Искусственный интеллект в управлении кадрами мегаполиса: нейросетевая методика динамического сопоставления требований работодателей и навыков соискателей

Artificial Intelligence in Metropolitan Human Resources Management: A Neural Network Method for Dynamically Matching Employer Requirements and Job Seeker Skills

DOI: 10.12737/2587-9111-2026-14-5-68-86 Получено: 8 апреля 2026 г. / Одобрено: 22 мая 2026 г. / Опубликовано: 25 октября 2026 г.

Пьянкова С.Г.

Д-р экон. наук, доцент, профессор кафедры региональной, муниципальной экономики и управления, ФГБОУ ВО «Уральский государственный экономический университет»,
Россия, 620144, Екатеринбург, ул.8 Марта, д. 62,
e-mail: silen_06@list.ru

Митрофанова И.В.

Д-р экон. наук, профессор кафедры экономической теории, региональной экономики и предпринимательства, ФГАОУ ВО «Волгоградский государственный университет»,
Россия, 400062, г. Волгоград, просп. Университетский, д. 100,
e-mail: mitrofanova@volsu.ru

Ергунова О.Т.

Канд. экон. наук, доцент Высшей школы производственного менеджмента, ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»,
Россия, 195251 г. Санкт- Петербург, ул. Политехническая, д. 29,
e-mail: ergunova- olga@yandex.ru

Pyankova S.G.

Doctor of Economic Sciences, Professor of the Department of Regional, Municipal Economics and Management, Ural State University of Economics,
62, 8 Marta St., Yekaterinburg, 620144, Russia,
e- mail: silen_06@list.ru

Mitrofanova I.V.

Doctor of Economic Sciences, Professor of the Department of Economic Theory, Regional Economics and Entrepreneurship, Volgograd State University,
100, Prosp. Universitetsky, Volgograd, 400062, Russia,
e-mail: mitrofanova@volsu.ru

Ergunova O.T.

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Higher School of Production Management, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University
29, Politekhnicheskaya St, Saint Petersburg, 195251, Russia,
e-mail: ergunova- olga@yandex.ru

Аннотация

Цифровая трансформация экономики требует переосмысления механизмов занятости и подготовки кадров. Возникает необходимость в интеллектуальных инструментах прогнозирования и адаптации трудовых политик, особенно в условиях мегаполисов, испытывающих структурный кадровый дефицит.

В статье отражены результаты разработки и апробации нейросетевой модели прогнозирования потребности в инновационных продуктах на рынке труда с учетом цифровых трендов и динамики компетенций. Исследование основывается на анализе статистических данных (Росстат, Минтруд, 2020–2024 гг.), результатах анкетирования (n = 1016), экспертных интервью (n = 42), а также на применении методов регрессионного анализа, кластеризации и обучения сверточных нейросетей. Выявлены ключевые тренды: рост удалённой занятости, дефицит цифровых навыков, спрос на гибкие компетенции. Разработан алгоритм поддержки управленческих решений, в котором прогнозная оценка структуры занятости соединена с динамическим сопоставлением требований работодателей и компетенций соискателей: вклад каждого навыка в итоговую оценку соответствия пересчитывается по текущему состоянию локального рынка труда — дефицитности навыка, темпу роста спроса на него, зарплатной премии и географической концентрации в границах мегаполиса. Это позволяет формировать верифицируемый «портрет навыков» с горизонтом до 2030 г. и обосновывать адаптацию образовательных программ не экспертным суждением, а наблюдаемой динамикой спроса. Регрессионные модели объясняют 61–3% вариации структурных показателей занятости (R^2 = 0,61–0,73), что подтверждает устойчивую связь уровня цифровизации предприятий с трансформацией занятости в рамках заданной спецификации. Предложенная нейросетевая методика обеспечивает переход от бинарной фильтрации откликов к объяснимому ранжированию кандидатов: система показывает, какие требования вакансии закрыты подтверждёнными компетенциями соискателя, а какие остаются незакрытыми, что снижает трансакционные издержки найма и делает кадровое решение аудируемым. Для проверки заявленного эффекта определён протокол верификации – временно́е, межгородское и cold-start разбиение выборки с метриками *span-F1*, *Accuracy*@1, *nDCG@k*, *Recall@k* и *MRR*, – переводящий утверждение об эффективности из декларативной в проверяемую форму. Методика рекомендована к применению в мегаполисах и стратегических отраслях как элемент кадровой инфраструктуры цифровой экономики.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевое моделирование, динамическое сопоставление компетенций, извлечение и нормализация навыков, рынок труда мегаполиса, прогнозирование занятости, кадровая трансформация, цифровая экономика, поддержка принятия управленческих решений.

Abstract

The digital transformation of the economy requires a rethinking of employment and training mechanisms, and creates demand for intelligent tools capable of forecasting labour policy outcomes and adapting them in near real time — particularly in megacities facing a structural labour shortage that has become qualitative rather than quantitative in nature. This article presents the results of developing and testing a neural network model for forecasting the demand for innovative products in the labor market, taking into account digital trends and skill dynamics. The study is based on an analysis of statistical data (Rosstat, Ministry of Labor, 2020–2024), survey results (n = 1,016), expert interviews (n = 42), and the use of regression analysis, clustering, and convolutional neural network training. Key trends identified include the growth of remote employment, a digital skills shortage, and demand for flexible competencies. The developed algorithm for forecasting and making management decisions in the area of social and labor relations was built taking into account sustainable trends in the digital economy and the requirements for the future employment structure, allowing for the development of a "skills profile" through 2030 and recommendations for adapting educational programs. A high correlation (R^2 up to 0.73) between the level of digitalization and employment transformation was confirmed. The developed neural network- based system provides highly accurate support for management decisions, reduces transaction costs, and adapts employment policies to the challenges of the digital age. The methodology is recommended for use in megacities and strategic industries as an element of the human resources infrastructure of the digital economy.

Keywords: artificial intelligence, digitalization, labor market, neural networks, employment forecasting, megalopolis, workforce transformation, digital economy, management decision support.

Введение

В условиях стремительного технологического прогресса цифровая трансформация становится ключевым драйвером структурных изменений на рынке труда. Влияние автоматизации, искусственного интеллекта и цифровых платформ охватывает не только производственные процессы, но и систему управления человеческими ресурсами, трансформируя модели занятости, карьерные траектории и требования к профессиональным компетенциям. Особенно остро эти изменения проявляются в мегаполисах – территориях с высокой плотностью цифровой инфраструктуры, конкуренции и социально-экономических вызовов.

В научной и прикладной литературе наблюдается активное развитие концепции поддержки управленческих решений в *HR* с применением искусственного интеллекта, однако до сих пор отсутствует единое определение и апробированная методика автоматизированного, динамического сопоставления требований работодателей и профилей соискателей. Необходимость в построении таких систем особенно актуальна в условиях кадрового дефицита, миграционного давления и роста цифрового неравенства, а также в контексте развития новых индустриальных городов.

Данная статья направлена на восполнение этого научно-практического пробела за счёт: уточнения трактовки метода поддержки принятия управленческих решений (ППУР) на основе ИИ, применительно к цифровому рынку труда мегаполиса, разработки алгоритма прогнозирования потребности во внедрении инновационного продукта с учетом трендов цифровой экономики, а также формирования рекомендаций для образовательной и трудовой политики на основе интегрального «портрета навыков будущего».

В рамках проведённого междисциплинарного исследования выдвинуты и проверены следующие гипотезы.

Гипотеза 1. Автоматизация и внедрение цифровых технологий в мегаполисах способствуют не только вытеснению рутинного труда, но и активному формированию новых типов занятости, основанных на цифровых, управленческих и междисциплинарных компетенциях.

Гипотеза 2. Влияние цифровизации на структуру занятости в России носит выраженно регионально-асимметричный характер: мегаполисы с развитой цифровой инфраструктурой демонстрируют более быструю и устойчивую адаптацию к изменениям, чем регионы с низким уровнем цифровой зрелости.

Гипотеза 3. К 2035 г. цифровые и гибкие (*soft*) компетенции станут основными предикторами профессиональной мобильности и занятости, а отсутствие цифровой готовности усилит риски социального и трудового неравенства.

Гипотеза 4. Использование нейросетевого метода ППУР, интегрированного в цифровую инфраструктуру мегаполиса, позволяет обеспечить динамическое соответствие между профилями соискателей и требованиями работодателей с высокой степенью точности и адаптивности.

Гипотеза 5. Интеграция интеллектуальной системы ППУР в *HR*-практики мегаполиса снижает транзакционные издержки найма, повышает эффективность планирования и способствует устойчивому развитию городской занятости.

Эти гипотезы легли в основу уточнения трактовки понятия метода поддержки принятия управленческих решений автоматизированного, динамического соответствия требований работодателя навыкам потенциальных соискателей при помощи искусственного интеллекта, а также разработки алгоритма и прогнозирования потребности внедрения инновационного продукта с использованием предварительно разработанной экономической модели, с учетом устойчивых трендов в области цифровой экономики и формирования на основании таких трендов «портрета навыков» рекомендаций по образовательному плану для вузов.

Предложить практические рекомендации, обеспечивающие поддержку принятия эффективных управленческих решений по внедрению инновационного продукта на основе использования метода нейронных сетей.

Результат проекта представляет собой методику формирования базы кадров для цифровой экономики посредством машинного обучения и обработки потоков данных высокой нагрузки.

Обзор литературы

В условиях цифровизации рынка труда мегаполисов и после пандемического кризиса, работодатели сталкиваются с необходимостью оперативного и точного подбора персонала, способного адаптироваться к динамично меняющимся требованиям. Современные исследования подчеркивают, что автоматизированные методы поддержки управленческих решений (ППУР) с использованием ИИ становятся неотъемлемым элементом *HRM*-стратегий. Эти методы направлены на повышение эффективности найма, предиктивное сопоставление профилей соискателей и вакансий, а также формирование индивидуальных траекторий развития сотрудников.

Д.Г. Коллингс, А.Дж. Нюберг и др. акцентируют внимание на парадоксах управления персоналом в условиях неопределенности, вызванной пандемией. Они рассматривают *HR* как стратегическую функцию, отвечающую не только за подбор, но и за устойчивость и адаптацию организационных процессов [1]. Это важно для концепции ИИ-ППУР, поскольку подчеркивает необходимость гибкости, прозрачности и адаптивности систем подбора, особенно в условиях мегаполисов, подверженных кризисам.

С. Ченом, Б. Шеном и др. представлена модель предсказания компетенций с помощью ИИ, нацеленная на максимизацию результативности сотрудников. Используются алгоритмы машинного обучения, позволяющие сопоставлять ключевые компетенции с *KPI* [2]. Подход особенно релевантен для формирования интеллектуальных систем подбора, которые автоматически подбирают наиболее подходящих кандидатов под конкретные задачи. Это усиливает динамическую компоненту метода ППУР.

