Международный научно-исследовательский журнал
«Прогрессивная экономика»
№ 9 / 2026 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/zanyatost-v-moskve-v-kontekste-razvitiya-iskusstvennogo-intellekta-otraslevoj-analiz/
Научная статья / Original article
Шифр научной специальности ВАК: 5.2.3
УДК 331.5:004.8
DOI: 10.54861/27131211_2026_9_508



ЗАНЯТОСТЬ В МОСКВЕ В КОНТЕКСТЕ РАЗВИТИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: ОТРАСЛЕВОЙ АНАЛИЗ

Белоновская А.М., *кандидат экономических наук, доцент, Московский городской университет управления Правительства Москвы имени Ю.М. Лужкова, г. Москва, Россия*
107045, Москва, ул. Сретенка, д. 28
e-mail: belonovsky1@yandex.ru

Аннотация. В работе рассматривается соотношение потенциального воздействия искусственного интеллекта (ИИ) на трудовые задачи и наблюдаемых изменений занятости в Москве. Цель исследования состоит в определении возможностей и ограничений переноса международных оценок на рынок труда мегаполиса. Рабочая гипотеза состоит в том, что высокая потенциальная применимость ИИ к трудовым задачам не означает сокращения занятости: результат зависит от способов внедрения технологии и изменения спроса на товары. Методологическую основу составляет подход к профессии как к совокупности задач, различающихся по возможности автоматизации. Сопоставлены зарубежные эмпирические исследования 2021–2026 гг., российские оценки профессиональной подверженности ИИ и данные Росстата о работниках организаций Москвы за 2020 и 2025 гг. Международные результаты разделены по измеряемым явлениям: потенциальной применимости технологии, ее фактическому использованию, производительности и показателям рынка труда. Для Москвы рассчитаны отраслевые доли, вклад видов деятельности в общий прирост численности и коэффициент структурных сдвигов. Основной результат состоит в том, что занятость в Москве росла в отраслях как с высокой, так и низкой потенциальной подверженностью трудовых задач воздействию ИИ. Научный вклад работы заключается в конкретизации отраслевых и статистических условий, которые следует учитывать при использовании зарубежных и общероссийских оценок для Москвы. Используемые данные не позволяют выделить влияние внедрения ИИ на занятость отдельно от влияния других факторов. Для городской политики занятости предложено сочетать наблюдение за численностью работников с обследованием трудовых задач и профессионального состава.

Ключевые слова: искусственный интеллект, рынок труда, занятость в Москве, трудовые задачи, профессиональная структура, отраслевые сдвиги, автоматизация.

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Для цитирования: Белоновская А.М. Занятость в Москве в контексте развития искусственного интеллекта: отраслевой анализ // Прогрессивная экономика. 2026. № 9. С. 508–525. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_9_508.

Статья поступила в редакцию: 12.08.2026 г. Одобрена после рецензирования: 25.09.2026 г. Принята к публикации: 27.09.2026 г.

EMPLOYMENT IN MOSCOW IN THE CONTEXT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE DEVELOPMENT: A SECTORAL ANALYSIS

Belonovskaia A.M., *Candidate of Economic Sciences, Associate Professor,*
Moscow Metropolitan Governance Yury Luzhkov University, Moscow, Russia
107045, Moscow, Sretenka Street, 28
e-mail: belonovsky1@yandex.ru

Abstract. This study examines the relationship between the potential impact of artificial intelligence (AI) on work tasks and observed employment changes in Moscow. It aims to identify the possibilities and limitations of applying international estimates to a metropolitan labor market. The working hypothesis is that high potential applicability of AI to work tasks does not necessarily imply declining employment: outcomes depend on implementation practices and changes in demand for goods. The study adopts a task-based approach, treating occupations as bundles of tasks with varying automation potential. It compares international empirical studies published in 2021–2026, Russian estimates of occupational AI exposure, and Rosstat data on employees of Moscow organizations in 2020 and 2025. International findings are classified by the phenomena measured: potential applicability, actual use, productivity, and labor market indicators. Sectoral employment shares, contributions to overall employment growth, and a structural change index are calculated for Moscow. The main finding is that employment grew in sectors with both high and low potential task exposure to AI. This limits explanations of Moscow's employment dynamics based on a single technological factor. The study's contribution lies in specifying sectoral and statistical conditions for applying international and Russian national estimates to Moscow. The data do not allow the employment effects of AI adoption to be isolated from other factors. Urban employment policy should combine employment monitoring with surveys of work tasks and occupational composition. Further research requires data tracking AI adoption within the same organizations over several years.

Keywords: artificial intelligence, labor market, Moscow employment, work tasks, occupational structure, sectoral shifts, automation.

JEL classification: J21, J23, J24, O33, R23.

Conflict of interest. The author declares that there is no conflict of interest.

For citation: Belonovskaia A.M. (2026) Zanyatost' v Moskve v kontekste razvitiya iskusstvennogo intellekta: otraslevoy analiz . [Employment in Moscow in the context of artificial intelligence development: a sectoral analysis]. Progressivnaya ekonomika [Progressive Economy], 9, 508–525. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_9_508. (In Russ., abstract in Eng.)

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

The article was submitted to the editorial office: 12/08/2026. Approved after review: 25/09/2026. Accepted for publication: 27/09/2026.

Введение

Стремительное распространение технологии ИИ расширяет возможности автоматизации трудовых задач, создавая предпосылки для изменения содержания труда и структуры занятости. Но потенциал автоматизации отдельных трудовых задач сам по себе не означает снижения потребности в работниках. Сокращение затрат времени может сопровождаться уменьшением численности персонала, расширением выпуска или изменением обязанностей при сохранении прежнего числа рабочих мест. Поэтому вопрос о влиянии ИИ на занятость требует разграничения технических возможностей и экономических результатов его применения.

