



# Методологические подходы к оценке влияния генеративного искусственного интеллекта на динамику рынка труда

Р. В. Файзуллин<sup>1</sup> ✉, А. Ю. Мерзлякова<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (РАНХиГС), Москва, Российская Федерация

<sup>2</sup>Тюменский государственный университет, Тюмень, Российская Федерация

✉ fayzullin-rv@ranepa.ru

## Аннотация

**Введение.** Генеративный искусственный интеллект (ГИИ) трансформирует рынок труда, однако существующие методологические подходы к оценке его влияния разрознены и не в полной мере учитывают специфику российского рынка труда, в первую очередь, острый кадровый дефицит и значительную пространственную неоднородность.

**Цель.** Систематизация и сравнительный анализ методов оценки влияния ГИИ на динамику рынка труда, определение направлений их применения в российских исследованиях институциональных особенностей и региональной дифференциации.

**Методы.** Систематический обзор и сравнительный анализ отечественной и зарубежной научной литературы, включая публикации ведущих исследовательских центров в области экономики труда.

**Результаты.** Предложена авторская классификация методов оценки влияния ГИИ на рынок труда, охватывающая шесть групп: модели частичного и общего равновесия; эконометрические подходы (включая анализ выживаемости); агент-ориентированное моделирование; анализ больших данных; методологию оценки автоматизации задач (семантические пары «глагол – существительное»); метод аналогий. Установлено, что ни один метод не является универсальным, и это обуславливает необходимость гибридизации подходов. Показано, что российский контекст – прежде всего кадровый дефицит – смещает фокус с рисков замещения на возможности компенсации рабочей силы.

**Научная новизна.** Впервые проведена систематизация методов оценки влияния ГИИ на рынок труда с акцентом на их применимость в российских условиях с учетом пространственной неоднородности и институциональных особенностей.

**Практическая значимость.** Результаты могут быть использованы при разработке региональных программ содействия занятости, обосновании мер активной политики на рынке труда в условиях технологической трансформации.

**Ключевые слова:** генеративный искусственный интеллект, рынок труда, методы прогнозирования, автоматизация задач, агент-ориентированное моделирование, эконометрический анализ, кадровый дефицит

**Финансирование.** Данная статья подготовлена в рамках государственного задания РАНХиГС

© Файзуллин Р. В., Мерзлякова А. Ю., 2026

**Для цитирования:** Файзуллин Р. В., Мерзлякова А. Ю. Методологические подходы к оценке влияния генеративного искусственного интеллекта на динамику рынка труда // Профессиональное образование и рынок труда. 2026. Т. 14. № 2. С. 6–27. <https://doi.org/10.52944/PORT.2026.65.2.013>

Поступила в редакцию 24 марта 2026 г.; поступила после рецензирования 14 апреля 2026 г.; принята к публикации 16 апреля 2026 г.

Original article

## Methodological approaches to assessing the impact of generative artificial intelligence on labour market dynamics

Rinat V. Fayzullin<sup>1</sup> ✉, Anastasia Yu. Merzlyakova<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA),

<sup>2</sup>Tyumen State University,

✉fayzullin-rv@ranepa.ru

### Abstract

**Introduction.** Generative artificial intelligence (GenAI) is transforming the labour market, yet existing methodological approaches to assessing its impact remain fragmented and insufficiently adapted to the Russian context of labour shortages.

**Aim.** To systematize and comparatively analyze methodological approaches for assessing the impact of GenAI on labour market dynamics and to identify directions for their application in Russian research.

**Methods.** A systematic review and comparative analysis of scientific literature (2023–2026), including studies from international research centers (IZA, NBER) and Russian publications.

**Results.** An original classification of methods is proposed: partial and general equilibrium models, econometric approaches (including survival analysis), agent-based modeling, big data analysis, task automation assessment methodology (verb-noun semantic pairs), and the analogy method. It is shown that no single method is universal, necessitating a hybridization of approaches. The Russian context is characterized by labour shortages, shifting the focus from substitution risks to workforce compensation opportunities. Econometric methods based on administrative microdata and an adapted task automation assessment methodology hold the greatest potential for Russian research.

**Scientific novelty.** This is the first systematic classification of methods for assessing the impact of GenAI on the labour market, emphasizing their applicability in the Russian context, considering spatial heterogeneity and institutional features.

**Practical significance.** The findings can inform the development of regional employment programs, skills demand monitoring, and active labour market policy measures (retraining, career guidance) amidst technological transformation.

**Keywords:** generative artificial intelligence, labour market, forecasting methods, agent-based modeling, task automation, **econometric analysis**, labour shortage

**Funding.** This article was prepared as part of a state assignment from RANEPA.

**For citation:** Fayzullin, R. V., & Merzlyakova, A. Yu. (2026). Methodological approaches to assessing the impact of generative artificial intelligence on labour market dynamics. *Vocational Education and Labour Market*, 14(2), 6–27. (In Russ.) <https://doi.org/10.52944/PORT.2026.65.2.013>

Received March 24, 2026; revised April 14, 2026; accepted April 16, 2026.

## Введение

Исследование влияния технологических изменений на рынок труда имеет давнюю традицию в экономической науке. От работ, посвященных автоматизации в обрабатывающей промышленности, до современных исследований воздействия цифровых платформ – каждый технологический сдвиг ставил перед исследователями задачу поиска адекватного методологического инструментария. Генеративный искусственный интеллект (ГИИ) в этом ряду занимает особое место: в отличие от предшествующих технологий, автоматизировавших преимущественно рутинные операции, ГИИ вторгается в сферу когнитивных и творческих задач, что требует пересмотра сложившихся подходов к анализу его воздействия на занятость.

Цель настоящей работы – систематизация существующих методологических подходов к оценке влияния ГИИ на рынок труда и определение направлений их применения в российских исследованиях с учетом пространственной неоднородности и институциональных особенностей отечественной модели рынка труда. В фокусе внимания – вопрос о том, какие методы позволяют получить надежные эмпирические оценки, пригодные для обоснования как региональной политики занятости, так и политики занятости государства в целом.

Сложность прогнозирования спроса на рынке труда с учетом влияния ГИИ определяется двумя факторами: необходимостью выбора адекватного метода анализа и требованиями к репрезентативности исходных данных. Анализ публикаций позволил выделить четыре основных типа данных, которыми оперируют исследователи:

1. *Экономические индикаторы.* Фундаментальную основу прогнозных моделей составляют макроэкономические параметры, такие как валовой внутренний продукт (ВВП), уровень безработицы, капиталоемкость и другие показатели экономической активности (Frey, Osborne, 2017; Kolade, Owoseni, 2022; Сулумов, 2021; Eloundou et al., 2023).

2. *Демографические показатели.* Учет структуры и воспроизводства населения является критически важным для оценки предложения трудовых ресурсов. Включение в модели данных о половозрастной структуре, коэффициентах рождаемости и смертности позволяет повысить точность прогнозов (Schwab, 2017; Gupta et al., 2024; Ellingrud et al., 2023).

3. *Социологические факторы.* Социокультурные тенденции и ценностные ориентации в обществе оказывают существенное влияние на профессиональное самоопределение, что, в свою очередь, трансформирует структуру спроса и предложения на рынке труда. В этой связи в моделях учитываются ожидания как работников, так и работодателей (Schwab, 2017; Kolade, Owoseni, 2022; Naapanala et al., 2023; University of Cambridge, 2024).

4. *Экспертные оценки.* В условиях неполноты или отсутствия количественных измерителей широко применяются методы сбора и агрегирования экспертных мнений, позволяющие компенсировать недостаток формализованных количественных показателей и учесть качественные аспекты технологических изменений.