А.Л. Хункеншрор и К. Лютге делают акцент на этические риски, связанные с ИИ-рекрутингом: дискриминация, непрозрачность алгоритмов, манипулятивность. Они предлагают подходы «этики дизайна», включающие обратную связь от пользователей, верификацию моделей и сохранение «человека в петле» (*human-in-the-loop*) [3]. Принципиальное уточнение вносят Д. Данкс и А.Дж. Лондон: алгоритмическая предвзятость порождается не только смещениями обучающих данных, но и самим способом постановки задачи и выбором целевой переменной, вследствие чего она не устраняется постфактум и должна контролироваться на уровне архитектуры [16]. Для метода ИИ-ППУР в условиях мегаполиса, где рабочая сила предельно разнородна по происхождению, квалификации и формам занятости, из этого следуют три проектных требования: регулярное измерение разности метрик качества между демографическими подгруппами, покомпонентная объяснимость итоговой оценки соответствия и обязательное человеческое подтверждение кадрового решения. Этика в такой постановке перестаёт быть внешним ограничением и становится элементом технического задания.

Современные научные исследования активно развивают подходы к автоматизации решений в сфере занятости и управления персоналом с использованием ИИ, причём наиболее содержательные результаты получены там, где задача адаптивного сопоставления запросов работодателей с профилями соискателей формализована вычислительно. В этой традиции она известна как задача *person-job fit* и решается нейросетевыми моделями, проецирующими текст вакансии и текст резюме в общее пространство векторных представлений [25], а современные её постановки основаны на контрастном обучении с подбором «сложных» отрицательных примеров – кандидатов, близких к целевому, но не получивших положительного решения [26].

Сопоставимость результатов в этой области обеспечивается открытыми оценочными кампаниями, в рамках которых ранжирование кандидатов по вакансии и предсказание требуемых навыков измеряются на публичных данных [28]. Одновременно ключевым остаётся учёт контекста трансформации занятости. В работах А. Моро, Анджело, М.Э. Вирджиллито на примере итальянской автомобильной промышленности показано, как цифровизация и концепции индустрии 4.0 вступают в сложные взаимодействия с существующими моделями «бережливого производства». Выявлены две тенденции – институционально обусловленная конвергенция и дивергенция цифровых и традиционных подходов, что подчеркивает важность контекста при внедрении ИИ в кадровые практики [4].

Дж.С. Блэк и П. ван Эш рассматривают ИИ как стратегический ресурс в «войне за таланты», акцентируя автоматизацию ранжирования, предиктивную аналитику и персонализированное взаимодействие с кандидатами: интеллектуальные системы не только сокращают срок подбора, но и повышают качество соответствия профиля вакансии, а следовательно, долгосрочную эффективность найма [5]. Существенно, однако, что заявленный прирост качества имеет смысл лишь при его измерении на воспроизводимом протоколе: в вычислительных исследованиях рынка труда сравнение систем ведётся по метрикам ранжирования (*nDCG@k*, *Recall@k*, *MRR*) на открытых наборах данных [28], тогда как в управленческой литературе эффект чаще декларируется. Для мегаполиса, где задача состоит в поддержании гибкого и устойчивого кадрового резерва при исчерпании свободного предложения труда, именно измеримость прироста определяет практическую ценность внедрения.

Исследование Т.Дж. Франса показывает, как ИИ применяется для оценки потенциала и выявления талантов: нейросетевые модели анализируют не только наличные компетенции, но и скрытые возможности роста кандидата [6]. Это расширяет рамки ППУР – от одномоментного сопоставления с вакансией к прогнозированию карьерной траектории. Существенно, что данное направление получило собственную эмпирическую базу: опубликованы крупные открытые наборы карьерных траекторий, нормализованных по международной таксономии

занятий и содержащих временную привязку переходов, – свыше 500 тыс. траекторий в одном случае [31] и более 355 тыс., извлечённых из массива обезличенных резюме, — в другом [33]. Наличие таких ресурсов переводит прогнозирование карьерных переходов из области концептуальных построений в область проверяемых моделей, что особенно значимо для быстро трансформирующегося рынка труда мегаполисов.

А. Сантосо, С. Эфенди Ф. Монтоббио, Я. Стачиоли и др. акцентируют внимание на макроэкономических последствиях автоматизации и использовании роботов. Они демонстрируют, что ИИ может усиливать структурную трансформацию занятости, в первую очередь вытесняя работников с низким уровнем квалификации. Это усиливает необходимость создания интеллектуальных систем, ориентированных на справедливое распределение и прогнозирование потребностей рынка труда [7; 8].

В более обобщающем обзоре Ф. Монтоббио, Дж. Стаччоли, М. Вирджиллито и др. анализируют методы измерения влияния технологий на занятость, подчеркивая значимость междисциплинарного подхода, включающего эконометрику, поведенческую экономику и социологию. Они указывают на недостатки текущих моделей сопоставления навыков и вакансий и предлагают подходы, которые могли бы лечь в основу усовершенствованных ППУР с ИИ [8]. Дж. Мондоло предлагает классификацию влияния инноваций на занятость по трем направлениям: компенсационному, субституционному и трансформационному. Он акцентирует внимание на том, что эффективные системы ИИ должны учитывать не только текущие требования работодателей, но и динамику изменения спроса на профессии, институциональные условия и региональные особенности, особенно в мегаполисах [9].

В работе М. Мартинелли «Технологии, лежащие в основе Индустрии 4.0» представлена типология цифровых технологий (ИИ, *IoT*, робототехника и др.) и показано формирование технологических кластеров, усиливающих трансформацию трудовых процессов [10]. Для проектирования ИИ-ППУР существенно следствие этой типологии: технологии внедряются не поодиночке, а связанными группами, вследствие чего спрос на компетенции меняется не изолированными позициями, а согласованными наборами навыков. Отсюда вытекает требование к модели сопоставления — оценивать не совпадение отдельных ключевых слов, а покрытие связанного профиля требований, что и реализуется через взвешенную функцию покрытия компетенций.

В исследовании «Роботы и инновации в компаниях: примеры китайской обрабатывающей промышленности» представлен микроэкономический взгляд на внедрение ИИ: на уровне компаний роботизация может усиливать неравенство, повышать концентрацию рынка и влиять на уровень занятости [11]. Это подтверждает необходимость создания адаптивных систем сопоставления, способствующих более справедливому распределению трудовых ресурсов. Дополнительный аргумент даёт сетевой анализ структуры компетенций: А. Алабдулкарим, М. Фрэнк, Л. Сунь и соавторы показали, что навыки поляризуются на социально-когнитивный и сенсорно-физический кластеры и что эта топология сама по себе ограничивает мобильность работников и городских рынков труда [29]. Следовательно, система сопоставления, игнорирующая структуру компетенций мегаполиса, будет воспроизводить сложившуюся сегментацию, а не смягчать её. В.В. Доорен, Г. Букерт, Дж. Халлиган подчеркивают значение аналитических систем и данных в управленческих решениях. Они рассматривают цифровизацию госуправления и выводят универсальные принципы использования данных для повышения эффективности решений, что применимо и к системам ИИ для кадровой политики в мегаполисах [12].

Таким образом, на пересечении данных подходов формируется современная трактовка метода поддержки принятия управленческих решений: как автоматизированной, обучаемой и человекоцентричной системы, реализующей динамическое соответствие между требованиями работодателей и профилем соискателей с учетом отраслевой, территориальной и социальной специфики мегаполиса. Внедрение такой системы требует использования нейросетевых архитектур, этических фильтров, механизмов обратной связи и постоянного обновления на основе анализа больших данных.

Развитие методов поддержки принятия управленческих решений в сфере подбора персонала с использованием искусственного интеллекта (ИИ) становится ключевым направлением цифровой трансформации рынка труда мегаполисов. В современных исследованиях (например, Дж.С. Блэк, П. Ван Эш, 2021) *AI*-решения в *HR* рассматриваются как инструмент, способный не только автоматизировать рутинные процессы, но и качественно изменить сам подход к найму, включая динамическое сопоставление профилей соискателей с требованиями работодателей [13]. Согласно же взглядам П. Хородыски (2023), восприятие ИИ в процессе подбора персонала различается в зависимости от уровня прозрачности алгоритмов, степени участия человека в принятии

решений и доверия к цифровым системам. Кандидаты положительно воспринимают автоматизированные инструменты, когда те используются как вспомогательные, а не заменяющие человеческую экспертизу [14].

Т. Бондарук, К. Брюстер подчеркивают необходимость концептуализации будущего *HRM* в условиях ИИ, где человекоцентричность, справедливость и адаптивность становятся приоритетами [15]. Д. Данкс, А.Дж. Лондон предупреждают о рисках алгоритмической предвзятости, особенно в автоматизированных системах оценки и отбора персонала, что делает необходимым внедрение механизмов этического и правового контроля [16].

На основе анализа литературы, авторами представлена следующая уточненная трактовка. Метод поддержки принятия управленческих решений автоматизированного, динамического соответствия требований работодателя навыкам потенциальных соискателей с использованием искусственного интеллекта в условиях мегаполиса – это интегративная система, основанная на нейроморфной архитектуре и алгоритмах машинного обучения, предназначенная для непрерывного мониторинга изменений на рынке труда, адаптивного сопоставления профилей компетенций соискателей с текущими и прогнозируемыми требованиями работодателей, предсказания рисков дисбаланса спроса и предложения на рынке труда, формирования рекомендаций по обучению, переквалификации и развитию персонала в цифровой среде мегаполиса. Такая система опирается на мультиформатные источники данных (цифровой след, сенсоры, данные о мобильности), учитывает психологические и социальные аспекты взаимодействия человека с ИИ и интегрируется в цифровую инфраструктуру управления городом [17].

На основе анализа литературы можно представить структурированное описание метода поддержки принятия управленческих решений автоматизированного, динамического соответствия требований работодателя навыкам соискателей с использованием искусственного интеллекта в условиях мегаполиса (далее – метод ИИ-ППУР) в виде табл. 1.

Таблица 1

Общая характеристика метода ИИ-ППУР

Компонент	Описание
Цель	Автоматизация и интеллектуализация принятия управленческих решений по подбору, обучению и развитию персонала в условиях мегаполиса
Основа	Нейроморфная архитектура, алгоритмы машинного обучения, спайковые нейронные сети
Принцип действия	Непрерывное сопоставление требований работодателя и профилей соискателей в режиме реального времени с учетом прогнозов
Уровень интеграции	Интеграция в городскую цифровую инфраструктуру (умный город, трудовые порталы, *IoT*-экосистема)
Особенность	Учет психологических, социальных и поведенческих аспектов взаимодействия человека с ИИ

Окончание табл. 1

Данные табл. 1 представляют собой концептуальное описание метода поддержки принятия управленческих решений (ППУР), основанного на автоматизированном, динамическом сопоставлении требований работодателей с навыками соискателей в условиях мегаполиса. В её основе лежит нейроморфная архитектура и применение алгоритмов машинного обучения, что позволяет создать интеллектуальную систему, способную оперативно реагировать на изменения на рынке труда. Метод направлен на решение стратегической задачи – обеспечить устойчивый, справедливый и точный подбор персонала, соответствующего текущим и прогнозируемым запросам работодателей. При этом особенность подхода заключается не просто в механической фильтрации данных о кандидатах, а в интеллектуальном и предиктивном анализе компетенций, потенциала развития и социальной адаптивности работников. Система спроектирована так, чтобы действовать в режиме реального времени, автоматически обновляя информацию о вакансиях, трендах занятости и доступных трудовых ресурсах.