Москва представляет интерес для такого анализа вследствие неоднородности своей занятости. Наряду с информационными, финансовыми и образовательными услугами в городской экономике широко представлены такие отрасли, как строительство, промышленность, торговля и транспорт. Содержание труда и возможности использования ИИ в этих видах деятельности существенно различаются. Отечественные исследования характеризуют состояние столичного рынка труда [1], требования к специалистам по управлению персоналом [2] и профессиональные различия спроса на труд, отраженного в вакансиях [3]. Однако из этих материалов нельзя непосредственно получить оценку числа рабочих мест, которые могут быть сокращены вследствие внедрения ИИ.

В основу данного анализа положено представление о профессии как о совокупности трудовых задач. Часть из них может выполняться с помощью ИИ, тогда как другие требуют участия человека. Даже при сходных названиях должностей состав задач способен различаться между организациями одной отрасли. Отсюда следует, что высокая потенциальная подверженность профессии воздействию ИИ не равнозначна полной автоматизации всех относящихся к ней рабочих мест.

Необходимо различать три уровня наблюдения. Оценки подверженности воздействию ИИ показывают, насколько возможности технологии соотносятся с содержанием труда. Обследования уровня внедрения технологии ИИ устанавливают, используют ли работники и организации соответствующие инструменты. Наконец, данные о численности, найме и заработной плате описывают результаты решений участников рынка труда. Между этими уровнями нет автоматического перехода: технически осуществимое решение может не внедряться в организации, а его внедрение не обязательно приводит к сокращению персонала.

Объект исследования – рынок труда Москвы; предмет – соотношение оценок воздействия ИИ и изменений отраслевой структуры занятости. Цель работы состоит в определении того, какие международные и общероссийские

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

результаты могут использоваться при анализе московской динамики и какие ограничения этому препятствуют. Для достижения поставленной цели необходимо систематизировать эмпирические исследования по измеряемым показателям и сопоставить их с изменением численности работников организаций города за 2020–2025 гг.

Рабочая гипотеза состоит в отсутствии однозначного соответствия между технической применимостью ИИ и направлением изменения занятости. Она рассматривается посредством сопоставления результатов исследований; формальная статистическая проверка на московских данных не проводится. Научный вклад работы заключается в конкретизации ограничений такого сопоставления: расширение занятости в Москве охватывало отрасли с различной технологической характеристикой, а отраслевая статистика не раскрывает изменения задач внутри профессий. Определяется, какие выводы допускают имеющиеся показатели и какие дополнительные данные необходимы для оценки эффекта ИИ.

Обзор литературы

Измерение потенциального воздействия ИИ обычно начинается с сопоставления возможностей технологии и содержания профессий. Felten E.W. и соавторы предложили индекс AIOE, основанный на соотношении достижений ИИ со способностями, используемыми в профессиях американской информационной базы данных O*NET [4]. Высокое значение индекса означает большую подверженность профессии воздействию ИИ технологии. Сам индекс не определяет, будут ли соответствующие способности замещаться или дополняться ИИ. Для ответа на этот вопрос требуется информация о способах его использования.

T. Eloundou и соавторы перенесли анализ на уровень задач, которые могут выполняться с помощью больших языковых моделей [5]. По их оценке, примерно у 80% работников США потенциально затрагивается не менее 10% задач, а у 19% – не менее половины. В исследовании МОТ около четверти мировой занятости приходится на профессии с той или иной степенью подверженности генеративному ИИ, доля категории с максимальной подверженностью составляет 3,3% [6]. Эти величины относятся к разным совокупностям и критериям классификации. Ни одна из них не показывает количество работников, уже потерявших работу.

Фактическое распространение технологии ИИ измеряется в обследовании Bick A., Blandin A., Deming D.J.: в конце 2024 г. 27% занятых респондентов в США в возрасте 18–64 лет использовали генеративный ИИ для работы хотя бы один раз в неделю. При этом с участием ИИ выполнялись операции, занимавшие 1–7% рабочего времени [7]. В исследовании организаций Bonney и соавторов за ноябрь 2025 г. – январь 2026 г. о применении ИИ хотя бы в одной рабочей функции сообщили 18% организаций. На компании, использующие ИИ, приходилось 32% общей

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

численности работников [8]. Расхождение в оценках связано с различием в распространенности ИИ в организациях с разной численностью персонала.

Отдельную группу составляют исследования производительности труда. В эксперименте S. Noy и W. Zhang, где 453 специалиста выполняли письменные задания: доступ к ChatGPT сократил среднее время работы на 40% и повысил оценку качества на 18% [9]. E.Brynjolfsson, D.Li и L.R. Raymond изучили внедрение помощника на основе генеративного ИИ среди 5172 работников клиентской поддержки. Число решенных вопросов в час увеличилось в среднем на 15%, причем выигрыш был более выраженным у менее опытных работников [10]. Во втором исследовании применялся квазиэкспериментальный подход: изменения производительности работников после предоставления доступа к ИИ сопоставлялись с динамикой производительности сотрудников, еще не получивших такого доступа.

В полевом эксперименте F. Dell'Acqua и соавторов участвовали 758 консультантов. При выполнении заданий в пределах возможностей большой языковой модели (LLM) участники, использовавшие ИИ, выполняли на 12,2% больше задач и затрачивали на их выполнение на 25,1% меньше времени, чем участники без ИИ. Однако при выполнении заданий за пределами возможностей LLM применение ИИ снижало вероятность правильного ответа [11]. Cui K.Z. и соавторы объединили результаты трех полевых экспериментов с участием 4867 разработчиков и получили увеличение числа завершенных задач на 26,08% [12]. Оценки показывают, что результат зависит от содержания работы, способа измерения производительности труда и условий доступа к технологии.

