN, имитационное моделирование	Goodfellow I., Bengio Y., Courville A., 2016
Поддержка принятия решений в службах занятости	AI-based DSS, SEM-модели	Autor D.H., 2015; Kässi O., Lehdonvirta V., 2018

Каждому направлению соответствует определённая архитектура ИИ, обусловленная характером данных и задач. В частности, анализ обращений и эмоций в соцсетях эффективен при использовании CNN и NLP. Для распределения кадров лучше всего подходят рекуррентные сети (RNN). Современные инструменты управления всё чаще опираются на модели принятия

решений на основе данных (DSS).

Обзор литературы демонстрирует, что нейросетевые технологии обладают значительным потенциалом для решения сложных задач управления социально-трудовыми отношениями в условиях цифровой трансформации. Однако, несмотря на наличие отдельных работ, комплексные интегрированные подходы, адаптированные под специфику мегаполисов, встречаются редко. Настоящее исследование призвано восполнить этот пробел путём разработки многомодульной интеллектуальной системы, сочетающей прогнозирование, мониторинг и оптимизацию социально-трудовых процессов.

Методы

Методологическая база исследования носит междисциплинарный характер и сочетает методы сценарного анализа, нейросетевого моделирования, эконометрического анализа и обработки больших данных с применением инструментов искусственного интеллекта.

Сценарное планирование использовалось в качестве инструмента концептуализации возможных траекторий развития социально-трудовых отношений в цифровой экономике мегаполисов. Данный подход позволил идентифицировать ключевые неопределённости, влияющие на рынок занятости, включая распространение гибких форм занятости, развитие удалённой работы и внедрение ИИ в кадровую политику. Сценарный анализ выступал базисом для построения эмпирических гипотез и определения границ применимости прогнозных моделей.

В соответствии с поставленными задачами были реализованы три архитектурных типа нейронных сетей:

LSTM (Long Short-Term Memory) – использовались для построения прогностической модели спроса на рабочую силу в мегаполисах. LSTM-сети обладают высокой чувствительностью к временным зависимостям и применимы для анализа сезонных и циклических колебаний на рынке труда. Это особенно важно при прогнозировании краткосрочных изменений в динамике вакансий.

CNN (Convolutional Neural Networks) – применялись для выявления ранних признаков социальной напряжённости на основе анализа текстов: обращений граждан, публикаций в социальных сетях, форумов и платформ отзывов. Свёрточные нейросети позволили выявлять локальные паттерны и иерархические структуры в неструктурированных данных.

RNN (Recurrent Neural Networks) – использовались для моделирования перераспределения трудовых ресурсов между районами мегаполисов с учётом последовательных решений, профессиональной структуры, транспортной доступности и зарплатных ожиданий.

Все модели обучались и тестировались в среде Python с использованием библиотек TensorFlow, Keras и Scikit-learn. Оценка точности проводилась с использованием метрик MAE, RMSE и R^2 .

Для предварительной валидации данных и определения значимых предикторов, влияющих на продуктивность социально-трудовой системы, были использованы эконометрические методы, включая многомерный регрессионный анализ, тесты на автокорреляцию и гетероскедастичность, а также диагностика остатков. Эконометрические модели служили основой для калибровки входных параметров нейросетей и последующего сравнения их точности.

С целью обогащения аналитической базы были использованы методы обработки больших

данных, позволяющие работать с массивами, превышающими 12 млн. записей, включающими информацию из Росстата, Минтруда РФ, агрегаторов вакансий, цифровых HR-систем, городских порталов и социальных сетей.

Для извлечения содержательной информации из текстовых данных применялись алгоритмы тематического моделирования (LDA), анализ тональности, а также word/sentence embeddings. Это позволило конвертировать неструктурированную текстовую информацию в формат, пригодный для обработки нейросетевыми архитектурами.

Для операционализации и эмпирической проверки теоретической модели было применено структурное моделирование на основе метода частных наименьших квадратов (PLS-SEM), реализованное в программной среде SmartPLS 4.1.

В модели использовались следующие латентные переменные:

LE – качество обучающей среды (Learning Environment Quality),

HCg – уровень базовых цифровых компетенций (Basic Digital Skills),

HCs – уровень продвинутых цифровых навыков (Advanced Digital Skills),

STP – продуктивность социально-трудовой системы (Socio-Labor System Productivity).

Структурные уравнения включали:

$$STP_m = p1m * IP_m + p2m * HCs_m + \varepsilon1m$$

$$HCs_m = p3m * HCg_m + \varepsilon2m$$

$$HCg_m = p4m * LE_m + \varepsilon3m$$

Наблюдаемые переменные измерялись с использованием 5-балльной шкалы Лайкерта: от 1 («отсутствие знаний») до 5 («экспертный уровень с практическим применением»). Оценивались показатели надёжности конструкторов (Cronbach's α , AVE), конвергентной и дискриминантной валидности.