Важным элементом метода является его интеграция в городскую цифровую инфраструктуру – платформы умного города, государственные информационные системы занятости, корпоративные *HRM*-системы [18]. Это позволяет обеспечить постоянный поток мультиформатных данных (от цифрового следа и мобильности до результатов психометрических тестов), который становится основой для управленческих решений. Таким образом, метод ИИ-ППУР в мегаполисе не только автоматизирует процессы подбора, но и становится частью экосистемы цифрового управления человеческими ресурсами, сочетая технологические возможности с гуманитарным подходом. Он учитывает не только экономические, но и социальные, психологические и поведенческие факторы, влияющие на эффективность найма и устойчивое развитие городской занятости.

В табл. 2 представлены ключевые функциональные модули метода поддержки принятия управленческих решений (ИИ-ППУР), каждый из кото-

рых играет самостоятельную роль в построении интеллектуальной, адаптивной системы сопоставления требований работодателя и навыков соискателей.

Таблица 2

Функциональные модули системы

Модуль	Описание	Выходные данные
Мониторинг рынка труда	Анализ вакансий, трендов, дефицитных профессий, отраслевых сдвигов	Отчет об изменениях спроса и предложения
Сопоставление профилей	Алгоритмы *NLP* и ML для сопоставления требований и навыков	Рейтинг соответствия соискателей вакансиям
Предиктивная аналитика	Выявление будущих дефицитов компетенций, рисков исключения с рынка труда	Сценарные прогнозы и тревожные индикаторы
Рекомендательная система обучения	ИИ-модуль подбора программ развития на основе пробелов в компетенциях	Индивидуальные траектории обучения и развития
Социально- психологическая адаптация	Оценка эмоционального состояния, мотивации, цифровой устойчивости	Риски выгорания, рекомендации по поддержке

Первым модулем выступает система мониторинга рынка труда. Она обеспечивает регулярное построение временных срезов вакансий и профилей соискателей с фиксацией даты, города, профессиональной группы и зарплатного диапазона, что позволяет отслеживать не только текущий уровень спроса на компетенцию, но и его производные – темп роста за окна 3, 6 и 12 месяцев, зарплатную премию за наличие навыка и превышение локальной интенсивности упоминаний над общероссийской. Методологической опорой служат работы по прогнозированию спроса на навыки, формулирующие задачу как временное предсказание связей во временно́м графе знаний, построенном по онлайн-объявлениям о вакансиях [30]. Именно этот модуль превращает статическую картину рынка в динамическую и делает возможной раннюю диагностику накапливающегося дефицита компетенций в городской экономике.

Второй модуль выполняет сопоставление профилей и образует расчётное ядро метода. Его работа складывается из трёх последовательных операций. Первая – извлечение компетентностных требований и утверждений из неструктурированного текста вакансии и резюме, решаемое как разметка последовательностей с раздельными классами профессиональных и надпрофессиональных навыков [20], для русскоязычного контура обоснован выбор дообученного энкодера типа *RuBERT*, превосходящего большие языковые модели по точности, полноте и времени вывода на размеченном корпусе российских вакансий [24]. Вторая – нормализация: извлечённый фрагмент отображается в канонический идентификатор компетентностного словаря, благодаря чему формулировки «уверенное владение Python», «пишу на Python» и «опыт разработки скриптов» сводятся к одной сущности [22; 23]. Третья – собственно сопоставление в общем пространстве векторных представлений, обучаемом контрастной функцией потерь [26; 27]. Такая последовательность позволяет выявлять «глубинные» совпадения – переносимые и семантически близкие компетенции, которые формальная фильтрация по ключевым словам систематически теряет.

Третий модуль – предиктивная аналитика – отвечает за прогнозную функцию. Он моделирует сценарии развития локального рынка труда, оценивает вероятность появления новых профессиональных позиций и рассчитывает риски вытеснения отдельных категорий работников. Отдельной задачей выступает выявление возникающих (emerging) компетенций — навыков, которые уже присутствуют в требованиях работодателей, но ещё не вошли в справочные классификаторы, для их обнаружения и последующей привязки к таксономии разработаны специальные процедуры на основе языковых моделей [32]. Практическая ценность модуля состоит в том, что он даёт работодателям и образовательным организациям время на упреждающую перестройку кадровой и учебной политики, а не на реакцию постфактум.

Четвёртый модуль формирует рекомендации по обучению. На основании разности между требуемым и подтверждённым профилем компетенций система строит персонализированный маршрут развития – от отдельных онлайн-курсов до программ переподготовки, ранжируя варианты по ожидаемому приросту оценки соответствия целевым вакансиям, доступности, срокам освоения и карьерным целям соискателя. Существенно, что рекомендация здесь производна от того же расчёта, что и ранжирование кандидатов: незакрытые требования вакансии, взвешенные по текущей дефицитности навыка, непосредственно определяют приоритет обучения. Тем самым отбор и развитие персонала перестают быть разрозненными процедурами и опираются на единую метрику.

Наконец, модуль социально-психологической адаптации вносит человекоцентричное измерение: он учитывает мотивационные особенности, эмоциональное состояние, уровень цифрового стресса и устойчивость кандидата, что особенно значимо в условиях мегаполиса с высокой конкуренцией и ин-

тенсивностью труда. Вместе с тем, именно эта часть профиля имеет наиболее низкую алгоритмическую надёжность: качество автоматического распознавания надпрофессиональных и поведенческих характеристик заметно уступает качеству распознавания технических навыков [20; 21]. Поэтому результаты модуля используются как вспомогательные – для формирования рекомендаций по адаптации и поддержке сотрудника, но не как основание отказа в найме, в этой части человеческая экспертиза остаётся незаменимой.

Взятые вместе перечисленные модули образуют не набор автономных сервисов, а замкнутый контур: мониторинг задаёт веса компетенций, сопоставление формирует ранжирование и перечень незакрытых требований, предиктивный блок переносит эту картину в будущее, рекомендательный – превращает разрыв компетенций в маршрут обучения, а модуль адаптации ограничивает область допустимой автоматизации. Такая связанность обеспечивает контекстно-адаптивный подход к управлению человеческим капиталом и делает метод ИИ-ППУР не только технологически состоятельным, но и социально ответственным.

Таблица 3 раскрывает структуру данных, на которых основана работа метода ИИ-ППУР. Система оперирует не одним типом источника (например, резюме), а спектром взаимодополняющих источников, каждый из которых закрывает свою часть картины компетенций и поведения соискателя. При этом состав данных подчинён принципу минимизации: в расчёт включаются только те источники, вклад которых в качество сопоставления подтверждён измерением, а расширение состава данных требует отдельного обоснования как с методологической, так и с правовой стороны.

Таблица 3

Типы данных, используемых в системе

Источник данных	Примеры	Цель использования
Цифровой след	Поведение на карьерных порталах, история откликов, соцсети	Оценка мотивации, стиля поиска, активности
Сенсорные данные	Данные с устройств (например, посещение мероприятий, локации)	Контекстная адаптация рекомендаций
HR-данные	Резюме, опыт, оценки от работодателей	Основной массив для анализа компетенций
Городская статистика	Вакансии, динамика безработицы, миграционные потоки	Прогнозы и планирование программ занятости
Психометрические тесты	Оценки стрессоустойчивости, когнитивные стили	Учёт индивидуальных различий в ИИ-анализе

Цифровой след, получаемый из онлайн-активности соискателей (поведение на карьерных порталах, отклики, просмотры, участие в профессиональных сообществах), используется для оценки вовлечённости, стиля профессиональной коммуникации и готовности к обучению и полезен для реконструкции неформальных аспектов профиля. Сенсорные данные – геолокация, участие в профессиональных мероприятиях, фиксируемое через мобильные приложения и *IoT*-устройства — характеризуют мобильность и включённость в профессиональное сообщество, что значимо именно в городских условиях. Оба источника, однако, требуют повышенной осторожности: их использование допустимо лишь на основании явного информированного согласия, в обезличенном или агрегированном виде и в объёме, соразмерном цели обработки, в соответствии с законодательством о персональных данных, предиктивная ценность отдельных поведенческих сигналов уступает ценности прямых компетентностных данных, поэтому они выполняют вспомогательную, а не решающую роль. *HR*-данные представляют собой более традиционные источники: это сведения из резюме, оценочные листы, отзывы работодателей, данные о предыдущих местах работы и профессиональных достижениях. Эти данные являются базой для алгоритмической оценки формального соответствия.

Городская статистика формирует макроэкономический фон анализа: уровень занятости и безработицы, миграционные потоки, сезонные колебания спроса, отраслевая структура занятости. В предлагаемой методике эти данные выполняют не иллюстративную, а расчётную функцию – они входят в оценку территориальной составляющей веса компетенции, отражающей превышение локальной интенсивности спроса на навык над общероссийским уровнем. Тем самым индивидуальная рекомендация встраивается в социально-экономический контекст конкретного мегаполиса, а не усредняется по стране, необходимость такого учёта подтверждается результатами анализа структуры компетенций городских рынков труда [29].

Особое место занимают результаты психометрических тестов, дающие сведения о когнитивных стилях, стрессоустойчивости, эмоциональном интеллекте и адаптивности. Их применение оправдано влиянием этих факторов на успешность работника в условиях постоянных изменений, но допустимо при соблюдении трёх условий: использование только валидизированных инструментов, добровольность прохождения и вспомогательный статус результата, не позволяющий обосновывать им отказ в найме.

Учитывая влияние этих факторов на успешность сотрудников в условиях постоянных изменений, использование таких данных делает ИИ-ППУР не просто функциональной, но и гуманной системой.

Объединение этих разнотипных источников в единой архитектуре позволяет системе принимать не только точные, но и этически обоснованные решения, создавая условия для устойчивой, справедливой и динамически управляемой городской занятости.

Данные табл. 4 описывают многослойную архитектуру интеллектуальной системы, лежащей в основе метода ППУР, и отражает, как именно технология поддерживает управленческие решения в кадровой сфере. Архитектура включает четыре уровня, каждый из которых выполняет конкретную функцию в логике построения цифровой экосистемы подбора и развития персонала.