Анализ вакансий позволяет выявить изменения спроса работодателей, требований к навыкам, включая навыки работы с ИИ, а также предлагаемой заработной платы. D. Acemoglu и соавторы обнаружили, что в отраслях, более подверженных воздействию ИИ, менялись требования к навыкам работников и сокращалось число вакансий, не предусматривающих использование ИИ при решении трудовых задач. Вместе с тем устойчивого совокупного эффекта для занятости и заработной платы выявить не удалось [13]. По расчетам L. Alekseeva и соавторов, в США в 2010–2019 гг. вакансии с требованиями к навыкам работы с ИИ предусматривали внутри одной организации на 11% более высокую оплату, при сравнении вакансий с одинаковыми названиями должностей различие сокращалось до 5% [14]. При этом полученные результаты не означают, что освоение навыков работы с ИИ само по себе повышает заработную плату на указанную величину, но свидетельствуют о дополнительной рыночной ценности таких компетенций.

Исследования занятости на уровне профессий и отраслей также дают неоднозначные результаты. S. Albanesi и соавторы установили, что в 16 европейских странах в 2011–2019 гг. росла доля занятости в профессиях с более высокой потенциальной применимостью ИИ. Устойчивого

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

отрицательного воздействия на относительную заработную плату они не выявили [15]. T Babina. и соавторы обнаружили положительную связь инвестиций компаний во внедрение ИИ с ростом продаж, занятости и продуктовых инноваций [16]. Эти результаты не означают, что любой способ внедрения ИИ увеличивает занятость: наблюдаемые связи относятся к определенным периодам, организациям и технологиям. При этом было отмечено, что крупные компании получали больший эффект от внедрения ИИ, что может усиливать их конкурентные преимущества по сравнению с малыми организациями.

X. Hui, O. Reshef и L. Zhou при исследовании онлайн-платформы Upwork, на которой заказчики привлекают фрилансеров для написания и перевода текстов, разработки программного обеспечения, графического дизайна и т.д., зафиксировали снижение числа заказов и доходов исполнителей в профессиях, подверженных воздействию генеративного ИИ [17]. A. Humlum и E. Vestergaard исследовали влияние ИИ-чатботов на работников 11 профессиональных групп в Дании, включая бухгалтеров, юристов, финансовых консультантов, журналистов, программистов и учителей. Авторы не выявили статистически значимого влияния использования ИИ на трудовые доходы и на число рабочих часов в изученной выборке [18]. Они сопоставили опросы около 25 тыс. работников с данными государственной статистики, которые подтвердили полученные результаты. Тем не менее наблюдалось появление новых обязанностей, связанных с подготовкой запросов, проверкой ответов и включением ИИ в рабочие процессы. В отличие от онлайн-платформ, где отдельный заказ может быть передан на исполнение LLM, внутри компаний технологии ИИ чаще всего встраиваются в существующее разделение труда и постепенно изменяют состав обязанностей работника.

Отечественные работы дополняют международные исследования данными о спросе на труд. В.А. Умнов на материале 2 тыс. вакансий в сфере управления персоналом за декабрь 2023 г. показал значение аналитических навыков, дистанционной коммуникации и цифровых систем управления и подбора персонала [2]. И.О. Рудаков выявил более высокую представленность нерутинных, творческих и аналитических профессий в московских вакансиях по сравнению с остальной Россией, а также более высокую предлагаемую оплату в ИТ-профессиях [3]. При использовании этих результатов необходимо учитывать неполноту описаний вакансий и неодинаковую представленность профессиональных групп: объявления характеризуют публикуемый спрос работодателей, но не всю совокупность рабочих мест.

Количественную оценку потенциального воздействия ИИ на российскую занятость предложил Капелюшников [19]. Используя микроданные Обследования рабочей силы Росстата за 2019 г. и профессиональные индексы, разработанные для МОТ, он отнес 31,3% рабочих

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

мест к категориям со значимой подверженностью ИИ, в том числе 12,0% – с высокой подверженностью. Показатели характеризуют возможность автоматизации задач, но не определяют долю работников, которые потеряют работу. Согласно интерпретации автора, наиболее вероятные изменения связаны с перераспределением функций внутри существующих профессий. Работа дополняет международные результаты расчетами для отечественной структуры занятости.

Рассмотренные исследования не дают единого численного ответа на вопрос о последствиях ИИ для занятости, они измеряют разные явления и используют разные единицы наблюдения. Для настоящего исследования существенен более узкий вопрос: насколько выводы, полученные для отдельных задач, профессий и национальных рынков труда, согласуются с отраслевыми изменениями в Москве.

Материалы и методы

Эмпирическую основу составляют три группы материалов. Первая включает 15 зарубежных исследований 2021–2026 гг. [4–18]. Вторая представлена отечественными работами о рынке труда и вакансиях [1–3], а также оценками профессиональной подверженности ИИ [19]. Третья объединяет отраслевую классификацию интенсивности применения ИИ ОЭСР [20] и опубликованные Мосстатом данные Росстата о среднегодовой численности работников организаций Москвы за 2020–2025 гг. [21]. Международные исследования и российские оценки используются для интерпретации, собственные расчеты относятся к отраслевой структуре работников организаций Москвы.

Отбор зарубежных публикаций осуществлялся целенаправленно. В анализ включались эмпирические исследования, в которых подробно описаны примененные методы, раскрыты источники количественных данных и представлены проверяемые показатели, непосредственно характеризующие рынок труда: занятость, рабочее время, производительность, заработную плату и требования к навыкам. Такой состав позволяет сопоставить разные способы измерения, но не обеспечивает исчерпывающего охвата литературы, его назначение состоит в сопоставлении наиболее значимых и методически разнородных результатов.