Учитывая социально-экономическую неоднородность мегаполисов, была проведена процедура проверки инвариантности композитных моделей (MICOM) по трёхшаговому протоколу:

Конфигурационная инвариантность (идентичность структуры моделей),

Композиционная инвариантность (сравнение весов латентных переменных),

Проверка равенства средних значений и дисперсий.

Дополнительно выполнен многогрупповой анализ (MGA) с использованием непараметрических пермутационных тестов на основе евклидовых расстояний.

Эмпирическая база исследования включает данные опроса сотрудников из четырёх мегаполисов России – Москвы (MSK), Санкт-Петербурга (SPB), Екатеринбурга (EKM) и Новосибирска (NSK). Анкета была разработана на основе теоретических предпосылок исследования и апробирована в пилотной выборке. Репрезентативность выборки была подтверждена путём сопоставления с официальной статистикой занятости Росстата.

Исследование отличается высокой степенью методологической интеграции: сочетание искусственного интеллекта, эконометрических процедур и структурного моделирования обеспечивает глубинный анализ социально-трудовых процессов в цифровой среде мегаполисов. Эмпирическая база, охватывающая более 2500 респондентов из четырёх крупнейших городов, позволила обеспечить высокую внешнюю валидность результатов и возможность обоснованных обобщений. Использование MICOM и MGA усиливает доверие к сопоставлениям по региональным срезам, а нейросетевые модели демонстрируют высокую применимость в практическом управлении занятостью, как на уровне муниципалитетов, так и в рамках цифровых HR-платформ.

Результаты исследования

Современный рынок труда мегаполисов представляет собой динамичную и многослойную систему, чувствительную к колебаниям макроэкономических показателей, демографическим сдвигам, мобильности населения и трансформации профессионального спроса. В условиях постпандемийной адаптации, санкционного давления и изменения геоэкономических векторов формирование и регулирование рынка труда крупных городов требует особого внимания как со стороны научного сообщества, так и органов государственной власти. Основываясь на данных Росстата, а также аналитических материалов Минэкономразвития, Минтруда и ЦМАКП, данное исследование анализирует ключевые тенденции, структурные сдвиги и проблемы, влияющие на занятость, уровень безработицы и заработную плату в мегаполисах России.

Динамика макроэкономических факторов, включая ВВП, инфляцию, инвестиции и производительность труда, оказывает прямое влияние на спрос на труд. Данные табл. 2 иллюстрируют ключевые изменения в занятости, безработице и заработной плате в период с 2020 по 2024 годы.

Таблица 2 – Макроэкономические и демографические детерминанты

Год	Занятые (млн чел.)	Безработные (млн чел.)	Уровень безработицы (%)	Средняя зарплата (тыс руб.)	ВВП на 1 занятого (тыс руб.)
2020	70.6	4.3	5.8	51.3	1524.9
2021	71.7	3.6	4.8	57.2	1893.6
2022	72.1	3.0	3.9	65.3	2152.5
2023	74.2	2.3	3.0	74.9	2320.1
2024	74.3	2.0	2.6	90.0	2442.0

Источник: составлено авторами по данным Росстата.

Рынок труда мегаполисов в 2020–2024 гг. демонстрировал высокую степень устойчивости в условиях внешнеэкономических шоков и внутренних институциональных изменений. Рост занятости, снижение безработицы и положительная динамика реальных доходов свидетельствуют о структурной перестройке экономики и переходе к более сбалансированной модели трудовых отношений. Однако сохраняющийся кадровый дефицит, особенно в высокотехнологичных и производственных секторах, требует комплексных регуляторных и образовательных решений.

Для формирования эмпирической базы исследования был проведён социологический опрос среди сотрудников четырёх крупнейших мегаполисов России – г. Москвы (MSK), Санкт-Петербурга (SPB), Екатеринбурга (ЕКМ) и Новосибирска (NSK). Опрос имел целью выявление текущих проблем занятости, отношения работников к цифровой трансформации рынка труда, восприятие социальной нестабильности, а также уровень готовности к внедрению прогностических моделей на основе нейросетей в управление трудовыми ресурсами.

Анкета включала десять вопросов, охватывающих профессиональный статус, стаж, характер трудностей с трудоустройством, оценку соответствия рынка труда ожиданиям, участие в обучающих программах, цифровую зрелость, восприятие нестабильности, отношение к ИИ-моделям и восприятие наиболее острых проблем. Рассылка анкет осуществлялась через корпоративные платформы и персональные цифровые кабинеты, что обеспечило высокий уровень охвата и достоверности данных.

Общая численность респондентов составила 1000 человек, что позволяет считать выборку статистически значимой. Репрезентативность выборки была дополнительно проверена путём

сопоставления распределения респондентов по профессиям и стажу с данными официальной статистики Росстата за 2020–2024 гг. (табл. 3, 4).