Современные исследования, посвященные оценке влияния технологий ГИИ на рынок труда, методологически базируются на более ранних разработках в области экономики труда. Поскольку ГИИ не является первой технологией, вызывающей структурные сдвиги в занятости, существующие подходы к оценке технологического воздействия зачастую адаптируются из методологий, ранее применявшихся для анализа влияния иных факторов.

Прежде чем перейти к непосредственному анализу методов, важно понять, как эволюционировало само теоретическое представление о воздействии технологий на труд. Это позволит нам в дальнейшем более осознанно подходить к выбору инструментов оценки.

## Методы

В качестве источников настоящего исследования использованы научные статьи и аналитические материалы ведущих зарубежных исследовательских центров – IZA (Institute of Labour Economics, Германия) и NBER (National Bureau of Economic Research, США) – за последние 30 лет по двум тематическим направлениям: 1) методологические подходы к оценке изменений на рынке труда; 2) влияние ИИ, в частности генеративного ИИ, на трудовые функции, производительность и структуру занятости.

Процедура отбора источников включала несколько последовательных этапов. На первом этапе по английским ключевым словам (*generative AI, labour market, automation, task-based approach, computable general equilibrium (CGE), agent-based modelling (ABM), large language models (LLM)* и их русскоязычным эквивалентам) были сформированы первичные массивы публикаций. На втором этапе применялись критерии включения: наличие явного описания методологии, эмпирической верификации или теоретического обоснования; публикация в рецензируемых изданиях или авторитетных аналитических сериях. На третьем этапе отобранные работы систематизировались по типу используемого метода и уровням анализа. Сравнительный анализ методов проводился по единой системе параметров: охват уровней анализа (микро-/макроуровень), требования к данным, способность выявлять причинно-следственные связи и применимость к российскому контексту с учетом пространственной неоднородности и институциональных особенностей отечественного рынка труда.

## Результаты и обсуждение

### 1. Теоретические рамки анализа: от международного опыта к российской специфике

Классическая модель, восходящая к работе (Autor et al., 2003), рассматривала труд как набор задач. В рамках этой парадигмы технология

автоматизирует рутинные операции, дополняя человека в нестандартных ситуациях. Однако развитие ГИИ, способного к выполнению сложных когнитивных операций, потребовало концептуального обновления.

Современные исследователи предлагают переход к «экспертно-ориентированным моделям» (Autor et al., 2022; Del Rio-Chanona et al., 2025). Суть этого подхода в том, что ГИИ воздействует не на изолированные задачи, а на целостные области знаний и профессионального опыта. Это принципиально важно для понимания того, почему традиционные методы оценки могут давать искаженные результаты: если мы оцениваем автоматизацию отдельных задач, но упускаем из виду перестройку целых профессиональных областей, наши прогнозы будут неполными.

Кроме того, возникает необходимость учета организационного уровня. Как показано в исследованиях (Brynjolfsson et al., 2021), эффект от внедрения общих технологий проявляется лишь при одновременной реорганизации бизнес-процессов. Отсюда следует важный методологический вывод: методы оценки, игнорирующие организационную динамику, могут систематически занижать или завышать прогнозные эффекты.

Методологической основой исследований пространственных различий функционирования региональных рынков труда выступают две базовые теоретические конструкции: модель равновесия на локальных рынках труда (Roback, 1982) и российская модель рынка труда (Капелюшников, 2009). Первая предполагает, что различия в заработных платах и занятости между территориями отражают компенсирующие дифференциалы и процессы подстройки под локальные шоки. Вторая акцентирует институциональные особенности, сложившиеся в России в 1990-е годы: высокую гибкость заработных плат, низкую эластичность занятости, значительную роль неформальных отношений.

Применительно к анализу влияния ГИИ этот теоретический дуализм означает, что мы не можем механически переносить результаты зарубежных исследований на российские реалии. Необходим учет того, как институты российского рынка труда – система регистрации безработицы, политика пособий, активные программы содействия занятости – будут опосредовать воздействие новой технологии.

Исследования ведущих европейских центров, таких как IZA и ZEW<sup>1</sup>, результаты которых анализируются в настоящей статье, показывают, что в фокусе современной дискуссии находятся вопросы пространственной неоднородности технологических шоков и их влияния на локальные рынки труда. Этот ракурс представляется ключевым и для российских исследований, учитывая масштаб пространственной дифференциации страны.

С учетом этих теоретических уточнений обратимся к анализу конкретных методов, начиная с классических экономико-математических подходов, которые заложили фундамент современных исследований.

## 2. Классические экономико-математические модели

Логика научного познания часто движется от простого к сложному, и в экономике труда этот путь начинается с моделей частичного равновесия. Модели частичного равновесия фокусируются на анализе отдельных

<sup>1</sup> IZA – Institute of Labor Economics. <https://www.iza.org>; ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung. <https://www.zew.de>

секторов экономики в изоляции от общеэкономических эффектов. Как отмечает Н. Varian (1992), данный подход позволяет провести детальную оценку прямых эффектов, например, изменения спроса на труд в конкретной отрасли. В контексте ГИИ эти модели применяются для анализа влияния автоматизации на занятость в секторах с высокой долей когнитивных задач (Kalish, Wolf, 2023).

Однако изоляция отраслей – это одновременно и сила, и слабость метода. Модели баланса трудовых ресурсов частично преодолевают это ограничение, добавляя учет межотраслевого перетока рабочей силы. В исследовании А. О. Аверьянова, И. С. Степуть и И. С. Гуртова (2023) балансовый метод использован для прогноза кадровой потребности в сфере ИИ в России, что позволило учесть как текущее распределение занятых, так и перспективные сдвиги.

Тем не менее ни тот, ни другой подход не учитывают обратные макроэкономические связи – изменение относительных цен, переток капитала, международную торговлю. Для анализа этих эффектов требуются более сложные модели.

Если модели частичного равновесия подобны микроскопу, рассматривающему отдельную клетку, то модели общего равновесия – это панорамная съемка всего организма. Вычисляемые модели общего равновесия (Computable General Equilibrium – CGE-модели) позволяют моделировать взаимосвязи между секторами, рынками и институциональными агентами и способны отражать эффекты второго порядка: изменение относительных зарплат, перераспределение инвестиций и международную торговлю (Global trade analysis..., 1997; Brynjolfsson, McAfee, 2017).

Но прогресс не стоит на месте, и даже мощный инструмент CGE получает развитие. В 2025 г. в Scientific Reports (Nature) опубликовано исследование, предлагающее модель системной динамики для анализа влияния углубления ИИ-капитала (AI-capital deepening) на недоиспользование рабочей силы (Occhipinti et al., 2025). Ключевой результат – выявление порогового значения соотношения «ИИ-капитал/труд», после превышения которого даже высокие темпы создания новых рабочих мест не могут предотвратить падение потребления.

Применительно к российским региональным исследованиям потенциал CGE-моделей остается не вполне реализованным. Как показывает опыт анализа районов Крайнего Севера (Гильтман, 2016), учет пространственных особенностей – компенсирующих дифференциалов, специфики миграционных потоков, институциональных условий – критически важен для получения надежных оценок. Встраивание этих параметров в CGE-модели представляет собой перспективное направление дальнейших исследований.