Для каждой публикации фиксировались объект и территория исследования, период наблюдения, источник данных, метод и измеряемый показатель. В зависимости от последнего выделены четыре направления анализа: потенциальная применимость ИИ, фактическое использование, производительность и показатели рынка труда. Единый средний эффект не рассчитывался. Процент работников, доля задач, изменение качества результата и прирост выпуска представляют собой разные величины, их объединение без общей модели измерения не имело бы содержательной

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

интерпретации. Поэтому сопоставляются условия получения результатов и пределы выводов, которые из них следуют.

Московская часть исследования построена на сопоставлении 2020 и 2025 гг. Единицей анализа служит вид экономической деятельности, а показателем – среднегодовая численность работников организаций. Для десяти укрупненных групп определены изменение численности, доли в общей численности и изменения этих долей. Вклад группы в общий прирост рассчитывается как отношение прироста ее численности к приросту по всем организациям. Обозначим численность работников группы i в году t через n, общую численность через N, долю группы через d, а ее вклад в прирост через c. Тогда:

$$d_{i,t} = 100 \times \frac{n_{i,t}}{N_t} \quad (1)$$

$$c_i = 100 \times \frac{n_{i,2025} - n_{i,2020}}{N_{2025} - N_{2020}} \quad (2)$$

$$K = 0{,}5 \times \sum_{i=1}^{10} |d_{i,2025} - d_{i,2020}| \quad (3)$$

В формулах доли d и вклады c выражены в процентах, изменение долей и коэффициент K – в процентных пунктах. Коэффициент равен половине суммы абсолютных изменений долей десяти групп и описывает различие отраслевых распределений на две даты. Он не измеряет число работников, сменивших отрасль. Для воспроизводимости расчет выполнен по долям, приведенным в таблице 2 с точностью до двух знаков после запятой. Использование укрупненных групп позволяет сравнить основные направления изменений, но скрывает разнонаправленные сдвиги внутри каждой группы.

Классификация ОЭСР используется как внешний ориентир интенсивности применения ИИ [20]. Российские индексы Капелюшникова характеризуют иной показатель – потенциальную подверженность, полученную путем переноса профессиональных оценок МОТ на данные ОРС за 2019 г. [19]. Ни один из этих источников не измеряет фактическое внедрение ИИ в организациях Москвы за рассматриваемый период. Кроме того, ОРС охватывает занятых шире, чем статистика работников организаций, а московские данные сгруппированы по отраслям, а не по профессиям. Поэтому национальные доли подверженных работников нельзя непосредственно умножать на численность работников московских организаций.

Результаты и обсуждение

В таблице 1 показано, какие величины измеряют отобранные работы и на каком уровне допустима их интерпретация. Группировка нужна для разграничения оценок, внешне представленных в сходной форме. Например, процент работников, использующих ИИ, и процент сокращенного времени выполнения задания не описывают один и тот же процесс.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Таблица 1

Группировка международных исследований и границы применимости результатов

Table 1

Grouping of international studies and limits to the applicability of their findings

Направление анализа	Исследования	Данные и методы	Показатели и границы выводов
Потенциальная применимость ИИ	[4–6]	Сопоставление возможностей ИИ со способностями и задачами в профессиях	Индексы подверженности и доли затрагиваемых задач; не являются прогнозом сокращения занятости
Фактическое применение ИИ	[7; 8]	Обследования работников и организаций США	Распространенность, рабочее время и способы использования; зависят от периода и охвата обследования
Производи-тельность труда	[9–12]	Рандомизированные эксперименты; метод разностей разностей	Время, качество и объем работы; результаты относятся к изученным задачам и условиям
Рынок труда и организации	[13–18]	Вакансии, резюме, данные организаций, онлайн-платформ и государственная статистика	Найм, оплата, занятость и трудовые задачи; различаются объекты, периоды и способы идентификации эффектов

Источник: составлено автором по материалам [4–18]
Source: compiled by the author based on [4-18]

Сопоставление исследований подверженности и внедрения ИИ обнаруживает различие между техническим охватом и фактической глубиной использования. В работе Eloundou и соавторов оценивается возможность применения LLM к части задач большинства работников США [5]. В обследовании Bick, Blandin и Deming речь идет о состоявшемся использовании: на операции с участием генеративного ИИ приходилось 1–7% рабочего времени [7]. Эти показатели нельзя вычитать друг из друга или трактовать как последовательные оценки сокращения занятости. Первый описывает технологический потенциал, второй – использование инструмента в период наблюдения.

Сходное разграничение требуется при анализе организаций. По данным Bonney и соавторов, среди компаний, сообщивших хотя бы об одном изменении задач под воздействием ИИ, 66% указали только на поддержку работников, без замещения прежних или создания новых задач [8]. О сокращении персонала в связи с ИИ сообщили около 2% всех организаций, использующих технологию. У этих долей разные основания расчета. Оба результата показывают, что применение ИИ может менять рабочие процессы

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

без сокращения персонала. Однако данных одного обследования недостаточно, чтобы спрогнозировать, сохранится ли численность работников в долгосрочной перспективе.

Экспериментальные и квазиэкспериментальные оценки производительности также требуют учета единицы измерения. Сокращение времени подготовки текста [9], увеличение числа решенных вопросов в час [10] и рост количества завершенных программных задач [12] относятся к конкретным операциям. Чтобы перейти от них к оценке производительности работников соответствующей профессии, необходимо знать долю этих операций в рабочем времени и изменения остальных обязанностей. Чтобы перейти к численности занятых, дополнительно требуется учесть реакцию выпуска и спроса. Экономия времени сама по себе не задает масштаба сокращения персонала.