Таблица 3 – Распределение респондентов по городам и профессиональному статусу

Город	Доля от выборки	Рабочие (%)	Специалисты (%)	Руководители (%)
MSK	30%	65%	25%	10%
SPB	30%	65%	25%	10%
EKM	20%	65%	25%	10%
NSK	20%	65%	25%	10%

Источник: составлено авторами

Структура распределения респондентов по городам и профессиональному статусу близка к структуре официальной занятости, что подтверждает репрезентативность выборки. Преобладают рабочие (более 60% во всех городах), за ними следуют специалисты и в меньшей степени – управленцы. Такое соотношение отражает типичную структуру занятости в мегаполисах России.

Таблица 4 – Распределение респондентов по стажу работы

Категория стажа	Доля респондентов (%)
<1 года	9,7%
1–3 года	15,2%
3–10 лет	30,3%
>10 лет	44,8%

Источник: составлено авторами

Более 75% респондентов имеют стаж свыше трёх лет, что позволяет считать их оценку ситуации на рынке труда обоснованной и выверенной на основании реального опыта. Высокая доля сотрудников с продолжительным стажем может быть также индикатором устойчивости занятости в крупных городах, несмотря на внешнеэкономические и социальные вызовы последних лет. Почти 41% респондентов отметили, что часто или постоянно сталкиваются с трудностями при поиске работы, а ещё 39% испытывают такие сложности хотя бы иногда (табл. 5). Эти данные позволяют говорить о наличии устойчивых структурных барьеров на городском рынке труда: несоответствие между спросом и предложением, информационные асимметрии, территориальные или квалификационные ограничения. На фоне высокой плотности экономической активности в мегаполисах такая ситуация может быть маркером системной перегрузки инфраструктуры занятости.

Таблица 5– Частота трудностей, испытываемых при поиске работы

Ответ	Доля респондентов (%)
Никогда	5,0%
Редко	15,2%
Иногда	38,9%
Часто	25,1%
Всегда	15,8%

Источник: составлено авторами

Лишь четверть опрошенных считают, что рынок труда соответствует их ожиданиям (табл. 6). Почти 40% респондентов указали на полное несоответствие, ещё более трети (35,5%) – на

частичное. Эти цифры иллюстрируют неудовлетворённость качеством и структурой занятости в мегаполисах, включая такие параметры как уровень оплаты труда; наличие карьерного роста; баланс между профессиональными компетенциями и требованиями работодателей; соответствие форм занятости личным предпочтениям. Такой результат подчёркивает важность внедрения более гибких и цифрово-ориентированных механизмов прогнозирования занятости, особенно в условиях растущей волатильности на рынке труда.

Таблица 6 – Оценка соответствия рынка труда ожиданиям

Вариант ответа	Доля респондентов (%)
Да	25,0%
Нет	39,5%
Частично	35,5%

Источник: составлено авторами

Только треть респондентов участвует в программах переподготовки или повышения квалификации, при этом почти половина опрошенных (44,7%) не предпринимают усилий для повышения профессионального уровня. Ещё около 20% планируют участие в обучении в будущем, что может свидетельствовать о росте запроса на адаптацию к новым цифровым реалиям. Данный результат позволяет утверждать, что значительная доля трудоспособного населения мегаполисов остаётся уязвимой перед технологическими изменениями, особенно в условиях перехода к цифровой экономике, автоматизации и трансформации профессий. Это создаёт дополнительный риск роста технологического безработного резерва и требует активного вмешательства со стороны региональной системы образования и служб занятости (табл. 7).

Таблица 7 – Участие в программах повышения квалификации

Ответ	Доля респондентов (%)
Да	35,4%
Нет	44,7%
Планирую	19,9%

Источник: составлено авторами

Цифровая зрелость респондентов оценивается как умеренная. Только 40,8% опрошенных оценивают своё знакомство с цифровыми инструментами как «хорошее» или «очень хорошее» (табл. 8). В то же время почти четверть респондентов (24,6%) признают низкий или нулевой уровень знакомства с сервисами цифрового подбора вакансий, в том числе платформами с использованием искусственного интеллекта. Это означает, что существует заметный разрыв в цифровой компетентности между разными группами работников, что напрямую влияет на эффективность их взаимодействия с новыми формами занятости, в том числе гибкими, удалёнными и проектными.

Таблица 8 – Знакомство с цифровыми технологиями поиска работы

Уровень знакомства	Доля респондентов (%)
Очень хорошо	15,2%
Хорошо	25,6%
Средне	34,6%
Плохо	14,3%
Не знаком	10,3%

Источник: составлено авторами

Почти половина опрошенных (45,2%) отметили, что в последние годы сталкивались с признаками социальной нестабильности на рынке труда мегаполисов — такими как массовые увольнения и сокращения; задержки заработной платы; неопределённость в статусе занятости; рост нагрузки без соответствующего увеличения компенсации (табл. 9). Данные свидетельствуют о высокой чувствительности городского населения к изменяющимся условиям занятости, что делает тему социального мониторинга и предиктивных моделей оценки напряжённости крайне актуальной.