Таблица 4

Технологическая архитектура

Уровень	Описание
Нейроморфный уровень	Использование спайковых нейросетей и мемристоров для имитации когнитивных процессов человека
Аналитический уровень	Алгоритмы машинного обучения, обработки естественного языка (*NLP*), предиктивной аналитики
Интерфейсный уровень	Платформы взаимодействия с работодателями, гражданами и образовательными учреждениями
Уровень интеграции с инфраструктурой	Встраивание в цифровые платформы мегаполиса, системы госуслуг, платформы «умного города»

На нейроморфном уровне реализуются вычислительные модели, имитирующие работу человеческого мозга – это спайковые нейросети и мемристивные элементы, позволяющие системе не просто обрабатывать данные, а «обучаться» на основе ранее принятых решений. Такой подход обеспечивает гибкость, адаптивность и высокую чувствительность к изменениям в поведении пользователей и структуре рынка.

Следующий уровень аналитический, он включает алгоритмы машинного обучения, обработки естественного языка (*NLP*), предиктивного моделирования и многокритериального анализа. Он образует расчётное ядро системы: здесь последовательно выполняются извлечение компетенций из текста, их нормализация в едином словаре, построение векторных представлений вакансии и профиля, взвешивание требований по текущему состоянию локального рынка и, наконец, переранжирование верхней части списка кандидатов более точной, но вычислительно затратной моделью совместного кодирования пары «вакансия – профиль» [26]. На выходе формируются не только рейтинг кандидатов и прогноз развития рынка труда, но и структурированное объяснение оценки – перечень закрытых и незакрытых требований, на основании которого работодатель, *HR*-аналитик и орган управления занятостью принимают решение.

Интерфейсный уровень отвечает за взаимодействие пользователя с системой: цифровые порталы, чат-боты, *API*-интеграции с корпоративными *HRM*-системами, мобильные приложения для соискателей и аналитические панели для работодателей. Требование к этому уровню задаётся не удобством, а институциональными ограничениями: поскольку доминирующим барьером внедрения выступают правовые и этические факторы, интерфейс должен раскрывать основания оценки – какие требования вакансии подтверждены компетенциями кандидата, какие нет и какова относительная значимость каждого из них на текущем рынке. Именно через этот уровень реализуются обратная связь, объяснимость и практическая применимость метода.

Уровень интеграции с городской инфраструктурой обеспечивает сопряжение с системами «умного города» и платформами цифрового государственного управления – единым порталом государственных услуг, региональными цифровыми биржами труда, образовательными агрегаторами. Это расширяет охват и оперативность решений и позволяет замкнуть контур обратной связи: выявленный дефицит компетенций в мегаполисе транслируется в задание для системы дополнительного профессионального образования, а результаты обучения возвращаются в профили соискателей как подтверждённые компетенции. Архитектура метода тем самым строится не как изолированный сервис подбора, а как элемент городской экосистемы управления человеческими ресурсами, работающий в непрерывном режиме.

Проведённый обзор позволяет зафиксировать исследовательский пробел. Управленческая традиция убедительно обосновывает необходимость адаптивных систем подбора и условия их допустимости – этичность, прозрачность, доверие пользователей, но останавливается на уровне архитектурного описания, не переходя к проверяемой вычислительной спецификации. Вычислительная традиция, напротив, предлагает точные и измеримые модели сопоставления резюме и вакансий, однако трактует задачу как статическую: пара «вакансия – соискатель» оценивается вне времени, вне территориальной специфики локального рынка и вне управленческого контура городской кадровой политики. Исследования динамики спроса на компетенции развиваются

самостоятельно и до сих пор не интегрированы в задачу ранжирования кандидатов. Ни одно из рассмотренных направлений не соединяет одновременно нейросетевое сопоставление требований и компетенций, времязависимую переоценку значимости каждой компетенции по данным локального рынка и встроенность в контур управленческих решений мегаполиса. Восполнение этого пробела и составляет предмет настоящего исследования.

Материалы и методы

Настоящее исследование направлено на анализ процессов цифровизации рынка труда в условиях мегаполиса с последующей разработкой прогностической модели до 2035 г. Центральным элементом методологического подхода выступает концепция поддержки принятия управленческих решений (ППУР), реализуемая интегративной интеллектуальной системой. Расчётную основу системы образуют нейросетевые модели представления текста – энкодерные архитектуры, обучаемые контрастной функцией потерь и проецирующие описание вакансии и профиль соискателя в общее векторное пространство, дополненные модулем времязависимого взвешивания компетенций, нейроморфные и спайковые решения рассматриваются авторами как перспективное направление аппаратной реализации, не являющееся условием работоспособности метода. Такая конструкция обеспечивает адаптивное автоматизированное сопоставление профилей компетенций соискателей с текущими и прогнозируемыми требованиями работодателей.

Методологическая рамка включает три взаимосвязанных уровня анализа – макроэкономический, институциональный и технологический, образующих последовательность, в которой каждый предыдущий уровень задаёт требования к последующему. На макроуровне используются статистические ряды и индексы, отражающие динамику занятости, безработицы, миграции, инвестиций и производительности труда, эмпирической базой выступают официальные данные Росстата, Минтруда России, Минэкономразвития России, а также аналитические материалы Центра макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования (ЦМАКП). Особое внимание уделено связи между цифровизацией предприятий и структурными сдвигами в занятости, при этом выявленные зависимости интерпретируются как статистические связи в рамках заданной спецификации, а не как причинные отношения.

На технологическом уровне исследуется применимость метода ИИ-ППУР как прикладного инструмента прогнозирования и оптимизации кадровых решений. Проектируемая система опирается на разнородные источники данных, различающиеся по нормативному статусу и вкладу в качество расчёта. Ядро составляют компетентностные данные – тексты вакансий и профилей, профессиональные траектории, результаты подтверждённого обучения, вспомогательный контур образуют цифровой след, поведенческие паттерны, сенсорные данные о мобильности и психометрические профили, применяемые в обезличенном виде, на основании явного согласия и в объёме, соразмерном цели обработки. Такое разделение позволяет строить нейросетевые модели, выявляющие неочевидные зависимости, прогнозирующие риски дисбаланса спроса и предложения и формирующие индивидуальные маршруты переобучения, не расширяя состав обрабатываемых персональных данных сверх обоснованного минимума.

На качественном этапе применена методика полуструктурированных глубинных интервью. Опрошены 42 эксперта с практическим опытом в сфере цифровизации труда, HR-менеджмента, государственной политики и корпоративного управления. Интервью проводились по гибкому сценарию, разделённому на тематические блоки: восприятие цифровизации, барьеры внедрения технологий, потенциал снижения трансакционных издержек, цифровая готовность работников и стратегические рекомендации. Расшифровка и тематическое кодирование позволили выявить устойчиво повторяющиеся паттерны, барьеры и практикуемые решения. Выборка экспертов является целевой и невероятностной, поэтому полученные доли отражают распространённость суждений внутри экспертного сообщества и используются для выявления структуры факторов, а не для оценки генеральной совокупности.

Параллельно проведён онлайн-опрос 1016 работников различных отраслей экономики, охвативший демографические характеристики, карьерные предпочтения, готовность к цифровому взаимодействию, мотивационные установки и восприятие ИИ в подборе персонала. Обработка анкет выполнена методами описательной статистики, кросс-табуляции, контент-анализа и графической визуализации. Как и экспертная выборка, выборка респондентов не является вероятностной, что учитывается при интерпретации: количественные распределения используются для реконструкции структуры поискового поведения и определения состава параметров модели сопоставления.

Заключительный этап построен на сценарно-аналитическом моделировании. Применялись методы регрессионного и эконометрического анализа для оценки зависимости между степенью цифровизации

предприятий и трансформацией структуры занятости, полученные коэффициенты интерпретируются как условные статистические связи, а не как оценки причинных эффектов, что фиксируется как ограничение исследования. Анализ включал моделирование сценариев от умеренной до интенсивной цифровой трансформации с учётом институциональных ограничений, уровня цифровой инфраструктуры, внутренней миграции и профиля образовательных потоков.

Таким образом, материалы и методы данного исследования обеспечивают как количественное обоснование цифровых тенденций, так и качественное погружение в проблематику внедрения методов ИИ-ППУР. Комплексность подхода позволяет не только диагностировать текущие изменения, но и предлагать инструментальные решения для повышения адаптивности и устойчивости социально-трудовых отношений в условиях цифровой экономики мегаполиса [19].

Результаты

I этап исследования: макроэкономический и демографический анализ рынка труда в России (2020–2024 гг.)

Первый этап исследования был сосредоточен на системном анализе макроэкономических и демографических факторов, оказывающих влияние на трансформацию российского рынка труда в 2020–2024 гг. Исследование показало, что в этот период экономика России претерпела несколько взаимосвязанных кризисных и адаптационных фаз. Несмотря на пандемию, снижение численности трудоспособного населения и геополитическую напряжённость, на рынке труда наблюдались признаки структурной перестройки и восстановления.

Таблица 5

Макроэкономические и демографические показатели рынка труда в России, 2020–2024 гг.

Показатель / Годы	2020	2021	2022	2023	2024
ВВП, трлн руб.	107,7	135,8	155,2	172,1	181,4
Численность занятых, млн человек	72,2	72,6	73,0	73,8	74,3
Уровень безработицы, %	5,8	4,8	3,9	3,1	2,6
Средняя номинальная зарплата, тыс. руб.	51,3	56,5	63,2	78,9	90,0
Индекс производительности труда, % к пред. году	99,6	103,9	97,2	101,6	104,2
Реальный рост зарплаты, % к 2019 г.	0,0	6,7	15,1	22,3	27,3
Нагрузка на вакансию, человек	1,2	0,9	0,5	0,3	0,2

Источник: составлено по данным: Рынок труда в 2024: тенденции и прогнозы SuperJob. Интернет-портал SuperJob. URL: https://www.superjob.ru/pro/5978

Динамика ВВП свидетельствует об адаптивности экономики, сопровождавшейся снижением безработицы и ростом занятости. Естественная убыль населения лишь частично компенсировалась миграционным приростом, тогда как качество человеческого капитала оставалось неустойчивым вследствие оттока квалифицированных кадров. Показательно, что к 2024 г. нагрузка на одну вакансию достигла рекордно низкого уровня 0,2 человека: при таком соотношении жёсткая фильтрация откликов по формальным признакам отсекает работоспособные варианты и превращается из инструмента отбора в источник издержек. Рост заработной платы опережал рост производительности труда, и только в 2024 г. это соотношение стало более сбалансированным, что дополнительно повышает цену ошибочного найма. Структурные сдвиги затронули науку, здравоохранение и строительство при сокращении доли занятых в аграрном секторе. В совокупности эти тенденции означают, что резервом повышения эффективности кадровых решений становится не расширение предложения труда, которое практически исчерпано, а качество сопоставления уже имеющегося предложения с требованиями работодателей – задача, решаемая динамическими нейросетевыми методами на основе больших данных.