Исследование Dell'Acqua и соавторов уточняет еще одно условие: ускорение работы должно оцениваться вместе с ее качеством [11]. Преимущество пользователей ИИ на одних заданиях сочеталось с ухудшением результата на задании за пределами возможностей LLM. Следовательно, затраты на проверку и исправление ответа входят в экономический результат применения технологии. Показатель скорости, из которого эти затраты исключены, может завышать выигрыш организации. Это обстоятельство особенно существенно для задач, в которых ошибка влечет последующие значительные издержки.

На уровне рынка труда результаты еще более неоднородны. Изменение найма в отдельных организациях [13], рост доли занятости в профессиях с высокой подверженностью ИИ [15] и положительная связь инвестиций в ИИ с расширением компаний [16] сосуществуют с потерями цифровых заказов фрилансерами [17]. Здесь нет статистического противоречия: различаются изучаемые совокупности и периоды. Рост одних организаций или профессий может сопровождаться сокращением других, а агрегированный показатель способен скрывать такое перераспределение.

Надбавка в оплате вакансий с требованиями к навыкам ИИ представляет собой отдельный результат [14]. Сокращение ее оценки с 11 до 5% при более строгом сопоставлении вакансий показывает роль различий между рабочими местами. Даже после такого сопоставления могут сохраняться неодинаковые требования к опыту, сложности работы и ответственности. Поэтому положительная надбавка свидетельствует о связи оплаты с набором требований работодателя, но не позволяет оценить доходность обучения отдельному инструменту ИИ.

Датское исследование позволяет точнее определить границы одного из нулевых результатов [18]. Авторы не обнаружили статистически значимого влияния использования ИИ на трудовые доходы и рабочее время, отраженные в данных государственной статистики. Точность оценок позволяет исключить

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

эффекты, превышающие 2% по абсолютной величине в любую сторону, в течение двух лет после появления ChatGPT. Этот вывод относится к исследованным работникам, показателям и периоду. Одновременно выявлены новые требования и обязанности по работе с ИИ. Следовательно, отсутствие заметного среднего изменения доходов или трудовых часов не означает отсутствия изменений в содержании труда. Между 2020 и 2025 гг. среднегодовая численность работников организаций увеличилась с 5085,6 до 5975,6 тыс. человек [21]. Прирост составил 890,0 тыс. человек, или 17,5%. Для понимания этого результата необходимо рассмотреть его отраслевой состав. В таблице 2 приведены изменения численности и долей десяти укрупненных видов деятельности.

Таблица 2

Изменение отраслевой структуры занятости в организациях Москвы в 2020–2025 гг.

Table 2

Sectoral employment changes in Moscow organizations from 2020 to 2025

Укрупненный вид экономической деятельности	Изменение численности, тыс. чел.	Доля в 2020 г.,%	Доля в 2025 г.,%	Изменение доли, п.п.*
Деятельность в области информации и связи	+309,8	6,47	10,69	+4,22
Торговля	−17,7	19,99	16,72	−3,27
Строительство	+170,3	6,15	8,09	+1,94
Государственные и социальные услуги	+43,6	17,68	15,77	−1,91
Обрабатывающие производства	+141,2	7,40	8,66	+1,26
Операции с недвижимостью и административные услуги	+33,0	10,00	9,07	−0,93
Транспортировка и хранение	+18,9	7,02	6,29	−0,73
Профессиональные, научно-технические и финансовые услуги	+133,8	17,28	16,94	−0,34
Потребительские услуги	+41,3	5,72	5,56	−0,16
Прочие виды деятельности	+15,8	2,30	2,22	−0,08
Всего	+890,0	100,00	100,00	

*Последний столбец рассчитан по округленным долям. Коэффициент структурных сдвигов рассчитан для десяти укрупненных групп.

Источник: составлено и рассчитано автором по данным Росстата (Мосстата) [21]
Source: compiled and calculated by the author using Rosstat (Mosstat) data [21]

Наибольший вклад в прирост численности внесла деятельность в области информации и связи: 309,8 тыс. человек, или 34,8% общего увеличения. Ее доля повысилась с 6,47 до 10,69%, то есть на 4,22 п. п. В классификации ОЭСР этот вид деятельности относится к группе с высокой интенсивностью применения ИИ [20]. Таким образом, расширение занятости охватило сектор, для которого технология ИИ имеет существенное значение.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Однако отраслевой рост не показывает, как изменялась численность работников отдельных профессий, и какая его часть связана именно с ИИ.

Вторым источником прироста стало строительство: увеличение на 170,3 тыс. человек обеспечило 19,1% общего прироста. Доля отрасли повысилась с 6,15 до 8,09%. ОЭСР относит строительство к группе с низкой средней интенсивностью применения ИИ [20]. Следовательно, расширение московского рынка труда не ограничивалось видами деятельности с высокой интенсивностью использования ИИ. Для объяснения роста строительства потребовалось бы отдельно оценить инвестиционный спрос, объемы работ и изменение производительности. В имеющихся данных вклад этих факторов не разделен.

Отраслевые различия прослеживаются и в российских оценках потенциального воздействия ИИ. По расчетам Капелюшникова, средний индекс подверженности рабочих мест ИИ составляет 0,44 в информации и связи и 0,21 в строительстве при среднем значении по экономике 0,30 [19]. Эти величины представляют собой значения индекса, а не вероятности увольнения работников. В Москве численность работников организаций увеличилась в обоих видах деятельности. Следовательно, рост занятости наблюдался в отраслях с различной потенциальной подверженностью ИИ. При этом общероссийские индексы нельзя непосредственно переносить на столицу: для этого необходимо знать профессиональный состав работников внутри московских отраслей. Сопоставление также не устанавливает, какую часть изменения численности вызвало применение ИИ.