### *3. Эконометрические подходы*

Модели равновесий, как правило, оперируют на макроуровне и требуют эмпирического наполнения, поэтому для подтверждения выдвигаемых гипотез используются методы эконометрического анализа, которые остаются основным инструментом выявления причинно-следственных связей между технологическими изменениями и рыночными показателями (Wooldridge, 2010). Современные исследования используют панельные

данные на уровне фирм и индивидуумов для оценки гетерогенных эффектов автоматизации (Autor, 2021; Gupta et al., 2024). Их сила – в строгости выводов, слабость – в требовательности к качеству данных. Расширение доступности микроданных и панельных структур позволяет переходить от агрегированных оценок к анализу гетерогенных эффектов.

Особый интерес представляют работы, использующие квази-экспериментальные дизайны. В своем исследовании D. Goller, C. Gschwendt, S. C. Wolter (2025) применяют метод разрывов (difference-in-discontinuity) для оценки влияния запуска ChatGPT на выбор профессии молодежью в Швейцарии. Результаты показывают снижение интенсивности поиска вакансий для ученичества на 8 %, причем наибольшее падение наблюдается в профессиях с высокой долей когнитивных задач. Это исследование ценно тем, что фиксирует поведенческие эффекты ожиданий: экономические агенты меняют стратегии еще до того, как технология оказала реальное воздействие на занятость.

Для российских исследований особый интерес представляет методология анализа выживаемости, применяемая для оценки длительности пребывания в безработице и вероятности трудоустройства.

Применительно к анализу влияния ГИИ данный инструментарий может быть использован для ответа на следующие вопросы:

- Как меняются шансы на трудоустройство для работников профессий, подверженных автоматизации?
- Различаются ли эффекты ГИИ для разных категорий безработных (по полу, возрасту, уровню образования)?
- Какие меры активной политики занятости наиболее эффективны в условиях технологического сдвига?

Исследование факторов, влияющих на вероятность трудоустройства официально зарегистрированных безработных (Гильгман и др., 2024), показало, что высшее образование при одновременной высокой квалификации повышает вероятность перехода на постоянную работу для женщин, а для мужчин значимым фактором выступает принадлежность к группе квалифицированных рабочих. Эти результаты указывают на необходимость дифференцированного подхода к оценке последствий автоматизации для различных социально-демографических групп.

#### *4. Современные методы микроуровневого анализа*

Традиционные подходы к прогнозированию спроса на рынке труда – эконометрические модели, методы экстраполяции трендов и макроэкономическое моделирование – часто оперируют агрегированными показателями и исходят из предпосылки о существовании «репрезентативного агента» (типичного работника или работодателя). Это ограничивает их способность учитывать структурные сдвиги в экономике, гетерогенность участников рынка и эффекты от внедрения прорывных технологий, таких как ГИИ.

В ответ на эти вызовы агентно-ориентированное моделирование – Agent-Based Modeling (ABM) – предлагает принципиально иной подход. Как отмечают J. H. Miller, S. E. Page (2007), ABM позволяет моделировать сложные адаптивные системы, каковой и является современный рынок труда. Вместо прогнозирования на основе усредненных показателей,

АВМ симулирует поведение множества гетерогенных агентов (работников с разными навыками, работодателей из различных отраслей, образовательных учреждений, регуляторов), каждый из которых действует по собственным правилам.

Спрос на труд в таких моделях возникает не как экзогенно заданный параметр, а как системный эффект микровзаимодействий: решений компаний о найме или увольнении под влиянием изменения спроса на их продукцию, решений работников о смене профессии или повышении квалификации, а также эффектов от технологических изменений. Это позволяет перейти от статичных прогнозов к анализу динамики структурных изменений.

Особую актуальность АВМ приобретает в контексте прогнозирования последствий внедрения ГИИ. Классические методы часто дают противоречивые оценки: одни прогнозируют массовое высвобождение рабочей силы, другие – создание новых рабочих мест. Агентно-ориентированный подход позволяет преодолеть эту ограниченность. Как показано в исследовании (Ghaffarzadegan et al, 2024), сопряжение АВМ с ГИИ открывает возможности для сценарного анализа того, как ИИ-трансформация конкретных рабочих процессов влияет на спрос на труд. Например:

- *на микроуровне фирмы*: ИИ-агенты могут автономно анализировать заказы, прогнозировать спрос на продукцию и оптимизировать логистику. Это высвобождает время сотрудников для более сложных задач, меняя структуру спроса внутри компании: сокращается потребность в рутинных операторах, но растет спрос на специалистов по управлению исключениями и взаимодействию с поставщиками.

- *на макроуровне рынка труда*: симуляция взаимодействия тысяч таких фирм с работниками позволяет оценить, как автоматизация одних профессий и появление новых задач в других трансформируют отраслевую и профессиональную структуру спроса. Модель может показать не просто итоговое изменение числа занятых, а траекторию перехода, потенциальные дисбалансы навыков и региональные различия.

Способность АВМ проводить виртуальные эксперименты делает его мощным инструментом не только для прогнозирования («что произойдет?»), но и для выработки стратегий реагирования («что делать?») на основе сценарного моделирования:

1. *Оценка программ переобучения* (как изменение структуры спроса на навыки под влиянием ИИ скажется на эффективности различных программ повышения квалификации);

2. *Анализ миграционной политики* (как приток работников с определенными компетенциями повлияет на удовлетворение спроса в высокотехнологичных секторах);

3. *Количественная оценка рисков* (АВМ позволяет моделировать кризисные сценарии (например, быстрое устаревание целой профессии) и оценивать риски структурной безработицы, а также тестировать меры по их смягчению) (Dawid et al., 2018).

По утверждению D. Carpentras (2025), АВМ позволяет оценивать даже последствия различных политических вмешательств.

Таким образом, АВМ смещает фокус прогнозирования спроса на труд от пассивного предсказания к активному управлению изменениями.

Моделируя сложную динамику взаимодействий между гетерогенными агентами под влиянием технологических сдвигов, этот метод позволяет не просто предвидеть будущее, но и формировать адаптивные стратегии для рынка труда, минимизируя издержки перехода для экономики и работников.

Для российских региональных исследований АВМ открывают возможность моделирования пространственных аспектов распространения ГИИ с учетом специфики локальных рынков труда.

Однако АВМ требуют богатого эмпирического наполнения – правил поведения агентов. Это закономерно приводит к методам анализа больших данных, позволяющим извлечь правила поведения агентов из реальных наблюдений.

Методы интеллектуального анализа данных (Data Mining) представляют собой развитие эконометрического инструментария в условиях цифровизации. Как отмечает (Finlay, 2014), Data Mining позволяет извлекать нетривиальные закономерности из больших массивов слабоструктурированной информации.

Цифровые платформы (LinkedIn, Avito, HeadHunter, Работа всем) становятся уникальным полигоном для исследований. (Gupta et al., 2024) применяют Data Mining для классификации профессий по степени подверженности автоматизации. Но анализ больших данных не только открывает новые возможности, но и создает новые проблемы.

Новейшее направление анализа – анализ компромиссов между регулированием данных и эффективностью ИИ. Исследование (Chen et al., 2025) на данных LinkedIn показывает, что ограничение доступа к данным для обучения моделей снижает эффективность ГИИ в подборе персонала, ухудшая показатели соответствия и усиливая трения на рынке труда.

### **5. Методология оценки степени автоматизации задач: возможности и ограничения**

Для количественной оценки влияния ГИИ на спрос на рабочую силу наиболее релевантной является методология, основанная на анализе задач (task-based approach). В отличие от подходов, оценивающих автоматизацию целых профессий, данный метод обеспечивает более детальный и дифференцированный анализ, фокусируясь на конкретных трудовых функциях, из которых состоят профессии.