С 2020 по 2024 г. российская экономика продемонстрировала устойчивый рост в номинальном выражении: объём ВВП увеличился с 107,7 до 181,4 трлн руб. После спада 2020 г., вызванного пандемией и ограничительными мерами, экономика вошла в фазу восстановления и адаптации. Индекс физического объёма ВВП в 2024 г. составил 105,4%, что свидетельствует о положительной динамике, несмотря на сохраняющееся внешнеэкономическое давление. Инфляционное давление достигло пика в 2022 г. (прирост потребительских цен на 13,2%), в последующие годы темпы инфляции снижались, отражая частичную стабилизацию ценовой среды. Одновременно рос объём инвестиций в основной капитал, достигший индекса 109,8% в 2023 г. Данные о производительности труда остаются неполными, а зафиксированное снижение показателя в 2022 г. указывает на проблемы эффективности использования рабочей силы. Демографический фон при этом ухудшается: численность постоянного населения сократилась почти на 2 млн человек, а численность населения трудоспособного возраста составляет, по последним оценкам, около 83 млн человек. Существенно, что перечисленные процессы разнонаправленны: номинальный рост экономики повышает спрос на труд, тогда как демографическое сжатие ограничивает возможности его удовлетворения,

и именно расхождение этих траекторий формирует устойчивый структурный дефицит.

Миграционные процессы компенсируют этот спад лишь частично. В 2022 г. отток населения за границу достиг 668,4 тыс. человек, к 2024 г. показатель снизился более чем втрое, однако последствия массовой релокации специалистов, прежде всего, в сфере информационных технологий и инженерных профессий, продолжают сказываться, поскольку выбывают преимущественно носители тех компетенций, дефицит которых наиболее критичен. Миграционный прирост, напротив, оказался минимальным в 2022 г. и впоследствии начал восстанавливаться. Общая картина, таким образом, характеризуется ростом экономики и посткризисным восстановлением на фоне усиливающегося демографического давления и кадрового дефицита. Дополнительным следствием является усиление межрегиональной дифференциации: различия в доступе к трудовым ресурсам между мегаполисами и прочими территориями возрастают, что делает необходимым учёт территориального параметра непосредственно в модели сопоставления, а не только в интерпретации её результатов.

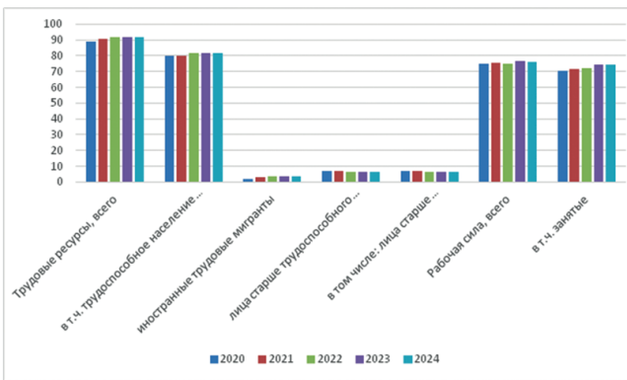


Рис. 1. Основные показатели рынка труда, занятости и оплаты труда в России (2020–2024 гг.)

С 2020 по 2024 г. общая численность трудовых ресурсов России демонстрировала умеренную положительную динамику, увеличившись с 89,1 до 91,6 млн человек. Прирост происходил на фоне устойчивых структурных изменений состава рабочей силы. Основное ядро по-прежнему формируют лица трудоспособного возраста, численность которых стабильна и составляет порядка 81,5 млн человек, что свидетельствует о сохранении демографической основы занятости при общем сжатии населения. Принципиально, что прирост в 2,8% носит количественный характер и не устраняет качественных и отраслевых дисбалансов: увеличение объёма трудовых ресурсов не означает появления в экономике именно тех компетенций, дефицит которых фиксируют работодатели.

Значимым фактором, компенсирующим кадровый дефицит, стало увеличение численности иностранных трудовых мигрантов – с 2,1 до 3,6 млн человек за рассматриваемый период. Это указывает на возрастающую роль внешней рабочей силы в поддержании баланса рынка труда и одновременно ставит перед системами подбора самостоятельную задачу: квалификации, полученные в разных национальных системах образования, описываются несопоставимыми терминами, вследствие чего их корректное сопоставление возможно только через единый компетентностный словарь и процедуру нормализации [22; 23]. Занятость в экономике также росла: с 70,6 млн человек в 2020 г. до 74,3 млн в 2024 г. Несмотря на демографические ограничения, вовлечённость населения в экономическую активность повышается, чему во многом способствует расширение гибких, цифровых и проектных форм занятости. Снижение уровня безработицы с 5,8 до исторически низких 2,6% свидетельствует о напряжённости рынка труда и высокой востребованности кадров в строительстве, информационных технологиях, агропромышленном комплексе и логистике.

Резкое сокращение численности официально зарегистрированных безработных – с 2,8 млн до 0,3 млн человек – отражает как действие адаптационных механизмов посткризисного периода, так и исчерпание учтённого резерва незанятых. Совокупный уровень безработицы, включающий потенциальную рабочую силу, снизился с 7,8 в 2020 г. до 5,2% в 2024 г., что указывает на сокращение скрытых резервов труда. Численность лиц, не входящих в состав рабочей силы, уменьшилась с 45,9 до 44,5 млн человек, дополнительно подтверждая тенденцию к росту экономического участия. Потенциальный кадровый резерв, оцениваемый примерно в 1 млн человек, сохраняет значение как источник покрытия дефицита, однако его вовлечение требует переобучения, а не простого трудоустройства: сосуществование почти нулевой регистрируемой безработицы с сохраняющимся дефицитом кадров означает, что несоответствие спроса и предложения носит квалификационный, а не количественный характер.

II этап исследования: поведенческая динамика и ожидания работников в условиях цифровизации рынка труда. На втором этапе проведено количественно-качественное исследование поискового поведения работников. Эмпирическая база сформирована массовым анкетным опросом, проведённым с января по май 2024 г. Объектом исследования стали 1016 респондентов, представляющих различные от-

расли и профессиональные уровни, преобладали офисные сотрудники, среди которых доля женщин составила 60%, что обусловлено спецификой занятости в *HR*, маркетинге и административном секторе. Профессиональный состав включал топ-менеджеров (15%), менеджеров среднего звена (55%) и специалистов (30%). Задача этапа состояла не в получении репрезентативных оценок распространённости, а в реконструкции структуры факторов, определяющих выбор работодателя, т.е. в определении того, какие параметры должны входить в функцию соответствия «вакансия – соискатель».

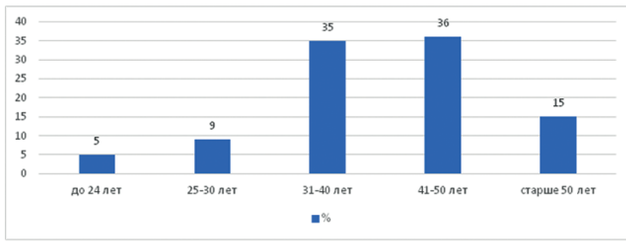


Рис. 2. Возрастная структура респондентов

Возрастная структура респондентов характеризуется доминированием работников среднего возраста (31–50 лет), составивших 71% выборки, что отражает их наибольшую активность на рынке труда. Младшие возрастные группы (до 30 лет) представлены менее чем на 15%, доля работников старше 50 лет также не превышает 15%. Данное смещение имеет прямое методологическое следствие для проектируемой системы: обучение модели на данных, в которых старшие и младшие когорты представлены слабо, способно приводить к систематическому занижению оценок соответствия для этих групп, вследствие чего измерение разности метрик качества между возрастными подгруппами включено в обязательный протокол верификации.

Методика опроса включала 70 вопросов, сгруппированных по тематическим блокам: мотивация смены работы, поведение на рынке труда, восприятие систем бонусов и компенсаций, карьерные ожидания, использование цифровых *HR*-инструментов и каналов коммуникации. Применялись методы описательной статистики, кросс-табуляции, сравнительного анализа по полу, возрасту и типу работодателя, а также визуализация данных. Результаты свидетельствуют о высокой степени адаптивности соискателей и цифровизации механизмов найма (рис. 3).

Так, в 2024 г. 40% респондентов нашли новую работу менее чем за месяц, а продолжительный поиск (более 7 месяцев) зафиксирован только у 11% участников. Это подтверждает эффективность современных каналов коммуникации и высокий спрос на

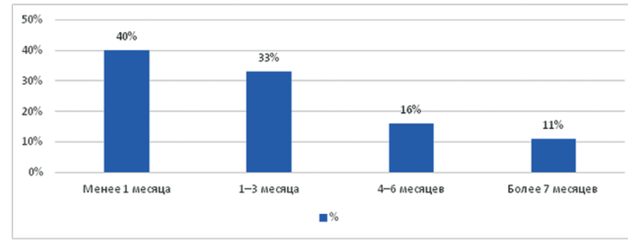


Рис. 3. Время поиска новой работы

квалифицированный труд в условиях рыночной конкуренции.

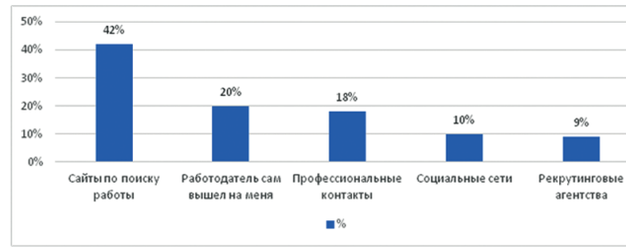


Рис. 4. Основные каналы поиска работы

Наиболее востребованным каналом поиска остаются сайты по трудоустройству (42%), однако наблюдается рост значимости прямого рекрутинга (20%) и профессиональных сетей (18%), особенно среди молодежи. Возрастные различия в предпочтениях каналов подчёркивают важность гибкой цифровой среды и мультиканальной стратегии привлечения кандидатов.

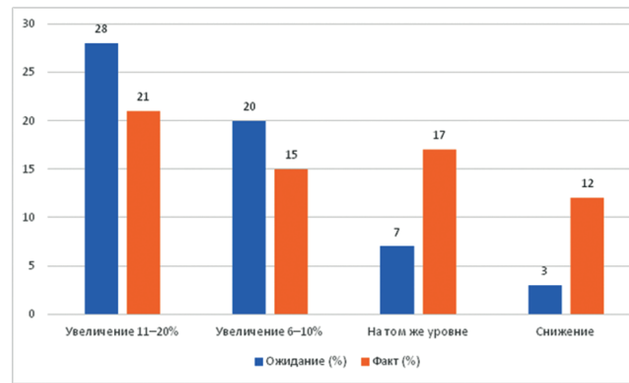


Рис. 5. Изменения зарплаты при переходе на новое место

Основные причины смены работы в 2024 г. связаны не только с материальной мотивацией. Хотя на повышение зарплаты указали 49% респондентов как ключевой критерий выбора нового работодателя, почти столь же важными оказались интересные задачи (43%) и возможности профессионального роста (32%). Это указывает на растущую значимость нематериальных факторов – смысла, развития и корпоративной культуры.