Численность работников обрабатывающих производств увеличилась на 141,2 тыс. человек, что составило 15,9% общего прироста. Их доля выросла с 7,40 до 8,66%. Вместе информация и связь, строительство и обрабатывающие производства дали 69,8% прироста по всем организациям. В группе профессиональных, научно-технических и финансовых услуг численность также увеличилась – на 133,8 тыс. человек, но доля снизилась с 17,28 до 16,94%. Причина такого сочетания состоит в более медленном росте группы по сравнению с общей численностью. Снижение отраслевой доли, таким образом, не обязательно означает сокращение числа работников.

Иная ситуация наблюдалась в торговле: здесь одновременно уменьшились численность и доля. Численность снизилась на 17,7 тыс. человек, а доля – с 19,99 до 16,72%, или на 3,27 п. п. Это наибольшее отрицательное изменение доли среди групп таблицы 2. Но отраслевая статистика не позволяет установить, связано ли оно с ИИ, развитием электронной торговли, организационными преобразованиями или другими обстоятельствами. Интерпретация всей величины сокращения как технологического вытеснения работников выходила бы за пределы представленных данных.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

По десяти группам сумма абсолютных изменений долей равна 14,84 п. п. Коэффициент структурных сдвигов, соответственно, составляет 7,42 п. п. Этот результат получен по округленным долям таблицы 2 и характеризует масштаб различий двух отраслевых распределений. Он не показывает, какая часть изменений вызвана ИИ, и не позволяет восстановить переходы работников между организациями. При более детальной группировке значение коэффициента может быть выше, поскольку противоположные изменения внутри укрупненных групп частично взаимно компенсируются.

Из проведенного сопоставления следует, что мониторинг численности необходимо дополнить наблюдением за содержанием труда. Для Москвы представляется полезным периодически обследовать одни и те же организации, фиксируя используемые инструменты ИИ, задачи, переданные технологии, и задачи, выполняемые при ее поддержке. Такие сведения следует связывать с профессиональным составом, наймом и изменением рабочего времени. Анализ вакансий может дополнять обследования информацией о требованиях работодателей, если учитываются ограничения охвата соответствующих сервисов [2; 3].

Различия между отраслями имеют значение и для подготовки кадров. Одна программа обучения не может одинаково соответствовать работе разработчика, финансового аналитика и специалиста строительной компании. Содержание подготовки следует определять по фактически выполняемым задачам и требованиям к проверке результата. Российские оценки подверженности указывают на особое значение профессионального состава [19], но сами по себе не устанавливают потребности конкретной московской организации в обучении. Для этого необходимы сведения о внедряемых решениях и изменении должностных обязанностей.

Отдельного внимания заслуживает положение начинающих работников. В ряде исследований именно менее опытные сотрудники получали больший выигрыш в производительности [9; 10; 12]. Вместе с тем передача типовых заданий ИИ может изменить способы накопления профессионального опыта. Вопрос состоит в том, сохраняются ли у начинающего работника возможности самостоятельно решать задачи и проверять основания ответа. Отсюда следует целесообразность оценки стажировок и наставничества с учетом новых способов организации работы. Представленные исследования не позволяют заранее определить, каким будет итоговое соотношение выигрышей и потерь для молодых специалистов Москвы.

Меры поддержки также следует соотносить с формой занятости. Результаты для исполнителей онлайн-заказов [17] нельзя автоматически переносить на работников организаций, где задачи распределяются внутри устойчивых рабочих процессов [18]. В первом случае наблюдение должно охватывать изменение числа заказов и доходов, во втором – состав обязанностей, рабочее время и решения работодателя о численности. Такое

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

разграничение позволяет точнее определить адресатов переобучения и содействия профессиональным переходам.

Заключение

В работе сопоставлены международные исследования ИИ, российские оценки профессиональной подверженности и отраслевая динамика численности работников организаций Москвы по видам экономической деятельности. Основное методологическое различие проходит между возможностью автоматизации задач, фактическим использованием технологии и изменением показателей рынка труда. Высокая оценка на первом уровне не предопределяет результат на последующих. Экономический эффект зависит от состава задач, организации внедрения, затрат на проверку и реакции спроса. Рассмотренные исследования выявляют прирост производительности при выполнении ряда задач, но не дают оснований для единого прогноза занятости. Положительные результаты отдельных организаций и профессий сочетаются с потерями некоторых групп исполнителей. Российские оценки Капелюшникова дополняют этот вывод указанием на существенные различия потенциальной подверженности между профессиями и отраслями. Эти оценки характеризуют технологические возможности применительно к определенной структуре занятости, а не ожидаемую долю увольнений.

Собственные расчеты показывают, что в Москве за 2020–2025 гг. численность работников организаций выросла на 17,5%. Информация и связь обеспечили 34,8% прироста, строительство – 19,1%, обрабатывающие производства – 15,9%. По десяти укрупненным группам коэффициент структурных сдвигов составил 7,42 п. п. Рост охватил виды деятельности с различной потенциальной подверженностью ИИ и интенсивностью его применения. Поэтому объяснение наблюдаемой динамики одним технологическим фактором не следует из имеющихся данных. Рабочая гипотеза согласуется с неоднородностью рассмотренных эмпирических результатов, однако причинная связь между применимостью ИИ и численностью работников на московских данных не оценивалась. Полученный результат имеет более узкое содержание: установлены отраслевые изменения и определены условия их сопоставления с внешними оценками. Для городской политики занятости это означает необходимость наблюдать за изменениями в содержании трудовых задач наряду с анализом динамики общей численности. Такая информация позволит уточнить потребности в обучении и определить меры поддержки профессиональных переходов.