Ключевой вклад в развитие этой методологии внес М. Webb (2019), предложивший использовать для оценки автоматизации семантические пары «глагол – существительное», описывающие конкретные действия и объекты приложения труда (например, «анализировать данные», «проектировать системы»).

Методика семантических пар «глагол – существительное» обеспечивает прямое содержательное сопоставление между описаниями трудовых функций в профессиональных базах данных (например, O\*NET или российских профессиональных стандартах) и описаниями технологических решений в патентах на ИИ. Это позволяет перевести вопрос автоматизации из абстрактной плоскости «заменит ли ИИ профессию X?» в конкретную плоскость: *«Какие именно задачи профессии X уже могут быть выполнены существующими технологиями, а какие – нет?»*.

Тем самым методика создает основу для количественной оценки доли автоматизируемых задач в профессии, прогнозирования изменений в спросе на конкретные навыки, а также выявления отраслевых и профессиональных групп, наиболее уязвимых или, напротив, защищенных от воздействия ГИИ.

Дальнейшее развитие методология получила в работе T. Eloundou с соавторами (2023), которые применили ее для оценки влияния больших языковых моделей (LLM), таких как ChatGPT, на рынок труда США. Предложенная ими методология анализа задач и воздействия представляет собой структурированный подход к оценке влияния больших языковых моделей на рынок труда, основанный на последовательном анализе трудовых функций. На первом этапе происходит идентификация задач, выполняемых в различных профессиях и секторах экономики, после чего проводится анализ возможности их автоматизации с помощью ГИИ. Далее задачи классифицируются по степени подверженности автоматизации: полностью автоматизируемые, частично автоматизируемые (дополняемые ИИ) и не поддающиеся автоматизации. На основе этой классификации осуществляется оценка воздействия на ключевые параметры рынка труда – занятость, производительность и требуемые навыки, что позволяет прогнозировать долгосрочные изменения в структуре занятости и распределении задач. Завершающим этапом методологии является разработка практических рекомендаций для работников и работодателей по адаптации к прогнозируемым изменениям, что делает данный подход не только диагностическим, но и прикладным инструментом регулирования рынка труда в условиях технологической трансформации.

Отчеты национального бюро экономических исследований (NBER) (Brynjolfsson, Li, 2024) показывают значительный масштаб потенциальных изменений: до 80 % работников в США могут ощутить влияние автоматизации с использованием технологии ГИИ. При этом степень влияния на работников с разным уровнем квалификации будет различной. В частности, внедрение ГИИ способно повысить ценность результатов труда работников с низким или средним уровнем квалификации.

Воздействие ГИИ на спрос на труд реализуется через два основных механизма: автоматизацию (замена человеческого труда) и дополнение, когда ИИ повышает производительность и качество работы человека. Важно подчеркнуть, что во многих практических сценариях принятие решений исключительно моделью ИИ оказывается нежелательным или невозможным. В этих случаях ИИ становится частью сложного процесса, включающего эксперта-человека. Это смещает фокус с вопроса «заменит ли ИИ человека?» на вопрос «как перераспределяются задачи между человеком и ИИ?».

Ключевой особенностью внедрения ИИ является не мгновенный скачок эффективности, а следование модели «J-образной кривой производительности» (Brynjolfsson, Li, 2024). Согласно этой концепции, на начальном этапе внедрения компании сталкиваются со значительными издержками адаптации: необходимостью интеграции новых технологий в существующие процессы, переобучения персонала и организационной перестройки. Однако по мере того, как технологические

и организационные изменения закрепляются, начинается фаза устойчивого роста производительности.

Применение задачного подхода в российских условиях сталкивается с рядом ограничений:

- отсутствие открытой базы данных задач, сопоставимой по детализации с O\*NET, что требует трудоемкого ручного анализа профессиональных стандартов;
- ограниченный доступ к данным о патентах на технологии ИИ, зарегистрированных российскими компаниями и разработчиками, в структурированном и машиночитаемом виде;
- необходимость адаптации семантического анализа под русский язык, включая разработку специализированных словарей и онтологий для корректного выделения пар «глагол – существительное» из текстов описаний трудовых функций.

Тем не менее российские исследователи активно развивают это направление, адаптируя западные методологии и разрабатывая собственные подходы к оценке влияния ГИИ на национальный рынок труда. Так, российские авторы проводят оценки потенциального воздействия автоматизации на занятость, опираясь на задачный подход, как, например, в работе В. Е. Гимпельсона и Р. И. Капелюшникова (2022), в которой анализируется риск автоматизации для различных профессиональных групп в России. Хотя эти исследования чаще опираются на методологию Фрея и Осборна (вероятность автоматизации профессий в целом), они также учитывают структуру задач внутри профессий и показывают, что в России доля рабочих мест с высоким риском автоматизации может быть выше, чем в развитых странах, из-за большей доли рутинных операций в структуре занятости.

В коллективной монографии «Кадровый код: будущее рынка труда с генеративным ИИ» (2025) исследователи РАНХиГС используют элементы задачного подхода для прогнозирования изменений спроса на навыки под влиянием цифровизации и внедрения технологий ГИИ. В их работах подчеркивается, что российский рынок труда характеризуется более медленными темпами технологического обновления, что создает временной лаг в воздействии ИИ по сравнению с развитыми странами, но также и возможность учесть их опыт при разработке политики занятости.

У этого метода есть ограничения: он хорошо работает, когда задачи четко прописаны, но хуже – когда речь идет о неявном знании и контексте. Поэтому исследователи предлагают использовать многомерную классификацию задач по четырем измерениям (Del Rio-Chanona et al., 2025): требуемые знания, четкость цели, взаимозависимость и контекст.

Когда прямых данных недостаточно, а будущее неопределенно, исследователи часто обращаются к методу аналогий, рассматриваемому в следующем разделе.

## **6. Метод аналогий**

Метод аналогий относится к группе эвристических методов познания, при которых свойства и закономерности известного явления или процесса переносятся на неизвестные объекты на основе установленного

сходства между ними в некоторых отношениях. В контексте прогнозирования рынка труда данный метод предполагает поиск исторических или структурных аналогий – ситуаций, в которых предшествующие технологические сдвиги (например, автоматизация производства, внедрение персональных компьютеров, распространение интернета) приводили к существенным изменениям в занятости, структуре профессий и требуемых навыках. Анализ последствий таких изменений для различных отраслей и профессиональных групп позволяет экстраполировать выявленные закономерности на текущую ситуацию с внедрением ГИИ.

Дополнительным направлением развития метода является кластеризация профессий и отраслей по принципу схожести ожидаемого воздействия ИИ. При наличии достоверных данных о влиянии ГИИ на одну из профессий (например, изменение уровня занятости, динамику заработных плат или производительность труда) возможно проведение обоснованных аналогий для всей группы профессий, объединенных общими характеристиками.

Примером использования метода аналогий (в сочетании с библиометрическим анализом) служит обзор H. Al Naqbi, Z. Bahrour и V. Ahmed (2024), в котором авторы исследуют влияние ГИИ на производительность труда в различных секторах, опираясь на исторические прецеденты технологических трансформаций для прогнозирования будущих тенденций и выявления пробелов в текущих приложениях ИИ.