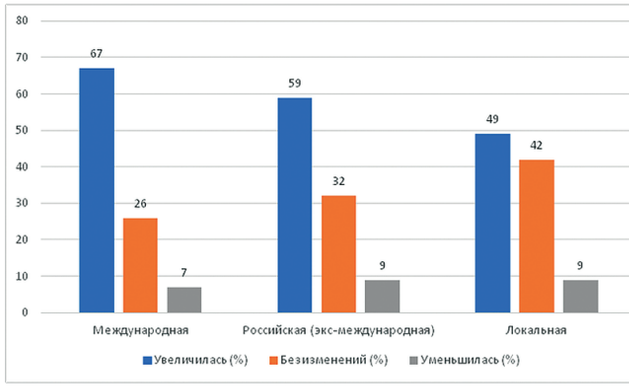


Рис. 6. Изменение зарплат в зависимости от типа компании

В разрезе типов компаний наибольшая доля повышения зарплат зафиксирована в международных организациях (67%), что объясняется их валютной устойчивостью и глобальной политикой по работе с персоналом. За ними следуют бывшие представительства иностранных брендов (59%) и локальные работодатели (49%). Среди отраслей лидируют фармацевтика (68%), ИТ и телеком (58%), *FMCG* (58%) и сфера природных ресурсов.

Таким образом, рынок труда демонстрирует признаки зрелости, адаптивности и высокой конкуренции. Поведение соискателей становится более рациональным, многокритериальным и ориентированным не только на доход, но и на качество занятости, что требует от работодателей применения более комплексных и персонализированных подходов к привлечению и удержанию кадров.

III этап исследования: глубинные экспертные интервью и оценка цифровой трансформации. На третьем этапе исследования проведён развернутый и детализированный анализ результатов глубинных интервью с 42 экспертами, обладающими профессиональными компетенциями в сфере экономики труда, цифровых технологий и управления персоналом. Целью интервью было выявление уровня цифровизации социально-трудовых отношений, определение сдерживающих факторов и перспектив внедрения новых форм цифрового взаимодействия на рынке труда мегаполиса.

Интервью показали, что около 85% экспертов оценивают уровень цифровизации в своих организациях как средний или выше среднего. Около 40% респондентов характеризуют внедрённые решения как продвинутые: они включают электронный документооборот, *HR*-порталы и цифровые платформы для удалённой занятости. Вместе с тем 45% отмечают точечный или частичный характер цифровизации, что обусловлено барьерами в виде ограниченных ресурсов, отсутствия цифровых компетенций и устаревшей инфраструктуры.

Таблица 6

Уровни и особенности внедрения цифровых технологий

Сегмент организаций	Основные наблюдения
Общая оценка цифровизации	85% – средний и выше уровня, 40% – продвинутые решения, 45% – частичная цифровизация
Государственные структуры	Позитивные сдвиги (ЭТК, цифровые больничные), но регуляторные барьеры ограничивают развитие
Частный бизнес	В *IT*, телеком и высокотехнологичных сферах наблюдается динамичное внедрение *HRTech*-решений
Образование и наука	Цифровизация ограничена, преобладают бумажные процессы
Малый бизнес	Цифровизация зависит от инициативы руководства и наличия *digital*-кадров

В числе наиболее часто используемых технологий – электронные подписи, системы документооборота, корпоративные *HR*-порталы, цифровые платформы самообслуживания, а также элементы алгоритмического управления и искусственного интеллекта. Такие инструменты, по мнению экспертов, позволяют существенно снижать транзакционные издержки, оптимизировать процессы рекрутинга, взаимодействия с персоналом и автоматизации кадрового учёта.

Таблица 7

Сдерживающие факторы и вызовы цифровизации

Категория барьеров	Основные вызовы	Упоминание экспертами (%)
Юридические	Пробелы в законодательстве, риски нарушения приватности	50+%
Экономические	Высокие затраты, низкий *ROI*	60%
Технологические	Недостаточная инфраструктура, несовместимость систем	30%
Социальные	Сопротивление переменам, тревожность, цифровая неграмотность	28%
Законодательные	Отставание правовой базы, необходимость реформ	70%

Дополнительно выявлены ключевые различия между целями цифровизации для различных участников рынка труда. Государство, в первую очередь, ориентировано на прозрачность, борьбу с теневой занятостью и повышение адресности мер поддержки. Бизнес ориентирован на снижение издержек, ускорение *HR*-процессов и переход к персонализированному управлению талантами, работники – на гибкость, прозрачность критериев отбора и расширение карьерных возможностей, образовательные организации – на своевременную актуализацию программ. Несовпадение целевых установок означает, что си-

стема не может выдавать единственную обобщённую оценку: каждая группа участников нуждается в собственном разрезе результата – агрегированной аналитике дефицитов для органов управления, ранжировании кандидатов для работодателя, перечне незакрытых требований и маршруте их закрытия для соискателя. Требование многосубъектной интерпретируемости результата, таким образом, вытекает не из технических соображений, а из эмпирически зафиксированной структуры интересов.

Таблица 8

Автоматизация кадрового документооборота (*n* = 42)

Показатель	Количество респондентов	Доля (%)
Электронные трудовые договоры	21	50
Электронные трудовые книжки	19	45,2
Интеграция зарплатных систем	22	52,4
Экономия времени на оформление (40–60%)	8	19

Несмотря на заметные успехи в автоматизации отдельных *HR*-процессов, внедрение инновационных решений (блокчейн, смарт-контракты) остаётся на стадии пилотных проектов. Устойчивое развитие цифровых трудовых отношений требует согласованных действий государства, бизнеса и работников, ключевыми условиями выступают совершенствование законодательства, инвестиции в инфраструктуру, образовательные инициативы и переход к цифровой культуре управления. Респонденты подчёркивают необходимость синхронизации цифровизации с политикой адаптации персонала, прежде всего с учётом возрастных различий: молодые специалисты демонстрируют высокую восприимчивость к цифровым новшествам, тогда как работники старших возрастных групп нуждаются в целенаправленной поддержке и обучении. Из этого следует практический вывод: внедрение системы должно предусматривать не только техническую интеграцию, но и программу сопровождения пользователей, поскольку доминирование институциональных и социальных барьеров над технологическими делает алгоритмическую точность необходимым, но недостаточным условием успеха.

Таким образом, результаты глубинных интервью подтвердили неоднородность цифровой трансформации рынка труда мегаполиса: при активном внедрении цифровых решений в одних отраслях в других сохраняется высокий уровень барьеров. Это требует комплексной межсекторальной политики и в части инструментария – модульной архитектуры, допускающей поэтапное внедрение с измеримым эффектом на каждом шаге, а не единовременного развёртывания системы автоматизированного сопоставления навыков и требований целиком.

IV этап исследования: моделирование возможных сценариев цифровой трансформации рынка труда. Заключительный этап направлен на моделирование сценариев цифровой трансформации и оценку их последствий для занятости и структуры профессиональных компетенций. На основе эмпирических данных, полученных на этапах 1–3, разработан комплексный сценарный подход, сочетающий регрессионный и эконометрический анализ. Центральным элементом выступает метод поддержки принятия управленческих решений на основе автоматизированного динамического соответствия требований работодателя компетенциям соискателей с использованием искусственного интеллекта в условиях мегаполиса. Потребность в этом инструменте не снимается ни в одном из рассматриваемых сценариев, однако его функция различается: в инерционном сценарии он выполняет диагностическую роль раннего предупреждения о накоплении структурного несоответствия, в оптимистичном — операционную роль управления потоком кадровых решений при возросшей интенсивности найма.

Анализ базировался на построении нескольких моделей множественной регрессии, в которых зависимыми переменными выступали: уровень занятости в высокотехнологичных отраслях, коэффициент горизонтальной и вертикальной мобильности специалистов, темпы роста спроса на цифровые компетенции, доля гибких форм занятости (удалёнка, проектная работа и др.).

В качестве независимых переменных были выбраны: индекс цифровизации предприятия (сформированный на основе данных экспертных интервью и опросов, включая внедрение ЭДО, *HR*-порталов, *AI*-инструментов), уровень цифровой инфраструктуры региона (наличие платформ, каналов связи, технической базы), внутренние миграционные потоки (по данным Росстата), профиль образовательных выпусков (доля выпускников ИТ- и инженерных направлений). Дополнительно учитывались институциональные ограничения – нормативные барьеры, уровень зрелости трудового законодательства и управленческие практики компаний. Были выделены три сценария цифровой трансформации.

По результатам регрессионного анализа (R^2 моделей от 0,61 до 0,73), подтверждена значимая зависимость между уровнем цифровизации предприятий и трансформацией структуры занятости, в частности, рост доли цифровых HR-инструментов на 10% приводит к увеличению занятости в гибких форматах на 3,2% ($p < 0,05$), высокое значение принимает индекс

Таблица 9

Сценария цифровой трансформации

Сценарий	Характеристика цифровизации	Последствия для занятости
Базовый (умеренный рост)	Медленное внедрение *AI* и автоматизации, локальные инициативы, фрагментарные цифровые решения	Низкий рост гибких форм занятости, высокая нагрузка на традиционные отрасли, сохранение кадрового дефицита
Оптимистичный (интенсивный рост)	Массовое внедрение цифровых *HR*-систем, широкое применение *AI* и автоматизации подбора и обучения персонала	Рост занятости в ИТ и цифровом секторе до 25%, резкое сокращение срока подбора персонала, повышение квалификационных требований
Инерционный (консервативный)	Отсутствие системных реформ, слабая поддержка цифровизации, технологическое отставание	Увеличение безработицы в традиционных секторах, снижение мобильности персонала, рост неформальной занятости

интеграции *AI* в кадровые процессы ($\beta = 0{,}41$), влияющий на ускорение адаптации работников к изменению требований, регионы с развитой цифровой инфраструктурой демонстрируют устойчивый приток квалифицированной рабочей силы, особенно в мегаполисах, где интеграция цифровых сервисов является наиболее глубокой.

По совокупности трёх этапов исследования (демографико-экономический анализ, социологический опрос и экспертные интервью) сформулирован обобщённый сценарий цифровой трансформации, в котором автоматизированная система поддержки управленческих решений, основанная на нейросетевых алгоритмах и непрерывном мониторинге рынка труда, выступает механизмом согласования кадровых ресурсов и потребностей экономики. Система обеспечивает: адаптацию программ обучения и переквалификации к изменяющимся требованиям работодателей, прогнозирование рисков кадрового дефицита в разрезе профессиональных групп и территорий, автоматическое формирование рекомендаций по развитию персонала, учёт наряду с формальными квалификациями переносимых компетенций, которые формальная фильтрация систематически не распознаёт. Использование поведенческих и когнитивных характеристик, извлекаемых из цифрового следа, допускается в обезличенном виде и в качестве вспомогательного, а не решающего основания. При таких условиях интеграция искусственного интеллекта в кадровую политику мегаполиса повышает не только эффективность рынка труда, но и устойчивость социальной системы к быстрым технологическим сдвигам.