Границы анализа определяются целенаправленным отбором литературы, различиями между ее показателями и укрупнением отраслевой статистики. Московские данные относятся к работникам организаций и не описывают весь рынок труда. Дальнейшее исследование целесообразно

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

проводить на основе повторных обследований работников организаций Москвы, позволяющих сопоставить внедрение ИИ с изменениями трудовых задач, профессионального состава и численности персонала. Только на такой основе можно перейти от описания структурных различий к оценке изменения занятости обусловленных внедрением ИИ.

Литература

1. Задорожная И.И., Любина О.Н. Рынок труда Москвы: современное состояние и перспективы развития // Вестник Университета Правительства Москвы. 2025. № 4. С. 12–17.

2. Умнов В.А. Анализ потребностей на рынке труда в специалистах по управлению персоналом // Лидерство и менеджмент. 2024. Т. 11. № 1. С. 149–164. https://doi.org/10.18334/lim.11.1.120503.

3. Рудаков И.О. Использование интернет-сервисов по поиску работы для оценки влияния технологий на спрос на труд // Креативная экономика. 2024. Т. 18. № 8. С. 1935–1956. https://doi.org/10.18334/ce.18.8.121463.

4. Felten E.W., Raj M., Seamans R. Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses // Strategic Management Journal. 2021. Vol. 42. No. 12. P. 2195–2217. https://doi.org/10.1002/smj.3286.

5. Eloundou T., Manning S., Mishkin P., Rock D. GPTs Are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs // Science. 2024. Vol. 384. No. 6702. P. 1306–1308. https://doi.org/10.1126/science.adj0998.

6. Gmyrek P., Berg J., Kamiński K., Konopczyński F., Ładna A., Nafradi B., Rosłaniec K., Troszyński M. Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure. ILO Working Paper 140. Geneva: International Labour Organization, 2025. https://doi.org/10.54394/HETP0387.

7. Bick A., Blandin A., Deming D.J. The Rapid Adoption of Generative AI // Management Science. 2026. Published online 20 January 2026. https://doi.org/10.1287/mnsc.2025.02523.

8. Bonney K., Breaux C.L., Dinlersoz E., Foster L.S., Haltiwanger J.C., Pande A.A. The Microstructure of AI Diffusion: Evidence from Firms, Business Functions, and Worker Tasks. NBER Working Paper 35141. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2026. https://doi.org/10.3386/w35141.

9. Noy S., Zhang W. Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence // Science. 2023. Vol. 381. No. 6654. P. 187–192. https://doi.org/10.1126/science.adh2586.

10. Brynjolfsson E., Li D., Raymond L.R. Generative AI at Work // Quarterly Journal of Economics. 2025. Vol. 140. No. 2. P. 889–942. https://doi.org/10.1093/qje/qjae044.

11. Dell'Acqua F., McFowland E., Mollick E.R., Lifshitz-Assaf H., Kellogg K., Rajendran S., Krayer L., Candelon F., Lakhani K. R. Navigating the Jagged

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of Artificial Intelligence on Knowledge Worker Productivity and Quality // Organization Science. 2026. Vol. 37. No. 2. P. 403–423. https://doi.org/10.1287/orsc.2025.21838.

12. Cui K.Z., Demirer M., Jaffe S., Musolff L., Peng S., Salz T. The Effects of Generative AI on High-Skilled Work: Evidence from Three Field Experiments with Software Developers // Management Science. 2026. Published online 27 February 2026. https://doi.org/10.1287/mnsc.2025.00535.

13. Acemoglu D., Autor D., Hazell J., Restrepo P. Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies // Journal of Labor Economics. 2022. Vol. 40. No. S1. P. S293–S340. https://doi.org/10.1086/718327.

14. Alekseeva L., Azar J., Giné M., Samila S., Taska B. The Demand for AI Skills in the Labor Market // Labour Economics. 2021. Vol. 71. Article 102002. https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102002.

15. Albanesi S., Dias da Silva A., Jimeno J.F., Lamo A., Wabitsch A. New Technologies and Jobs in Europe // Economic Policy. 2025. Vol. 40. No. 121. P. 71–139. https://doi.org/10.1093/epolic/eiae058.

16. Babina T., Fedyk A., He A., Hodson J. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation // Journal of Financial Economics. 2024. Vol. 151. Article 103745. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745.

17. Hui X., Reshef O., Zhou L. The Short-Term Effects of Generative Artificial Intelligence on Employment: Evidence from an Online Labor Market // Organization Science. 2024. Vol. 35. No. 6. P. 1977–1989. https://doi.org/10.1287/orsc.2023.18441.

18. Humlum A., Vestergaard E. Still Waters, Rapid Currents: Early Labor Market Transformation under Generative AI. NBER Working Paper 33777. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2025; revised 2026. https://doi.org/10.3386/w33777.

19. Капелюшников Р.И. Риски внедрения искусственного интеллекта для занятости в России : препринт WP3/2026/01. М. : Издательский дом Высшей школы экономики, 2026. 40 с.

20. Calvino F., Dernis H., Samek L., Ughi A. A Sectoral Taxonomy of AI Intensity. OECD Artificial Intelligence Papers. No. 30. Paris: OECD Publishing, 2024. https://doi.org/10.1787/1f6377b5-en.