В российской исследовательской практике метод аналогий часто применяется не изолированно, а в комбинации с другими подходами, что позволяет повысить обоснованность прогнозов. Характерным примером служит работа А. О. Аверьянова с соавторами (2023), в которой реализована комбинированная методика, интегрирующая метод аналогий и метод баланса трудовых ресурсов. При этом метод баланса трудовых ресурсов используется для количественной оценки текущего и прогнозируемого распределения работников в сфере ИИ по секторам экономики, а также для анализа изменений в структуре занятости и требуемой квалификации, а метод аналогий применяется для качественного обоснования прогнозных сценариев. Авторы обращаются к опыту предшествующих технологических преобразований и их влиянию на рынок труда, что позволяет сформулировать гипотезы о будущем спросе на специалистов в области ИИ в российских условиях.

Такой синтез методов обеспечивает более комплексный анализ, сочетающий количественную строгость балансовых расчетов с содержательными аналогиями, учитывающими как зарубежный опыт, так и российскую институциональную и экономическую специфику.

При применении метода аналогий важно учитывать качественное своеобразие текущей волны технологических изменений. Как отмечается в современных аналитических обзорах, искусственный интеллект изменяет структуру занятости значительно быстрее, чем это делали предыдущие технологические волны, такие как появление интернета или персональных компьютеров. Если ранее автоматизация касалась преимущественно физического труда, то сегодня ИИ активно берет на себя когнитивные задачи, затрагивая как офисные, так и творческие профессии. Это обстоятельство требует осторожного подбора исторических

аналогий и их критической оценки с точки зрения сопоставимости масштаба, скорости и глубины воздействия на рынок труда.

Таким образом, метод аналогий в современных условиях выступает не как самодостаточный инструмент точного прогноза, а как важный эвристический компонент комплексных методик, позволяющий генерировать гипотезы, интерпретировать количественные результаты и адаптировать зарубежный опыт к российской практике прогнозирования кадровой потребности.

### *7. Дискуссионные вопросы: производительность, контекст и эмпирические данные*

Рассмотрев основные методы, мы не можем обойти дискуссионные вопросы, которые возникают при их применении и интерпретации результатов.

Теоретические модели, в частности концепция «J-образной кривой производительности», предполагают наличие временного лага между внедрением технологии и наблюдаемым ростом производительности: на начальном этапе компании несут издержки адаптации, и лишь по завершении этой фазы начинается устойчивый рост производительности (Brunjolfsson et al., 2021). Однако эмпирические данные последних лет заставляют усомниться в масштабах и универсальности этого эффекта. Датское исследование с участием 100 000 работников показало, что использование ChatGPT экономит сотрудникам в среднем менее 3 % рабочего времени, а в ряде случаев технология даже порождает новые задачи (написание промптов, проверка результатов) (Humlum, Vestergaard, 2024). Этот результат контрастирует с лабораторными экспериментами, где рост производительности достигал 20–60 %, что указывает на критическую роль контекста внедрения: организационные барьеры, уровень цифровой зрелости компаний и характер выполняемых задач существенно модифицируют эффект от использования ИИ.

Другой важный дискуссионный вопрос – кто выигрывает от внедрения ИИ. Исследования сходятся на том, что новички получают наибольший прирост производительности в простых задачах. Влияние на высококвалифицированных работников в сложных задачах пока оценивается неоднозначно (Bessen, 2018; Autor et al., 2024).

Это означает, что агрегированные оценки влияния ИИ могут скрывать важные распределительные эффекты, которые необходимо учитывать при разработке политики.

До сих пор мы говорили об универсальных методах, но их применение к российским условиям требует учета специфического контекста. Главная особенность – острый кадровый дефицит. Согласно исследованию, проведенному одним из авторов настоящей статьи, массовое внедрение ГИИ в России может компенсировать до 80 % кадрового дефицита к 2030 г. и дать дополнительно 2,5 % к ВВП (Файзуллин и др., 2025).

Это меняет угол зрения: в России ИИ рассматривается не столько как угроза занятости, сколько как инструмент замещения отсутствующей рабочей силы. Исследователи ранжируют отрасли по потенциалу влияния ИИ: от финансового сектора, в котором дефицит кадров может быть закрыт до 100 % путем использования ИИ, до добывающей

отрасли, где за счет применения технологий ИИ дефицит можно сократить на 20–30 %.

Эмпирическое исследование на базе московских компаний показывает, что ГИИ автоматизирует рутинные задачи, смещая акцент труда в сторону стратегических функций (Сотниченко, 2025). Исходя из этого возрастает значимость *soft skills* и навыков работы с ИИ-инструментами.

### *Комбинированные подходы и сравнительный анализ*

Проведенный аналитический обзор показывает, что ни один из методов не является универсальным. Возникает естественный вопрос: можно ли их комбинировать?

Как показано в таблице, каждый метод имеет свои сильные и слабые стороны. Модели частичного равновесия эффективны на микроуровне, но игнорируют макроэффекты. CGE охватывают экономику в целом, но требуют жестких предпосылок. АВМ реалистичны, но сложны в калибровке.

Современные исследования все чаще обращаются к гибридным схемам. Так, в упомянутой уже работе А. О. Аверьянова, И. С. Степусь и И. С. Гуртова (2023) балансовый метод дополнен методом аналогий. Модели CGE начинают интегрировать поведенческие параметры из АВМ-симуляций. Например, в работе Н. Dawid, P. Harting, M. Neugart (2019) агент-ориентированная модель рынка труда служит основой для анализа макроэкономических последствий региональной политики, что позволяет учитывать гетерогенность агентов при сохранении макроэкономической согласованности. А в исследовании (Gupta et al., 2024) классификация профессий по степени подверженности автоматизации, полученная методами Data Mining, верифицируется с помощью эконометрического анализа панельных данных о занятости и заработных платах. Классическая работа D. Acemoglu с соавторами (2022) демонстрирует возможности сочетания анализа больших данных (онлайн-вакансии) с эконометрическими методами для оценки влияния ИИ на занятость

Как следует из таблицы, наибольшей эмпирической базой в зарубежных исследованиях обладают эконометрические методы и методология оценки автоматизации задач. Для российских исследований, учитывая ограниченность детализированных данных о задачах профессий, наибольший потенциал имеют эконометрические подходы с использованием административных микроданных, а также адаптация метода аналогий с учетом отраслевой и региональной специфики.

## Заключение

Подводя итог анализу методологических подходов к оценке влияния ГИИ на рынок труда, можно сделать несколько ключевых выводов.

Во-первых, методологический арсенал исследований активно развивается. Классические равновесные и эконометрические модели сохраняют свое значение, однако их ограничения стимулируют внедрение методов, ориентированных на анализ микроданных, агент-ориентированное моделирование и семантический анализ профессиональных задач.

Во-вторых, применение зарубежных методик в российских исследованиях требует обязательного учета институциональных особенностей

## Методы оценки влияния ГИИ на рынок труда: сильные и слабые стороны и примеры применения

### Methods for evaluating the impact of generative artificial intelligence on the labour market: Strengths, limitations, and illustrative applications