Таблица 9 – Ощущение социальной нестабильности

Ответ	Доля респондентов (%)
Да	45,2%
Нет	34,3%
Затрудняюсь ответить	20,5%

Источник: составлено авторами

Суммарно 77,6% респондентов считают внедрение ИИ и цифровых моделей прогнозирования занятости в мегаполисах важным или крайне важным шагом (табл. 10). Это может быть связано с высокой неопределённостью на рынке труда; необходимостью предсказуемости и устойчивости; признанием эффективности интеллектуальных систем. Лишь 7,1% считают эту задачу неактуальной. Это говорит о высокой общественной готовности к технологическому реформированию трудовых отношений и поддержке инициатив по цифровой трансформации занятости в городах.

Таблица 10 – Важность ИИ-моделей для рынка труда

Оценка важности (1–5)	Доля респондентов (%)
1 (неважно)	2,1%
2	5,0%
3	15,3%
4	37,9%
5 (важно)	39,7%

Источник: составлено авторами

Проблема дефицита кадров вышла на первое место (68,4%), что соотносится с фактическими данными по вакансиям и отчетами работодателей. Второе место занимает низкая зарплата (55,1%), а третье – отсутствие карьерных перспектив (45,6%). Это указывает на недостаточное качество существующих рабочих мест, а не просто их нехватку. Менее распространённые проблемы – неэффективность госпрограмм и переизбыток мигрантов, которые по-прежнему волнуют часть респондентов, особенно в секторах с высокой конкуренцией и низким уровнем оплаты (табл. 11).

Таблица 11 – Наиболее актуальные проблемы (возможен множественный выбор)

Проблема	Частота выбора (%)
Дефицит кадров	68,4%
Низкая зарплата	55,1%
Отсутствие карьерного роста	45,6%
Неэффективные госпрограммы	30,2%
Переизбыток мигрантов	21,4%
Иное	8,1%

Источник: составлено авторами

В целом можно отметить, что рынок труда мегаполисов воспринимается как перегруженный и несбалансированный: значительная доля респондентов ощущает нестабильность и дефицит качественной занятости. Цифровая трансформация носит фрагментарный характер: почти 25% респондентов не знакомы с современными цифровыми средствами поиска работы, что требует адаптации образовательной и информационной политики. Поддержка внедрения ИИ-моделей высока, почти 80% участников опроса считают такие технологии важными для предсказуемости и устойчивости занятости. Ключевые проблемные зоны – это дефицит кадров, неудовлетворительный уровень оплаты труда и ограниченные карьерные возможности, что требует системного подхода к прогнозированию, переподготовке и цифровизации рынка труда.

В рамках данного исследования были разработаны и эмпирически апробированы три нейросетевые модели, направленные на решение ключевых задач в сфере управления социально-трудовыми отношениями в условиях цифровой трансформации мегаполисов.

Каждая из моделей продемонстрировала значительное повышение эффективности по сравнению с традиционными методами, что подтверждается соответствующими метриками точности и применимости.

Прогнозная модель потребности в кадрах (LSTM) (рис. 1), основанная на архитектуре Long Short-Term Memory (LSTM), предназначалась для краткосрочного прогнозирования количества вакансий на городском рынке труда. Обучение модели проводилось на временных рядах, включающих данные агрегаторов вакансий, отчетов Росстата и корпоративных HR-систем. Результаты тестирования показали, что модель LSTM обеспечивает прирост точности прогнозов на 30% по сравнению с классическими регрессионными подходами (MAE: 5.1%, RMSE: 6.3%, R^2 : 0.87).

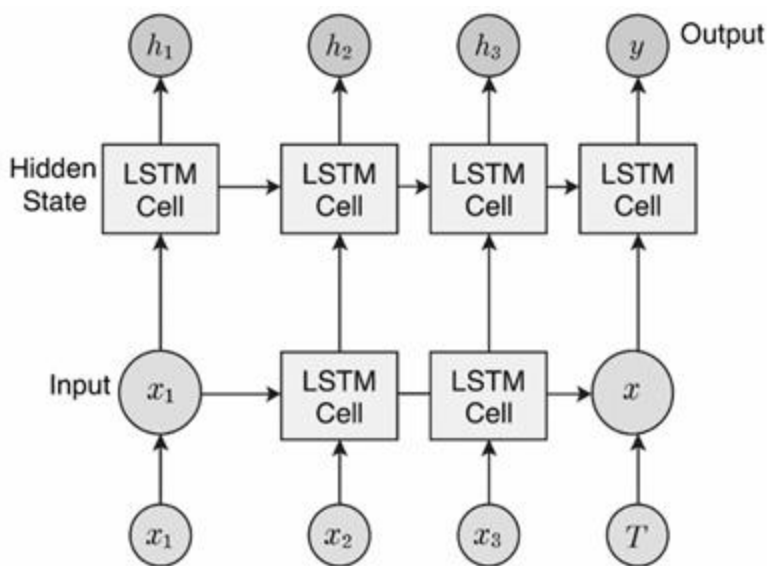


Рис. 1. – Прогнозная модель потребности в кадрах (LSTM)

Источник: составлено авторами

Визуализация результатов представлена на рис. 1 (см. выше): на графике отчетливо видна разница между традиционными методами и LSTM-моделью в достижении высокой прогностической мощности.