Обсуждение и заключение

Алгоритм прогнозирования потребности во внедрении инновационного продукта на основе нейросетевых технологий построен с учётом устойчивых трендов цифровой экономики и требований к будущей структуре занятости. Он объединяет анализ исторических данных, сценарное моделирование и машинное обучение, что позволило получить дифференцированные прогнозы по секторам и территориям и сформировать рекомендации по модернизации образовательных программ. Обучающая выборка сформирована по данным 2020–2026 гг. с группировкой по секторам, возрастным когортам, регионам, уровню образования и цифровой активности, гиперпараметры оптимизировались случайным поиском с контролем ошибки на отложенной выборке по показателю *RMSE*. Для корректной проверки динамических свойств модели предусмотрено не только случайное, но и временно́е разбиение – обучение на периодах $t_0 ... t_N$ и тестирование на последующем периоде, поскольку только такая схема позволяет отличить действительный прогностический прирост от подстройки под исторические корреляции.

Диаграмма на рис. 6 отражает логические и причинно-следственные связи между ключевыми гипотезами исследования, направленного на оценку влияния цифровых технологий, региональных различий и нейросетевых решений на формирование и устойчивость городской занятости до 2035 г.

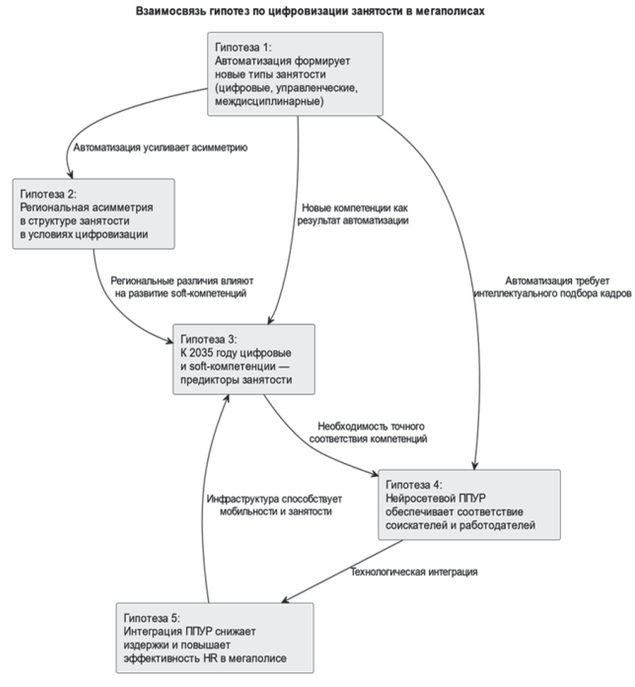


Рис. 7. Взаимосвязь гипотез комплексной модели цифровизации занятости в мегаполисах

Этапы алгоритма прогнозирования

1. Сбор и подготовка мультиформатных данных. Для построения прогностической модели использовались данные из разных источников: анкетные профили и *HR*-опросы (2024 г., 1016 респондентов), включающие возраст, уровень образования, профессиональный опыт, карьерные ожидания, способы поиска работы и мотивационные факторы, цифровой след: использование цифровых каналов взаимодействия с работодателями (сайты вакансий, соцсети, *HR*-платформы), частота смены места работы, активность в онлайн-обучении, данные о мобильности: внутренние миграционные потоки в пределах СЗФО, мобильность по трудоустройству, готовность к релокации, историческая статистика Росстата и Минтруда (2020–2024 гг.): структура занятости, безработица, миграция, распределение по отраслям и регионам.
2. Идентификация трендов цифровой экономики. Анализ на базе экспертных интервью и регрессионных зависимостей позволил выявить четыре устойчивых тренда, критичных для сценарного моделирования, устойчивый рост удалённой и гибкой занятости, в том числе через цифровые платформы и самозанятых, резкое увеличение спроса на цифровые компетенции, особенно в области *AI, Big Data*, кибербезопасности, перераспределение структуры образовательного запроса в сторону интердисциплинарных и *STEM*-программ, системный кадровый дефицит в отраслях: строительство, агротех, транспортно-логистическая инфраструктура и ИТ.
3. Построение нейросетевой модели прогнозирования. В алгоритм были заложены: обучающая выборка: данные 2020–2024 гг., сгруппированные по секторам, возрасту, региону, уровню образования и цифровой активности, модель: сверточная нейросеть с двумя уровнями рекуррентного анализа для учета нелинейных зависимостей между цифровизацией, изменением спроса и профилем кадров, гиперпараметры модели были оптимизированы методом случайного поиска, валидируемы по *RMSE*-показателю на тестовой выборке, выходные параметры: вероятностная оценка потребности в цифровых кадрах по отраслям, ранжирование регионов по уровню подготовки и риска отставания, расчет кадрового дефицита к 2030 г. при разных сценариях цифровой трансформации.

На основе кластеризации по секторам и запросам работодателей был сформирован интегральный цифровой профиль работника будущего (табл. 10).

Таблица 10

Интегральный цифровой профиль работника будущего

Категория навыков	Ключевые элементы
Технологические	*Python, SQL*, машинное обучение, аналитика данных, работа с облачными сервисами
Гибкие навыки (*soft skills*)	Критическое мышление, проектная командная работа, способность к самообучению
Поведенческие	Адаптивность, работа в цифровой среде, кросс-культурная коммуникация, цифровая гигиена

Исходя из прогностической модели, даны конкретные предложения по адаптации системы высшего образования: интеграция модулей по *AI, Data Science, Python*, визуализации данных в бакалавриат и магистратуру всех прикладных специальностей (экономика, менеджмент, логистика, агротехника), создание краткосрочных программ переквалификации (3–6 месяцев) с гибридной формой обучения по моделям *bootcamp*, внедрение «цифровых портфолио» и индивидуальных траекторий развития компетенций на базе платформ с ИИ-рекомендациями, переход к модели *lifelong learning*, предполагающей возвращение выпускников в вуз на основе обновляемого запроса от рынка труда, партнёрство с работодателями и обмен данными между нейросетевой платформой и вузовскими карьерными центрами.

Заключение

Настоящее исследование позволило не только глубоко проанализировать процессы цифровой трансформации занятости в условиях мегаполисов, но и разработать интеллектуальную систему прогнозирования и принятия управленческих решений, основанную на нейросетевых технологиях. Одним из ключевых результатов стало уточнение трактовки метода поддержки принятия управленческих решений автоматизированного, динамического соответствия требований работодателя навыкам соискателей при помощи искусственного интеллекта. Метод определяется как интегративная система, которая извлекает компетентностные требования и утверждения из неструктурированных текстов вакансий и профилей, нормализует их в едином компетентностном словаре, оценивает соответствие в общем пространстве векторных представлений, пересчитывает вклад каждой компетенции в зависимости от её текущей дефицитности в данном городе и профессиональной группе и выдаёт объяснимое ранжирование с указанием закрытых и незакрытых требований. Ключевое отличие от ранее предложенных трактовок состоит в переносе акцента с одномоментного определения пригодности кандидата к вакансии на оценку соответствия как функции времени и локаль-

ного рыночного контекста, что обеспечивает адаптивность, проверяемость и гуманитарную направленность кадровых решений.

Разработанный алгоритм прогнозирования позволил смоделировать потребность во внедрении инновационного продукта – интеллектуальной платформы ИИ-ППУР – с учётом устойчивых трендов цифровой экономики: роста удалённой занятости, ускоренного перераспределения цифровых компетенций и увеличения образовательного спроса на *STEM*-направления. На этой основе сформирован «портрет навыков» специалиста ближайшего десятилетия, служащий ориентиром для адаптации учебных планов вузов и организаций профессионального образования, включая интеграцию модулей по искусственному интеллекту, анализу данных, цифровой гигиене и поведенческой аналитике. Существенно, что данный портрет не является статическим перечнем: он определён как результат расчёта весов компетенций на текущих данных рынка и подлежит регулярному пересмотру по мере изменения структуры спроса, что и составляет практическое содержание принципа непрерывного обучения.

В рамках исследования выработаны практические рекомендации для органов власти, бизнеса и образовательных организаций по реализации инновационного продукта. Ключевыми среди них являются: внедрение механизмов доверия к цифровым системам — покомпонентная объяснимость оценки, регулярный контроль различий в качестве работы модели между демографическими подгруппами и обязательное сохранение человека в контуре принятия решения, формирование гибких цифровых образовательных маршрутов, приоритизируемых по величине незакрытого дефицита компетенций, интеграция ИИ-ППУР в цифровую инфраструктуру «умного города», организация межведомственного обмена обезличенными данными для регулярного обновления моделей с соблюдением принципа минимизации состава обрабатываемых персональных данных.

Результатом работы стала методика, доведённая до уровня формальной спецификации и проверяемого протокола верификации и готовая к пилотной интеграции в практику управления трудовыми ресурсами мегаполисов и новых индустриальных городов. Она построена на машинном обучении и анализе разнородных данных высокой плотности, что обеспечивает её масштабируемость и соответствие вызовам цифровой экономики, при этом окончательное подтверждение количественного выигрыша требует публикации метрик качества ранжирования, полученных на временно́м разбиении в сравнении со статическим базовым вариантом, что определено авторами как ближайшая задача. Разработанный инструмент может быть отнесён к категории стратегически значимых, соответствующих Направлению Н1 Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации: «Переход к передовым цифровым, интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, новым материалам и методам проектирования».

Исследование формирует научно-прикладную базу для дальнейшего тиражирования интеллектуальных систем ИИ-ППУР в мегаполисах и промышленных регионах. Его вклад состоит не только в предложенной архитектуре, но и в переводе дискуссии об эффективности интеллектуальных систем подбора из области деклараций в область проверяемых утверждений: сформулирован операциональный критерий подтверждения – прирост качества ранжирования при переходе от фиксированных весов компетенций к динамическим, измеренный на временно́м разбиении выборки. Практическим следствием выступает содействие устойчивому развитию городских рынков труда, снижению кадрового дефицита за счёт полноты использования уже имеющегося предложения труда и формированию цифрового суверенитета в сфере управления трудовыми ресурсами.