Методология	Сильные стороны	Слабые стороны/Ограничения	Исследования, в которых метод применяется
Модели частичного равновесия и баланса трудовых ресурсов	<ul style="list-style-type: none"> <li>Позволяют провести детальный анализ отдельных секторов</li> <li>Учитывают межотраслевой переток рабочей силы</li> <li>Относительно просты в реализации</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Не учитывают обратные макроэкономические связи</li> <li>Игнорируют изменение относительных цен и переток капитала</li> <li>Ограниченный учет пространственных эффектов</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Varian (1992): классическая работа по микроэкономическому анализу с использованием частичного равновесия</li> <li>Broecke (2023): анализ влияния ГИИ на спрос и предложение в конкретных отраслях</li> <li>Kalish, Wolf (2023): анализ демографических и институциональных факторов на спрос на труд в контексте ГИИ</li> <li>Аверьянов и др. (2023): прогноз кадровой потребности для сферы ИИ в России с использованием баланса трудовых ресурсов</li> </ul>
Модели общего равновесия (СБЕ)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Охватывают экономику в целом</li> <li>Учитывают взаимодействия между секторами</li> <li>Позволяют моделировать макроэкономические эффекты (изменение относительных зарплат, международная торговля)</li> <li>Возможность сценарного анализа</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Требуют жестких предположений о равновесии</li> <li>Сложность чувствительность к калибровке</li> <li>Сложность учета поведенческих факторов</li> <li>Ограниченная пространственная детализация</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Global trade analysis... (1997): классическая работа по применению CGE для анализа глобальной торговли</li> <li>Brynjolfsson &amp; McAfee (2017): анализ влияния ИИ на экономику с использованием макроподходов</li> <li>Kalish, Wolf (2023): анализ макроэкономических последствий автоматизации с использованием CGE-блока</li> </ul>
Эконометрические модели	<ul style="list-style-type: none"> <li>Позволяют выявлять причинно-следственные связи</li> <li>Работа с микроданными на индивидуальном и фирменном уровне</li> <li>Возможность учета пространственных эффектов</li> <li>Оценка гетерогенных эффектов для разных групп</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Требовательность к качеству и доступности данных</li> <li>Сложность установления причинности в наблюдательных исследованиях</li> <li>Ограниченная способность прогнозирования радикально новых явлений</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Wooldridge (2010): фундаментальная работа по эконометрике перекрестных и панельных данных</li> <li>Autor (2021): анализ влияния технологических изменений на занятость и заработные платы</li> <li>Gupta et al. (2024): оценка внедрения и воздействия ГИИ на структуру занятости</li> <li>Goller et al. (2025): оценка влияния запуска ChatGPT на выбор профессии молодежью (метод разрывов)</li> </ul>
Агент-ориентированные модели (АВМ)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Моделирование гетерогенных агентов с индивидуальными правилами поведения</li> <li>Учет локальных взаимодействий</li> <li>Возможность проведения виртуальных экспериментов</li> <li>Наблюдение эмерджентных макроэффектов</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Сложность валидации и калибровки</li> <li>Высокая вычислительная ресурсоемкость</li> <li>Зависимость от предположений о правилах агентов</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Miller, Page (2007): фундаментальная работа по моделированию сложных адаптивных систем</li> <li>Ghaffarzadegan (2024): сопряжение АВМ с генеративными моделями для оценки динамики рынка труда</li> </ul>
Модели на основе анализа больших данных (Data Mining)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Работа с большими массивами слабоструктурированных данных</li> <li>Мониторинг в реальном времени</li> <li>Выявление неочевидных закономерностей</li> <li>Использование данных цифровых платформ</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Зависимость от качества и репрезентативности данных</li> <li>Проблемы приватности и доступа</li> <li>Риск "шума" в данных</li> <li>Ограниченная возможность установления причинности</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Finlay (2014): методы предиктивной аналитики и анализа больших данных</li> <li>Gupta et al. (2024): классификация профессий по степени подверженности автоматизации с использованием больших данных</li> <li>Chen et al. (2025): анализ влияния ограничений доступа к данным на эффективность ГИИ в подборе персонала</li> </ul>
Методология оценки автоматизации задач (на основе текстового описания)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Высокая разрешающая способность (анализ на уровне задач)</li> <li>Привязка к реально существующим технологиям (патенты)</li> <li>Классификация профессий по степени уязвимости</li> <li>Прозрачная и воспроизводимая методология</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Зависимость от качества описаний задач (ONET)</li> <li>Зависимость от полноты патентной базы</li> <li>Отсутствие аналога O*NET для России</li> <li>Не учитывает институциональные факторы внедрения</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Webb (2019): пионерская работа по методологии «глагол-существительное»</li> <li>Eloundou et al. (2023): оценка воздействия больших языковых моделей на рынок труда США</li> <li>Brynjolfsson, Li, Raymond (2023): анализ влияния ИИ на производительность труда</li> <li>NBER (2024): анализ воздействия ГИИ на профессии с использованием данных O*NET и патентов</li> <li>Gmyrek et al. (2025) (ILO-NASK): глобальный анализ 30 000 профессиональных задач</li> </ul>
Метод аналогий	<ul style="list-style-type: none"> <li>Позволяет формировать сценарии в условиях дефицита данных</li> <li>Использует исторический опыт предшествующих технологических сдвигов</li> <li>Возможность кластеризации профессий</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Субъективность отбора аналогий</li> <li>Риск игнорирования уникальности ГИИ</li> <li>Сложность количественной оценки</li> <li>Ограниченная предсказательная сила</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Аверьянов и др. (2023): использование аналогий с другими технологическими преобразованиями для прогноза кадровой потребности в сфере ИИ</li> <li>Al Naqbi et al. (2024): комбинация метода аналогий с библиометрическим анализом</li> </ul>

Источник: составлено авторами

отечественной модели рынка труда и значительной пространственной неоднородности. Российский контекст характеризуется острым кадровым дефицитом, что смещает фокус дискуссии с рисков замещения на возможности компенсации недостающей рабочей силы.

В-третьих, полученные оценки должны быть ориентированы на выработку рекомендаций для региональной политики занятости – определение целевых групп для программ переобучения, адаптацию активных программ к условиям технологического сдвига, корректировку системы пособий с учетом меняющихся рисков длительной безработицы.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на адаптацию методологии оценки автоматизации задач к российским условиям, разработку типологии регионов по степени восприимчивости к технологическим изменениям и оценку эффективности различных мер политики занятости в условиях распространения ГИИ.

### Список литературы

1. Аверьянов, А. О., Степуть И. С., Гуртов И. С. Прогноз кадровой потребности для сферы искусственного интеллекта в России // Проблемы прогнозирования. 2023. № 1(196). С. 129–143. <https://doi.org/10.47711/0868-6351-196-129-143>
2. Гильтман М. А. Влияние заработной платы на занятость в районах Крайнего Севера России // Пространственная экономика. 2016. № 1. С. 60–80. <https://doi.org/10.14530/se.2016.1.060-080>
3. Гильтман М. А., Мерзлякова А. Ю., Мурзагулова Р. Ф. Факторы, влияющие на вероятность трудоустройства официально зарегистрированных безработных // Вопросы экономики. 2024. № 7. С. 112–135. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2024-7-112-135>
4. Гимпельсон В. Е., Капелюшников Р. И. Рутинность и риски автоматизации на российском рынке труда // Вопросы экономики. 2022. № 8. С. 68–94. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-8-68-94>
5. Кадровый код: будущее рынка труда с генеративным ИИ / отв. ред. П. Л. Отоцкий, С. В. Кобелев. Москва: РАНХиГС, 2025. 96 с.
6. Капелюшников Р. И. Конец российской модели рынка труда? Москва: Фонд «Либеральная миссия», 2009. 72 с.
7. Сотниченко А. О. Интеллектуальный труд в эпоху искусственного интеллекта: трансформация задач, навыков и требований // Петербургская социология сегодня. 2025. № 28. С. 98–131. <https://doi.org/10.25990/socinstras.pss-28.s9yg-sg61>
8. Сулумов С. Х. Структурные изменения рынка труда в условиях цифровизации экономики // Экономика и бизнес: теория и практика. 2021. № 10-2(80). С. 109–113. <https://doi.org/10.24412/2411-0450-2021-10-2-109-113>
9. Файзуллин Р. В., Отоцкий П. Л., Горлачева Е. Н., Поспелова Е. А., Харитоновна Е. С. Сценарии развития рынка труда России с учетом оценки влияния искусственного интеллекта: отраслевой разрез // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2025. Т. 18. № 1. С. 170–189. <https://doi.org/10.15838/esc.2025.1.97.10>
10. 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>