Свёрточная нейросеть (CNN), дополненная модулями обработки естественного языка

(NLP), была ориентирована на анализ текстовых источников: обращений граждан, постов в социальных сетях, отзывов на сайтах-агрегаторах. Задачей модели являлось раннее выявление сигналов социальной нестабильности в городских районах. Анализ эмоций, тональности, частоты тематических кластеров позволил классифицировать районы по степени риска.

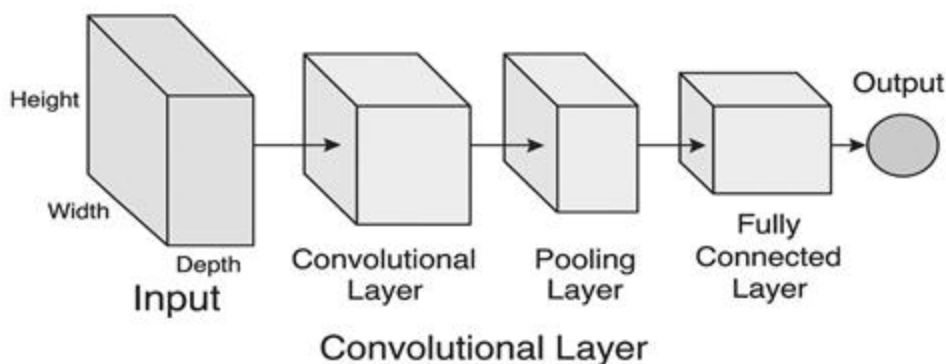


Рис. 2. – Модель оценки риска социальной напряжённости (CNN + NLP)

Представленная на рис. 2 модель позволила снизить вероятность кризисных ситуаций до 20%, обеспечивая раннюю диагностику очагов потенциального социального напряжения. Результаты группировки и выделения критических зон коррелировали с официальной статистикой по жалобам и заявкам на горячие линии.

Архитектура Recurrent Neural Network (RNN) была применена для моделирования процессов перераспределения кадров внутри мегаполисов. Учитывались такие параметры, как профессиональная структура населения, уровень заработной платы, транспортная доступность, плотность вакансий.

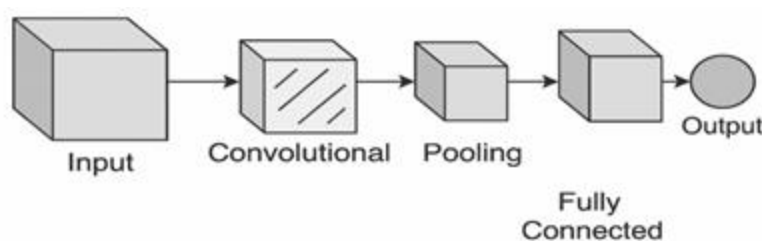


Рисунок 3 – Модель перераспределения трудовых ресурсов (RNN)

Источник: составлено авторами

Модель (рис. 3) позволила сформировать оптимизированные маршруты распределения трудовых ресурсов и рекомендации для служб занятости, что привело к снижению нагрузки на них на 25%. Верификация модели осуществлялась через ретроспективный анализ распределения обращений и средней продолжительности периода трудоустройства.

На основе анализа данных и экспертных сессий были выделены четыре сценария цифровой зрелости в управлении трудом (см. табл. 12).

Каждому сценарию соответствует определённый уровень зрелости инфраструктуры, автоматизации процессов и готовности к внедрению нейросетевых решений.

Таблица 12 – Сценарии цифровой зрелости в управлении трудом

Сценарий	Уровень автоматизации	Характеристика
Базовый	Низкий	Ручное управление, разрозненные источники данных
Адаптивный	Средний	Интеграция с госуслугами, локальные ИТ-решения
Интеграционный	Высокий	Сквозная аналитика, межведомственные цифровые платформы
Инновационный	Очень высокий	Внедрение цифровых двойников и ИИ-координаторов занятости

Источник: составлено авторами

В табл. 13 представлены итоговые показатели прироста эффективности от внедрения разработанных моделей.