Литература

1. Collings D.G. Leading through paradox in a COVID-19 world: Human resources comes of ag [Text] / D.G. Collings, A.J. Nyberg, P.M. Wright, J. Mcmackin // Human Resource Management Journal. 2021. Vol. 31, No. 4. Pp. 819–833. DOI: https://doi.org/10.1111/1748-8583.12343
2. Chen C. Synthesizing secondary data into survival analysis to improve estimation efficiency [Text] / C. Chen, T. Yu, B. Shen, M. Wang // Biom J. 2023. Vol. 65(3): e2100326. DOI: https://doi.org/10.1002/bimj.202100326 URL: https://www.researchgate.net/publication/364132628_Synthesizing_secondary_data_into_survival_analysis_to_improve_estimation_efficiency
3. Hunkenschroer A.L. Ethics of AI-Enabled Recruiting and Selection: A Review and Research Agend [Text] / A.L. Hunkenschroer, Ch. Luetge // Journal of Business Ethics. 2022. Vol. 178(4). Pp. 977–1007.
4. Moro A. Towards the factory 4.0? Convergence and divergence of lean models in Italian automotive plants [Text] / A. Moro, M.E. Virgillito // LEM Working Paper Series. 2021. No. 2021/38, Scuola Superiore Sant'Anna, Laboratory of Economics and Management (LEM). URL: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/247307/1/2021-38.pdf
5. Black J.S. AI-enabled recruiting: What it is and how to use it [Text] / J.S. Black, van Esch P. // Business Horizons. 2020. Vol. 63(2). Pp. 215–226.
6. França T.J.F. The Future of Big Data and Artificial Intelligence in Talent Management Practices: A Literature Review

// International Journal of Economics and Management Sciences. 2024. Vo1. 3. P. 161–174. DOI: https://doi.org/10.61132/ijems.v1i3.132
7. Santoso A. The Future of Big Data and Artificial Intelligence in Talent Management Practices: A Literature Revie / A. Santoso, S. Efendi, A. Nurwulandari // International Journal of Economics and Management Sciences. 2024. Vol. 1. P. 161–174. — DOI: https://doi.org/10.61132/ijems.v1i3.132
8. Montobbio F. The Empirics of Technology, Employment and Occupations: Lessons Learned and Challenges Ahead [Text] / F. Montobbio, Ja. Staccioli, M. Virgillito, M. Vivarelli // Social Science Research Network. 2022. DOI: https://doi.org/10.2139/ssrn.4281286 URL: https://www.researchgate.net/publication/365606408_The_Empirics_of_Technology_Employment_and_Occupations_Lessons_Learned_and_Challenges_Ahead
9. Mondolo Ja. The composite link between technological change and employment: A survey of the literature [Text] / Ja. Mondolo // Journal of Economic Surveys. — 2022. — Vol. 36, no. 4. Pp. 1027–1068. DOI: https://doi.org/10.1111/joes.12469
10. Mapping M. Fourth Industrial Revolution Enabling Technologies August 2023 [Text] / M. Mapping // In book: Lean Six Sigma 4.0 for Operational Excellence Under the Industry 4.0 Transformation. Taylor Francis, 2023. Pp. 34–46. DOI: https://doi.org/10.1201/9781003381600-4 URL: https://www.researchgate.net/publication/373381843_Mapping_Fourth_Industrial_Revolution_Enabling_Technologies
11. Wang L. Robots and firm innovation: Evidence from Chinese manufacturing [Text] / L. Wang, Ya. Zhou, B. Chiao // Journal of Business Research. 2023. Vol. 162(C). URL: https://www.researchgate.net/publication/371974399_Robots_and_firm_innovation_Evidence_from_Chinese_manufacturing
12. Dooren W.V. Performance management in the public sector [Text] / W.V. Dooren, G. Bouckaert, J. Halligan. Publisher: Routledge, 2010. DOI: https://doi.org/10.13140/2.1.2299.9682. URL: https://www.researchgate.net/publication/264221635_Performance_management_in_the_public_sector
13. Black J.S. AI-enabled recruiting in the war for talent [Text] / J.S. Black, P. Van Esch // Business Horizons. 2021. Vol. 64, no. 4, pp. 513–524. DOI: https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.02.015
14. Horodyski P. Applicants' perception of artificial intelligence in the recruitment process [Text] / P. Horodyski // Computers in Human Behavior Reports. 2023. Vol. 11. P. 100303. DOI: https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100303
15. Bondarouk T. Conceptualising the future of HRM and technology research [Text] / T. Bondarouk, C. Brewster // The International Journal of Human Resource Management. 2016. Vol. 27(21). Pp. 1–20. DOI: https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1232296
16. Danks D. London Algorithmic Bias in Autonomous Systems [Text] / D. Danks, A.J. London // Conference: Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. August 2017. DOI: https://doi.org/10.24963/ijcai.2017/654 URL: https://www.researchgate.net/publication/318830422_Algorithmic_Bias_in_Autonomous_Systems
17. *Ергунова О.Т.* Цифровые компетенции как драйвер внедрения нейросетевых решений для социально-трудовых систем мегаполисов [Текст] / О.Т. Ергунова, А.Г. Сомов, А.А. Седякина // Экономика: вчера, сегодня, завтра. — 2024. — Т. 14. — № 12А. — С. 952–967. — DOI: https://doi.org/10.34670/AR.2024.59.39.101
18. *Пьянкова С.Г.* Синтетический подход к управлению цифровой транспортной инфраструктурой региона [Текст] / С.Г. Пьянкова, Е.С. Заколюкина // Московский экономический журнал. — 2022. — Т. 7. — № 10. — DOI: https://doi.org/10.55186/2413046X_2022_7_10_610
19. *Пьянкова С.Г.* Социально-экономическое развитие монопрофильного города на основе механизмов внутренней самотрансформации [Текст] / С.Г. Пьянкова // Форсайт «Россия»: новое индустриальное общество. Будущее: Сборник докладов Санкт-Петербургского Международного Экономического Конгресса (СПЭК-2018), г. Санкт-Петербург, 01–30 апреля 2018 г. — СПб.: Институт нового индустриального развития имени С.Ю. Витте, 2019. — Т. 2. — С. 110–123.

References

1. Collings D.G., Nyberg A.J., Wright P.M., Mcmackin J. Leading through paradox in a COVID-19 world: Human resources comes of age // Human Resource Management Journal. 2021, vol. 31, no. 4, pp. 819–833. DOI: https://doi.org/10.1111/1748-8583.12343
2. Chen C., Yu T., Shen B., Wang M. Synthesizing secondary data into survival analysis to improve estimation efficiency // Biom J. 2023, vol. 65(3): e2100326. DOI: https://doi.org/10.1002/bimj.202100326
3. Hunkenschroer A.L., Luetge C. Ethics of AI-Enabled Recruiting and Selection: A Review and Research Agenda // Journal of Business Ethics. 2022, vol. 178(4), pp. 977–1007. URL: https://www.researchgate.net/publication/364132628_Synthesizing_secondary_data_into_survival_analysis_to_improve_estimation_efficiency
4. Moro A., Virgillito M. E. Towards the factory 4.0? Convergence and divergence of lean models in Italian automotive plants // LEM Working Paper Series. 2021, no. 2021/38, Scuola Superiore Sant'Anna, Laboratory of Economics and Management (LEM), Pisa. URL: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/247307/1/2021-38.pdf
5. Black J.S., van Esch P. AI-enabled recruiting: What it is and how to use it // Business Horizons. 2020, vol. 63(2), pp. 215–226.
6. França T.J.F. The Future of Big Data and Artificial Intelligence in Talent Management Practices: A Literature Review // International Journal of Economics and Management Sciences. 2021, vol. 1, pp. 161–174. DOI: https://doi.org/10.61132/ijems.v1i3.132
7. Santoso A., Efendi S., Nurwulandari A. The Future of Big Data and Artificial Intelligence in Talent Management Practices: A Literature Review // International Journal of Economics and Management Sciences. 2024, vol. 1, no. 3, pp. 161–174. DOI: https://doi.org/10.1002/10.61132/ijems.v1i3.132
8. Montobbio T.F., Staccioli Ja., Virgillito M., Vivarelli M. The Empirics of Technology, Employment and Occupations: Lessons Learned and Challenges Ahead // Social Science Research Network. 2022. DOI: https://doi.org/10.2139/ssrn.4281286 URL: https://www.researchgate.net/publication/365606408_The_Empirics_of_Technology_Employment_and_Occupations_Lessons_Learned_and_Challenges_Ahead
9. Mondolo Ja. The composite link between technological change and employment: A survey of the literature // Journal of Economic Surveys. 2022, vol. 36, no. 4, pp. 1027–1068. DOI: https://doi.org/10.1111/joes.12469
10. Mapping M. Fourth Industrial Revolution Enabling Technologies August 2023 // In book: Lean Six Sigma 4.0 for Operational Excellence Under the Industry 4.0 Transformation. Taylor Francis, 2023, pp. 34–46. DOI: https://doi.org/10.1201/9781003381600-4 URL: https://www.researchgate.net/publication/373381843_Mapping_Fourth_Industrial_Revolution_Enabling_Technologies
11. Wang L., Zhou Ya., Chiao B. Robots and firm innovation: Evidence from Chinese manufacturing // Journal of Business Research. 2023, vol. 162(C). URL: https://www.researchgate.net/publication/371974399_Robots_and_firm_innovation_Evidence_from_Chinese_manufacturing

12. Dooren W.V., Bouckaert G., Halligan J. Performance management in the public sector. May 2010. Publisher: Routledge, 2010. DOI: https://doi.org/10.13140/2.1.2299.9682 URL: https://www.researchgate.net/publication/264221635_Performance_management_in_the_public_sector
13. Black J.S. Esch P.Van. AI-enabled recruiting in the war for talent // Business Horizons. 2021, vol. 64, no. 4, pp. 513–524. DOI: https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.02.015
14. Horodyski P. Applicants' perception of artificial intelligence in the recruitment process // Computers in Human Behavior Reports. 2023, vol. 11, p. 100303. DOI: https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100303
15. Bondarouk T., Brewster C. Conceptualising the future of HRM and technology research // The International Journal of Human Resource Management. 2016, vol. 27(21), pp. 1–20. DOI: https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1232296
16. Danks D., London L A. Algorithmic Bias in Autonomous Systems [Text] / D. Danks, // Conference: Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. August 2017. DOI: https://doi.org/10.24963/ijcai.2017/654 URL: https://www.researchgate.net/publication/318830422_Algorithmic_Bias_in_Autonomous_Systems
17. Ergunova O.T., Somov A.G., Sedyakina A.A. Digital competencies as a driver of implementation of neural network solutions for social and labor systems of megacities // Economics: yesterday, today, tomorrow. 2024, vol. 14, no. 12A, pp. 952–967. DOI: https://doi.org/10.34670/AR.2024.59.39.101 (in Russian)
18. Pyankova S.G., Zakolyukina E.S. A synthetic approach to managing the digital transport infrastructure of the region // Moscow Economic Journal. 2022, vol. 7, no. 10. DOI: https://doi.org/10.55186/2413046X_2022_7_10_610 (in Russian)
19. Pyankova S.G. Socio-economic development of a single-industry city based on the mechanisms of internal self-transformation // Foresight "Russia": a new industrial society. The Future: Collection of reports of the St. Petersburg International Economic Congress (SPEC-2018), St. Petersburg, April 01–30, 2018. Saint Petersburg: Witte Institute for New Industrial Development, 2019, vol. 2, pp. 110–123. (in Russian)