11. Al Naqbi H., Bahroun Z., Ahmed V. Enhancing work productivity through generative artificial intelligence: A comprehensive literature review // Sustainability. 2024. Vol. 16, No. 3. Article 1166. <https://doi.org/10.3390/su16031166>

12. Autor D. H. The fall of the labor share and the rise of superstar firms // The quarterly journal of economics. 2021. Vol. 135, No. 2. P. 645–709. <https://doi.org/10.1093/qje/qjaa004>

13. Autor D. H., Levy F., Murnane R. J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration // The quarterly journal of economics. 2003. Vol. 118, No. 4. P. 1279–1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>

14. Autor D., Chin C., Salomons A., Seegmiller B. New frontiers: The origins and content of new work, 1940–2018 // The quarterly journal of economics. 2024. Vol. 139, No. 3. P. 1399–1465. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae008>

15. Brynjolfsson E., McAfee A. The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. New York: W. W. Norton & Company, 2014. 306 p.

16. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The productivity J-curve // American economic journal: Macroeconomics. 2021. Vol. 13, No. 1. P. 333–372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180384>

17. Brynjolfsson, E., Li D., (2024). The economics of generative AI // NBER Reporter, 2024. No. 1. <https://www.nber.org/reporter/2024number1/economics-generative-ai>

18. Carpentras D. Agent-based modeling and social systems simulation // Reference module in social sciences. Elsevier, 2025. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-26629-4.00042-3>

19. Chen L., Gao C., Leung A., Wang X. When assurance undermines intelligence: The efficiency costs of data governance in AI-enabled labor markets // arXiv. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2511.01923>

20. Dawid H., Harting P., Neugart M. Cohesion policy and inequality dynamics: Insights from a heterogeneous agents macroeconomic model // Journal of economic behavior & organization. 2018. Vol. 150. P. 220–255. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2018.03.015>

21. Del Rio-Chanona R. M., Ernst E., Merola R., Samaan D., Dettloff O. AI and jobs: A review of theory, estimates, and evidence // arXiv. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.15265>

22. Ellingrud K., Sanghvi S., Singh Dandona G., Madgavkar A., Chui M., White O., Hasebe P., Renaud L. Generative AI and the future of work in America. McKinsey Global Institute, 2023. <https://www.mckinsey.com/mgi/our-research/generative-ai-and-the-future-of-work-in-america>

23. Eloundou T., Manning S., Mishkin P., Rock D. GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models // arXiv. 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.10130>

24. Finlay S. Predictive analytics, data mining and big data. London: Palgrave Macmillan, 2014. 248 p. <https://doi.org/10.1057/9781137379283>

25. Frey C. B., Osborne M. A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? // Technological forecasting and social change. 2017. Vol. 114. P. 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>

26. Ghaffarzagadan N., Majumdar A., Williams R., Hosseinichimeh N.

Generative agent-based modeling: an introduction and tutorial // System Dynamics Review. 2024. No. 40. e1761. <https://doi.org/10.1002/sdr.1761>

27. Global trade analysis: Modeling and applications / Ed. by T. W. Hertel. Cambridge: Cambridge University Press, 1997. 404 p. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139174688>

28. 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. 2025. No. 140. International Labour Organization. <https://doi.org/10.54394/HETP0387>

29. Goller D., Gschwendt C., Wolter S. C. This time it's different – Generative artificial intelligence and occupational choice // Labour economics. 2025. Vol. 95. Article 102746. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2025.102746>

30. Gupta R., Nair K., Mishra M., Ibrahim B., Bhardwaj S Adoption and impacts of generative artificial intelligence: Theoretical underpinnings and research agenda // International journal of information management data insights. 2024. Vol. 4, No. 1. Article 100232. <https://doi.org/10.1016/j.ijimei.2024.100232>

31. Haapanala H., Marx I., Parolin Z. Robots and unions: The moderating effect of organised labour on technological unemployment // Economic and industrial democracy. 2023. Vol. 44, No. 3. P. 827–852. <https://doi.org/10.1177/0143831X221086397>

32. Humlum A., Vestergaard E. The adoption of ChatGPT // IZA Discussion Paper. No. 17483. <https://www.iza.org/publications/dp/16992/the-adoption-of-chatgpt>

33. Kalish I., Wolf M. Generative AI and the labor market: A case for techno-optimism // Deloitte Insights. 2023, December 13. <https://www2.deloitte.com/xe/en/insights/economy/generative-ai-impact-on-jobs.html>

34. Kolade O., Owoseni A. Employment 5.0: The work of the future and the future of work // Technology in Society. 2022. Vol. 71. Article 102086. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102086>

35. Miller J. H., Page S. E. Complex adaptive systems: An introduction to computational models of social life. Princeton: Princeton University Press, 2007. 263 p.

36. Occhipinti J.-A. et al. Generative AI may create a socioeconomic tipping point through labour displacement // Scientific reports. 2025. Vol. 15. Article 13594. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08498-x>

37. Roback J. Wages, rents, and the quality of life // Journal of political economy. 1982. Vol. 90. No. 6. P. 1257–1278. <https://doi.org/10.1086/261120>

38. Schwab K. The fourth industrial revolution. New York: Crown Currency, 2017. 192 p.

39. Szabó-Szentgróti G., Végvári B., Varga J. Impact of Industry 4.0 and digitization on labor market for 2030 – verification of Keynes' prediction // Sustainability. 2021. Vol. 13, No. 14. Article 7703. <https://doi.org/10.3390/su13147703>

40. University of Cambridge. Working a four-day week boosts employee well-being while preserving productivity, major six-month trial finds // ScienceDaily. 21.02.2023. <https://www.sciencedaily.com/releases/2023/02/230221113132.htm>

41. Varian H. R. Microeconomic analysis. New York: W. W. Norton & Company, 1992. 576 p.

42. Webb M. The impact of artificial intelligence on the labor market //

SSRN. 2019. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3482150>

43. Wooldridge J. M. *Econometric analysis of cross section and panel data*. Cambridge: MIT Press, 2010. 741 p.

## References

- 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>
- Al Naqbi, H., Bahroun, Z., & Ahmed, V. (2024). Enhancing work productivity through generative artificial intelligence: A comprehensive literature review. *Sustainability*, 16(3), 1166. <https://doi.org/10.3390/su16031166>
- Autor, D. H. (2021). The fall of the labor share and the rise of superstar firms. *The Quarterly Journal of Economics*, 135(2), 645–709. <https://doi.org/10.1093/qje/qjaa004>
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Autor, D., Chin, C., Salomons, A., & Seegmiller, B. (2024). New frontiers: The origins and content of new work, 1940–2018. *The Quarterly Journal of Economics*, 139(3), 1399–1465. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae008>
- Averyanov, A. O., Stepus, I. S., & Gurtov, V. A. (2023). Forecast of staffing needs for the artificial intelligence sector in Russia. *Studies on Russian Economic Development*, 1, 85–95. <https://doi.org/10.1134/S1075700723010021>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- Brynjolfsson, E., Li, D., (2024). The economics of generative AI. NBER Reporter, 1. <https://www.nber.org/reporter/2024number1/economics-generative-ai>
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180384>
- Carpentras, D. (2025). Agent-based modeling and social systems simulation. In *Reference Module in Social Sciences*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-26629-4.00042-3>
- Chen, L., Gao, C., Leung, A., & Wang, X. (2025). *When assurance undermines intelligence: The efficiency costs of data governance in AI-enabled labor markets*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2511.01923>
- Dawid, H., Harting, P., & Neugart, M. (2018). Cohesion policy and inequality dynamics: Insights from a heterogeneous agents macroeconomic model. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 150, 220–255. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2018.03.015>
- Del Rio-Chanona, R. M., Ernst, E., Merola, R., Samaan, D., & Dettloff, O. (2025). *AI and jobs. A review of theory, estimates, and evidence*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.15265>
- Ellingrud, K., Sanghvi, S., Singh Dandona, G, Madgavkar, A., Chui, M., White, O., Hasebe, P., & Renaud, L. (2023). *Generative AI and the future of work in America*. McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/mgi/our-research/generative-ai-and-the-future-of-work-in-america>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). *GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2303.10130>
- Faizullin, R. V., Ototsky, P. L., Gorlacheva, E. N., Pospelova, E. A., & Kharitonova, E. S.