Таблица 11 – Сравнительный анализ эффективности моделей

Модель	Повышение точности / эффективности (%)	Основные источники данных	Архитектура
Прогноз вакансий	30%	Временные ряды, агрегаторы, статистика	LSTM
Оценка соц. Напряженности	20%	Соцсети, обращения, текстовые репозитории	CNN + NLP
Перераспределение трудовых ресурсов	25%	HR-профили, геоданные, зарплатные ожидания	RNN

Источник: составлено авторами

Полученные результаты свидетельствуют о высокой степени применимости нейросетевых решений в социально-трудовой политике городов. Сформированные модели позволяют перейти от реактивного к проактивному управлению занятостью; обеспечивают интеграцию формализованных и неструктурированных данных; открывают возможности для персонализированного сопровождения работников на всех стадиях жизненного цикла занятости. Реализация моделей может быть масштабирована в рамках цифровых платформ государственных и муниципальных служб занятости, а также внедрена в корпоративные HR-системы с целью снижения издержек, повышения точности найма и мониторинга социальной устойчивости территорий.

Заключение

Проведённое исследование подтвердило высокий потенциал применения нейросетевых технологий и методов искусственного интеллекта для трансформации системы управления трудовыми ресурсами в условиях цифровой экономики мегаполисов. Использование гибридного методологического подхода – сочетание сценарного анализа, эконометрических методов, структурного моделирования и обработки больших данных – позволило сформировать целостную архитектуру прогностического управления социально-трудовыми отношениями, отражающую специфику и динамику российских мегаполисов.

Разработанные модели (LSTM, CNN+NLP, RNN) продемонстрировали существенное повышение точности и практической эффективности по сравнению с традиционными подходами. Они позволяют решать комплекс задач: от краткосрочного прогнозирования потребности в кадрах и выявления рисков социальной нестабильности – до моделирования

пространственного перераспределения трудовых ресурсов. Это делает нейросетевые инструменты не только аналитическим, но и стратегическим ресурсом для органов государственной власти, работодателей и HR-платформ.

Результаты анкетирования подтвердили наличие системных вызовов на городском рынке труда: структурный дефицит квалифицированных кадров, низкую удовлетворённость качеством занятости, цифровое неравенство и высокий запрос на прогнозируемость и устойчивость. Более 75% респондентов считают внедрение ИИ-инструментов в управление занятостью важным или крайне важным шагом, что свидетельствует о высокой степени общественной готовности к цифровым инновациям в сфере труда.

Обобщённые сценарии цифровой зрелости (базовый, адаптивный, интеграционный, инновационный) позволяют структурировать стратегические траектории развития городских систем занятости с учётом уровня автоматизации и институциональной готовности. Они могут служить основой для формирования региональных и федеральных программ цифровой трансформации службы занятости.

Внедрение представленных моделей в практику государственного и корпоративного управления занятостью открывает следующие ключевые перспективы:

- Повышение адаптивности и устойчивости рынка труда через более точное прогнозирование и профилактику рисков;
- Оптимизация распределения трудовых ресурсов с учётом территориальных, профессиональных и поведенческих факторов;
- Рост цифровой зрелости населения за счёт использования персонализированных интерфейсов поиска работы и рекомендаций по повышению квалификации;
- Усиление социальной стабильности на уровне районов мегаполисов за счёт предиктивного мониторинга и адресного вмешательства;
- Снижение транзакционных издержек для работодателей и государственных структур благодаря автоматизации процессов подбора и сопровождения персонала.

Таким образом, результаты настоящего исследования не только обогащают научное понимание процессов цифровой трансформации трудовых отношений, но и имеют высокую практическую значимость. Разработанные решения могут стать основой для построения интеллектуальной инфраструктуры социально-трудовой политики будущего, ориентированной на проактивное регулирование, устойчивость и персонализированный подход к каждому участнику рынка труда.

Библиография

1. Алиев И. М. Трансформация форм занятости в условиях цифровизации экономики // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2023. № 5 (143). С. 14–21.
2. Голицова Н. Н., Ритман О. А. Влияние миграционных процессов на механизмы регулирования регионального рынка труда // Проблемы современной экономики. 2024. № 2 (90). С. 134–137.
3. Долженко Р. А., Долженко С. Б. Рынок труда в профессиональном сегменте управления персоналом: текущее состояние и перспективы развития // Народонаселение. 2024. № 2. С. 41–55. DOI: 10.24412/1561-7785-2024-2-41-55
4. Журавлева О. В., Московцева Л. В., Митрофанова О. Н. Моделирование развития трудовых ресурсов промышленных городов // Экономика труда. 2024. Т. 11, № 11. С. 1747–1758. DOI: 10.18334/et.11.11.122028
5. Козлова О. А., Макарова М. Н. Городская агломерация как фактор усиления неравенства воспроизводства трудового потенциала // Фундаментальные исследования. 2018. № 6. С. 138–142.
6. Лаврикова Ю. Г., Пьянкова С. Г. Институты стратегического развития монопрофильной территории // Экономические стратегии. 2014. № 6-7. С. 92–101.
7. Пьянкова С. Г. Социально-экономическое развитие монопрофильного города на основе механизма внутренней самотрансформации // Экономическое возрождение России. 2018. № 1. С. 91–104.