21. Управление Федеральной службы государственной статистики по г. Москве и Московской области (Мосстат). Среднегодовая численность работников организаций за 2020–2025 гг. [Электронный ресурс]. Обновлено 22.05.2026. URL: https://77.rosstat.gov.ru/folder/64639.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

References

1. Zadorozhnaya I.I., Lyubina O.N. (2025). Rynok truda Moskvy: sovremennoe sostoyanie i perspektivy razvitiya [Moscow labor market: current state and development prospects]. Vestnik Universiteta Pravitel'stva Moskvy [Bulletin of the Moscow Metropolitan Governance University], 4, 12–17. (In Russ., abstract in Eng.)

2. Umnov V.A. (2024). Analiz potrebnostei na rynke truda v spetsialistakh po upravleniyu personalom [Analysis of labor market demand for human resource management specialists]. Liderstvo i menedzhment [Leadership and Management], 11(1), 149–164. https://doi.org/10.18334/lim.11.1.120503. (In Russ., abstract in Eng.)

3. Rudakov I.O. (2024). Ispol'zovanie internet-servisov po poisku raboty dlya otsenki vliyaniya tekhnologii na spros na trud [Using online job search services to assess the impact of technology on labor demand]. Kreativnaya ekonomika [Creative Economy], 18(8), 1935–1956. https://doi.org/10.18334/ce.18.8.121463. (In Russ., abstract in Eng.)

4. Felten E.W., Raj M., Seamans R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. Strategic Management Journal, 42(12), 2195–2217. https://doi.org/10.1002/smj.3286. (In Eng.)

5. Eloundou T., Manning S., Mishkin P., Rock D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. Science, 384(6702), 1306–1308. https://doi.org/10.1126/science.adj0998. (In Eng.)

6. Gmyrek P., Berg J., Kamiński K., Konopczyński F., Ładna A., Nafradi B., Rosłaniec K., Troszyński M. (2025). Generative AI and jobs: A refined global index of occupational exposure. ILO Working Paper, 140. Geneva: International Labour Organization. https://doi.org/10.54394/HETP0387. (In Eng.)

7. Bick A., Blandin A., Deming D.J. (2026). The rapid adoption of generative AI. Management Science. Published online 20 January 2026. https://doi.org/10.1287/mnsc.2025.02523. (In Eng.)

8. Bonney K., Breaux C.L., Dinlersoz E., Foster L.S., Haltiwanger J.C., Pande A.A. (2026). The microstructure of AI diffusion: Evidence from firms, business functions, and worker tasks. NBER Working Paper, 35141. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. (In Eng.)

9. Noy S., Zhang W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. Science, 381(6654), 187–192. https://doi.org/10.1126/science.adh2586. (In Eng.)

10. Brynjolfsson E., Li D., Raymond L.R. (2025). Generative AI at work. Quarterly Journal of Economics, 140(2), 889–942. https://doi.org/10.1093/qje/qjae044. (In Eng.)

11. Dell'Acqua F., McFowland E., Mollick E.R., Lifshitz-Assaf H., Kellogg K., Rajendran S., Krayer L., Candelon F., Lakhani K.R. (2026). Navigating

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of artificial intelligence on knowledge worker productivity and quality. Organization Science, 37(2), 403–423. https://doi.org/10.1287/orsc.2025.21838. (In Eng.)

12. Cui K.Z., Demirer M., Jaffe S., Musolff L., Peng S., Salz T. (2026). The effects of generative AI on high-skilled work: Evidence from three field experiments with software developers. Management Science. Published online 27 February 2026. https://doi.org/10.1287/mnsc.2025.00535. (In Eng.)

13. Acemoglu D., Autor D., Hazell J., Restrepo P. (2022). Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. Journal of Labor Economics, 40(S1), S293–S340. https://doi.org/10.1086/718327. (In Eng.)

14. Alekseeva L., Azar J., Giné M., Samila S., Taska B. (2021). The demand for AI skills in the labor market. Labour Economics, 71, 102002. https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102002. (In Eng.)

15. Albanesi S., Dias da Silva A., Jimeno J.F., Lamo A., Wabitsch A. (2025). New technologies and jobs in Europe. Economic Policy, 40(121), 71–139. https://doi.org/10.1093/epolic/eiae058. (In Eng.)

16. Babina T., Fedyk A., He A., Hodson J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. Journal of Financial Economics, 151, 103745. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745. (In Eng.)

17. Hui X., Reshef O., Zhou L. (2024). The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market. Organization Science, 35(6), 1977–1989. DOI: 10.1287/orsc.2023.18441. (In Eng.)

18. Humlum A., Vestergaard E. (2025). Still waters, rapid currents: Early labor market transformation under generative AI. NBER Working Paper, 33777. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. Revised 2026. https://doi.org/10.3386/w33777. (In Eng.)

19. Kapelyushnikov R.I. (2026). Riski vnedreniya iskusstvennogo intellekta dlya zanyatosti v Rossii [Risks of artificial intelligence adoption for employment in Russia]. Preprint WP3/2026/01. Moscow: Izdatel'skii dom Vysshei shkoly ekonomiki, 40 p. (In Russ.)

20. Calvino F., Dernis H., Samek L., Ughi A. (2024). A sectoral taxonomy of AI intensity. OECD Artificial Intelligence Papers, 30. Paris: OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/1f6377b5-en. (In Eng.)

21. Upravlenie Federal'noi sluzhby gosudarstvennoi statistiki po g. Moskve i Moskovskoi oblasti (Mosstat) [Federal State Statistics Service for Moscow and the Moscow Region (Mosstat)]. (2026). Srednegodovaya chislennost' rabotnikov organizatsii za 2020–2025 gg. [Average annual number of employees of organizations for 2020–2025]. Updated May 22, 2026. Retrieved from: https://77.rosstat.gov.ru/folder/64639. (In Russ.)

© Белоновская А.М., 2026

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.