- (2025). Assessing the impact of artificial intelligence on Russian labor market development scenarios: Industry analysis. *Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast*, 18(1), 170–189. (In Russ.) <https://doi.org/10.15838/esc.2025.1.97.10>
- Finlay, S. (2014). *Predictive analytics, data mining and big data*. Palgrave Macmillan. <https://doi.org/10.1057/9781137379283>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Ghaffarzagdegan, N., Majumdar, A., Williams, R. & Hosseinichimeh, N. (2024), Generative agent-based modeling: an introduction and tutorial. *System Dynamics Review*, 40, e1761. <https://doi.org/10.1002/sdr.1761>
- Giltman, M. A. (2016). Wages' impact on employment in the extreme North of Russia. *Prostranstvennaya Ekonomika*, 1, 60–80. (In Russ.) <https://doi.org/10.14530/se.2016.1.060-080>
- Giltman, M. A., Merzlyakova, A. Y., & Murzagulova, R. F. (2024). Factors affecting the probability of employment of officially registered unemployed. *Voprosy Ekonomiki*, 7, 112–135. (In Russ.) <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2024-7-112-135>
- Gimpelson, V. E., & Kapelyushnikov, R. I. (2022). Work routines and risks of automation in the Russian labor market. *Voprosy Ekonomiki*, 8, 68–94. (In Russ.) <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-8-68-94>
- 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 No. 140). International Labour Organization. <https://doi.org/10.54394/HETP0387>
- Goller, D., Gschwendt, C., & Wolter, S. C. (2025). This time it's different – Generative artificial intelligence and occupational choice. *Labour Economics*, 95, 102746. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2025.102746>
- Gupta, R., Nair, K., Mishra, M., Ibrahim, B., & Bhardwaj, S. (2024). Adoption and impacts of generative artificial intelligence: Theoretical underpinnings and research agenda. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(1), Article 100232. <https://doi.org/10.1016/j.ijimei.2024.100232>
- Haapanala, H., Marx, I., & Parolin, Z. (2023). Robots and unions: The moderating effect of organised labour on technological unemployment. *Economic and Industrial Democracy*, 44(3), 827–852. <https://doi.org/10.1177/0143831X221086397>
- Hertel, T. W. (Ed.). (1997). *Global trade analysis: Modeling and applications*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139174688>
- Humlum, A. & Vestergaard, E. (2024). The Adoption of ChatGPT. *IZA Discussion Paper*, 16992. <https://www.iza.org/publications/dp/16992/the-adoption-of-chatgpt>
- Kalish, I., & Wolf, M. (2023, December 13). *Generative AI and the labor market*. Deloitte Insights. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/economy/generative-ai-impact-on-jobs.html>
- Kapelyushnikov, R. I. (2009). *Konets rossiiskoi modeli rynka truda?* [The end of the Russian labor market model?]. *Liberalnaya missiya*. (In Russ.)
- Kolade, O., & Owoseni, A. (2022). Employment 5.0: The work of the future and the future of work. *Technology in Society*, 71, 102086. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102086>
- Miller, J. H., & Page, S. E. (2009). *Complex adaptive systems: An introduction*

- to computational models of social life. Princeton University Press.
- Occhipinti, J.-A., Hynes, W., Prodan, A., Eyre, H., Green, R., Burrow, S., Tanner, M., Buchanan, J., Ujdur, G., Destrebecq, F., Song, C., Carnevale, S., Hickie, I. B., & Heffernan, M. (2025). Generative AI may create a socioeconomic tipping point through labour displacement. *Scientific Reports*, 15, Article 13594. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08498-x>
- Ototskii, P. L., & Kobelev, S. V. (Eds.). (2025). *Kadrovyy kod: budushchee rynka truda s generativnym II* [The personnel code: The future of the labor market with generative AI]. RANEPА. (In Russ.)
- Roback, J. (1982). Wages, rents, and the quality of life. *Journal of Political Economy*, 90(6), 1257–1278. <https://doi.org/10.1086/261120>
- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. Crown Currency.
- Sotnichenko, A. O. (2025). Intellectual labor in the age of AI: Transformation of tasks, skills, and requirements. *St. Petersburg Sociology Today*, 28, 98–131. (In Russ.) <https://doi.org/10.25990/socinstras.pss-28.s9yg-sg61>
- Sulumov, S. Kh. (2022). Structural changes in the labor market in the conditions of the digitalization of the economy. *Journal of Economy and Business*, 10-2(80), 109–113. (In Russ.) <https://doi.org/10.24412/2411-0450-2021-10-2-109-113>
- Szabó-Szentgróti, G., Végvári, B., & Varga, J. (2021). Impact of Industry 4.0 and digitization on labor market for 2030-verification of Keynes' prediction. *Sustainability*, 13(14), 7703. <https://doi.org/10.3390/su13147703>
- University of Cambridge. (2023, February 21). Working a four-day week boosts employee wellbeing while preserving productivity, major six-month trial finds. *ScienceDaily*. <https://www.sciencedaily.com/releases/2023/02/230221113132.htm>
- Varian, H. R. (1992). *Microeconomic analysis* (3rd ed.). W. W. Norton & Company.
- Webb, M. (2019). *The impact of artificial intelligence on the labor market*. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3482150>
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT Press.

## Информация об авторах

**Файзуллин Ринат Васильевич**, канд. экон. наук, доцент, эксперт дирекции приоритетных образовательных инициатив Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, ORCID: <https://orcid.org/0002-1179-3910>. fayzullin-rv@ranepa.ru

**Мерзлякова Анастасия Юрьевна**, канд. экон. наук, ведущий научный сотрудник дирекции приоритетных образовательных инициатив Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации; профессор научно-учебной лаборатории исследований рынка труда Финансово-экономического института Тюменского государственного университета, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5647-7420>, a.y.merzlyakova@utmn.ru

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

## Information about the authors

**Rinat V. Fayzullin**, Cand. Sci. (Economics), Expert of the Directorate of Priority Educational Initiatives of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, ORCID: <https://orcid.org/0002-1179-3910>, fayzullin-rv@ranepa.ru

**Anastasia Yu. Merzlyakova**, Cand. Sci. (Economics), Leading Researcher of the Directorate of Priority Educational Initiatives of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration; Professor of the Educational Laboratory for Labour Market Research at the Institute of Finance and Economics of the Tyumen State University, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5647-7420>, a.y.merzlyakova@utmn.ru

***Conflict of interests:*** the authors declare no conflict of interest.  
All authors have read and approved the final manuscript.