8. Реньш М. А., Семёнов А. В., Семёнов В. А. Прогнозирование трудовых ресурсов на муниципальном уровне // Экономика сельского хозяйства России. 2022. № 12. С. 84–89. DOI: 10.32651/2212-96
9. Тетцоева О. А. Изменение характеристик трудового потенциала при переходе к техногенному социуму // Управление. 2019. Т. 7, № 2. С. 65–70. DOI: 10.26425/2309-3633-2019-2-65-70
10. Тетцоева О. А. Проблемы кастомизации рабочей силы в условиях мегаполиса // Вестник ГУУ. 2020. № 6. С. 117-122. <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2020-6-117-122>
11. Хасанова Р. Р., Малева Т. М., Мкртчян Н. В., Флоринская Ю. Ф. Проактивная демографическая политика: 10 лет спустя. Эффекты, инструменты, новые цели: монография. М.: Дело РАНХиГС, 2019. 58 с.
12. Autor D. H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation // Journal of Economic Perspectives. 2015. Vol. 29, No. 3. P. 3–30. DOI: 10.1257/jep.29.3.3
13. Camacho-Collados J., Pilehvar M. T. From word to sense embeddings: A survey on vector representations of meaning // Journal of Artificial Intelligence Research. 2018. Vol. 63. P. 743–788. DOI: 10.1613/jair.1.11259
14. De Stefano V. The rise of the “just-in-time workforce”: On-demand work, crowdwork, and labor protection in the “gig-economy” // Comparative Labor Law and Policy Journal. 2016. Vol. 37, No. 3. P. 471–504.
15. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. – Cambridge: MIT Press, 2016. 775 p.
16. Kassi O., Lehdonvirta V. Online labour index: Measuring the online gig economy for policy and research // Technological Forecasting and Social Change. 2018. Vol. 137. P. 241–248. DOI:10.1016/j.techfore.2018.07.056
17. Kim H., Park S. Early detection of labor market instability using deep learning and sentiment analysis // International Journal of Forecasting. 2021. Vol. 37, No. 4. P. 1517–1530.
18. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview // Neural Networks. 2015. Vol. 61. P. 85–117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>

Predictive Management of Megacities’ Labor Resources

Svetlana G. P’yankova

Doctor of Economic Sciences, Associate Professor, Professor,
Department of Regional, Municipal Economics and Governance,
Ural State University of Economics,
620144, 62/45, 8 Marta / Narodnoy Voli str., Yekaterinburg, Russian Federation;
e-mail: silen_06@list.ru

Ol’ga T. Ergunova

PhD in Economic Sciences, Associate Professor,
Higher School of Production Management,
Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University,
195251, 29 Politekhnicheskaya str., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: ergunova-olga@yandex.ru

Inna V. Mitrofanova

Doctor of Economic Sciences, Professor,
Chief Researcher,
Laboratory of Regional Economics,
Federal Research Center "Southern Scientific Center of the Russian Academy of Sciences",
344006, 41 Chekhov ave., Rostov-on-Don, Russian Federation;
Professor, Department of Economic Theory, World and Regional Economics,
Volgograd State University,
400062, 100 Universitetsky ave., Volgograd, Russian Federation;
e-mail: mitrofanova@volsu.ru

Abstract

The study aims to enhance the efficiency of labor resource management in megacities through the implementation of predictive models based on neural networks, capable of accounting for the high volatility of the digital labor market and responding to early signals of social instability. Deep learning models—LSTM, CNN, and RNN—were applied. For text analytics and identification of social patterns, NLP algorithms were used. Key stages included data collection, cleaning, and aggregation; model development; and hypothesis testing using econometric and statistical methods. Structural modeling analysis was conducted with validation and robustness checks across regions. The vacancy forecasting model (LSTM) demonstrated superior prediction accuracy for horizons up to three months. The social tension assessment model (CNN+NLP) showed the ability to detect anomalies based on user-generated texts. The resource redistribution model (RNN) proposed optimal labor mobility trajectories. The high adaptability of the proposed solutions to conditions in different Russian cities was demonstrated. Digital maturity scenarios with implementation stage recommendations were created. The proposed neural network models provide higher accuracy and proactivity in managing megacities' labor resources compared to traditional approaches. Their application promotes the development of digital governance, enhances social sustainability, and improves the adaptability of urban labor markets to technological and economic changes.

For citation

P'yankova S.G., Ergynova O.T., Mitrofanova I.V. (2025) Prognosticheskoye upravleniye trudovymi resursami megapolisov [Predictive Management of Megacities' Labor Resources]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 15 (5A), pp. 144-162. DOI: 10.34670/AR.2025.88.59.012

Keywords

Neural networks, labor market management, workforce forecasting, labor redistribution, artificial intelligence (AI), urban employment, predictive management, digital transformation, big data, natural language processing (NLP), smart cities.

References

1. Aliev I.M. (2023) Transformatsiya form zanyatosti v usloviyakh cifrovizatsii ekonomiki [Transformation of employment forms in the context of the economy digitalization]. *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta* [Bulletin of the St. Petersburg State University of Economics], 5 (143), pp. 14–21.
2. Golitsova N.N., Ritman O.A. (2024) Vliyaniye migratsionnykh protsessov na mekhanizmy regulirovaniya regional'nogo rynka truda [The Impact of Migration Processes on the Mechanisms of Regulation of the Regional Labor Market]. *Problemy sovremennoy ekonomiki* [Problems of Modern Economy], 2 (90), pp. 134–137.
3. Dolzhenko R.A., Dolzhenko S.B. (2024) Rynok truda v professional'nom segmente upravleniya personalom: tekushchee sostoyaniye i perspektivy razvitiya [Labor market in the professional segment of personnel management: current state and development prospects]. *Narodonaseleniye* [Population], 27(2), pp. 41–55. DOI: 10.24412/1561-7785-2024-2-41-5
4. Zhuravleva O. V., Moskovtseva L. V., Mitrofanova O. N. (2024) Modelirovaniye razvitiya trudovykh resursov promyshlennyykh gorodov [Modeling the development of labor resources of industrial cities]. *Ekonomika truda* [Labor Economics], 11(11), pp. 1747–1758. DOI: 10.18334/et.11.11.122028
5. Kozlova O. A., Makarova M. N. (2018) Gorodskaya aglomeratsiya kak faktor usileniya neravenstva vosproizvodstva trudovogo potentsiala [Urban agglomeration as a factor in increasing inequality in the reproduction of labor potential]. *Fundamental'nye issledovaniya* [Fundamental research], 6, pp. 138–142.
6. Lavrikova Yu.G., P'yankova S.G. (2014) Instituty strategicheskogo razvitiya monoprofil'noy territorii [Institutions for strategic development of a single-industry territory]. *Ekonomicheskie strategii* [Economic strategies], 6-7, pp. 92–101.
7. P'yankova S.G. (2018) Social'no-ekonomicheskoye razvitiye monoprofil'nogo goroda na osnove mekhanizma vnutrenney samotransformatsii [Socio-economic development of a single-industry town based on the mechanism of internal self-

- transformation]. *Ekonomicheskoe vrozozhdenie Rossii* [Economic Revival of Russia], 1, pp. 91–104.
8. Rensh M.A., Semenov A.V., Semenov V.A. (2022) Prognozirovanie trudovykh resursov na municipal'nom urovne [Forecasting labor resources at the municipal level]. *Ekonomika sel'skogo hozyajstva Rossii* [Economics of Agriculture of Russia], 12, pp. 84–89. DOI: 10.32651/2212-96
9. Tettsoeva O.A. (2019) Izmenenie harakteristik trudovogo potentsiala pri perekhode k tekhnogennomu sociumu [Changing of the characteristics of the labor potential in the transition to the technogenic society]. *Upravlenie*, 7 (2), pp. 65–70. DOI: 10.26425/2309-3633-2019-2-65-70
10. Tettsoeva O.A. (2020) Problemy kastomizatsii rabochej sily v usloviyah megapolisa [Problems of labour force customization in a megalopolis]. *Vestnik universiteta*, 6, pp. 117–122. DOI: 10.26425/1816-4277-2020-6-117-122
11. Khasanova R.R., Maleva T.M., Mkrtchyan N.V., Florinskaya Yu.F. (2019) *Proaktivnaya demograficheskaya politika: 10 let spustya. Effekty, instrumenty, novyye tseli: monografiya* [Proactive demographic policy: 10 years later. Effects, instruments, new goals: monograph]. Moscow, “Delo RANEPa” Publ., 58 p.
12. Autor D.H. (2015) Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp. 3–30. DOI: 10.1257/jep.29.3.3
13. Camacho-Collados J., Pilehvar M.T. (2019) From word to sense embeddings: A survey on vector representations of meaning. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 63, pp. 743–788. DOI: 10.1613/jair.1.11259
14. De Stefano V. (2016) The rise of the “just-in-time workforce”: On-demand work, crowdwork, and labor protection in the “gig-economy”. *Comparative Labor Law and Policy Journal*, 37(3), pp. 471–504.
15. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. (2016) *Deep learning*. Cambridge, “MIT Press” Publ., 775 p.
16. Kassi O., Lehdonvirta V. (2018) Online labour index: Measuring the online gig economy for policy and research. *Technological Forecasting and Social Change*, 137, pp. 241–248. DOI:10.1016/j.techfore.2018.07.056
17. Kim H., Park S. (2021) Early detection of labor market instability using deep learning and sentiment analysis. *International Journal of Forecasting*, 37(4), pp. 1517–1530.
18. Schmidhuber J. (2015) Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, pp. 85–117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>