



Artificial Intelligence Exposure and Employment Dynamics in Kazakhstan: A Sectoral Analysis

Gulzat K. Iskakova^{a*}, Lyalya T. Sarykulova^a, Laura T. Sarykulova^b

^aTaraz University named after M.Kh. Dulaty, Taraz, Kazakhstan

^bUniversity named after Zh.A. Tashenev, Shymkent, Kazakhstan

ABSTRACT

The rapid spread of generative artificial intelligence (AI) has raised the question of its impact on employment not only in developed but also in transition economies. The purpose of the article is to assess the social aspects of employment transformation in Kazakhstan in the context of the spread of artificial intelligence based on a comparison of employment dynamics and the level of its formalization in sectors with different exposure to AI in 2010-2024. The methodology includes an industry classification of AI exposure based on the international AI Industry Exposure index, a comparative analysis of employment dynamics, calculation of average annual growth rates, correlation analysis and intergroup statistical tests. The initial information base was made up of official data from the Bureau of National Statistics of the Republic of Kazakhstan on 17 types of economic activity for 2010-2024. The results showed that in 2010-2024, the average employment growth was 58.5% in sectors with high exposure to AI versus 31.1% and 34.7% in sectors with medium and low exposure, respectively. After 2022, the average annual employment growth rate in high-exposure sectors decreased from 3.58% to 1.98%, while in low-exposure sectors it increased from 1.33% to 2.28%. The relationship between the level of exposure to AI and the change in growth rates after 2022 turned out to be negative and statistically significant ($r=-0.53$; $p=0.028$). The results obtained do not allow us to establish the causal effect of AI on employment, however, they record differences in industry dynamics after the beginning of the spread of generative AI and indicate the need for further analysis at the level of professions and work tasks.

ARTICLE HISTORY

Received: 27 June 2026

Revised: 06 August 2026

Accepted: 30 August 2026

Published: 30 September 2026

KEYWORDS

Labor Market; Employment; Human Capital; Artificial Intelligence; Digital Transformation; Social Impact; Industry Structure

FINANCIAL SUPPORT

The study was not sponsored (own resources)



Conflict of interest:

author(s) declare that there is no conflict of interest

***Corresponding author:** Iskakova G.K. – PhD, Taraz University named after M.Kh. Dulaty, Taraz, Kazakhstan, email: gk.iskakova@dulaty.kz

For citation: Iskakova, G.K., Sarykulova, L.T. & Sarykulova, L.T. (2026). Artificial Intelligence Exposure and Employment Dynamics in Kazakhstan: A Sectoral Analysis. *Qainar Journal of Social Science*, 5(3), 131-150. <https://doi.org/10.58732/2958-7212-2026-3-131-150>

Copyright: ©2026 by the author(s). This article is distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).

Жасанды интеллектке экспозиция және Қазақстандағы жұмыспен қамту динамикасы: салалық талдау

Искакова Г.К.^{а*}, Сарыкулова Л.Т.^а, Сарыкулова Л.Т.^б

^аМ.Х. Дулати атындағы Тараз университеті, Тараз, Қазақстан

^бЖұмабек Ахметұлы Тәшенев атындағы университет, Шымкент, Қазақстан

ТҮЙІН

Генеративті жасанды интеллекттің (бұдан әрі – ЖИ) қарқынды таралуы оның жұмыспен қамтуға ықпалы мәселесін тек дамыған елдерде ғана емес, өтпелі экономикаларда да өзекті етті. Мақаланың мақсаты – 2010–2024 жж. ЖИ-ге экспозиция деңгейі әртүрлі секторлардағы жұмыспен қамту динамикасы мен оның формалдану деңгейін салыстыру негізінде жасанды интеллекттің таралуы жағдайындағы Қазақстандағы жұмыспен қамту трансформациясының әлеуметтік аспектілерін бағалау. Әдіснама ЖИ-ге экспозицияны халықаралық AI Industry Exposure индексі негізінде салалық жіктеуді, жұмыспен қамту динамикасын салыстырмалы талдауды, орташа жылдық өсу қарқынын есептеуді, корреляциялық талдауды және топаралық статистикалық тесттерді қамтиды. Зерттеудің бастапқы ақпараттық базасын Қазақстан Республикасы Ұлттық статистика бюросының 2010–2024 жж. экономикалық қызметтің 17 түрі бойынша ресми деректері құрады. Нәтижелер 2010–2024 жж. ЖИ-ге экспозициясы жоғары секторларда жұмыспен қамтудың орташа өсімі 58.5%-ды, ал экспозициясы орташа және төмен секторларда тиісінше 31.1% және 34.7%-ды құрағанын көрсетті. 2022 жылдан кейін ЖИ-ге экспозициясы жоғары секторларда жұмыспен қамтудың орташа жылдық өсу қарқыны 3.58%-дан 1.98%-ға дейін төмендеді, ал экспозициясы төмен секторларда 1.33%-дан 2.28%-ға дейін өсті. ЖИ-ге экспозиция деңгейі мен 2022 жылдан кейінгі өсу қарқынының өзгеруі арасындағы байланыс теріс және статистикалық тұрғыдан маңызды болды ($r=-0.53$; $p=0.028$). Алынған нәтижелер ЖИ-дің жұмыспен қамтуға себеп-салдарлық ықпалын анықтауға мүмкіндік бермейді, алайда генеративті ЖИ тарала бастағаннан кейінгі салалық динамикадағы айырмашылықтарды тіркейді және кәсіптер мен еңбек міндеттері деңгейінде одан әрі талдау жүргізу қажеттігін көрсетеді.

МАҚАЛАНЫҢ ТАРИХЫ

Қабылданды: 27 маусым 2026

Қайта қаралды: 06 тамыз 2026

Жариялауға қабылданды: 30 тамыз 2026

Жарияланды: 30 қыркүйек 2026

ТҮЙІН СӨЗДЕР

еңбек нарығы; жұмыспен қамту; адами капитал; жасанды интеллект; цифрлық трансформация; әлеуметтік әсер; салалық құрылым

ҚАРЖЫЛАНДЫРУ

Зерттеу демеушілік қолдау көрсеткен жоқ (меншікті ресурстар)

Мүдделер қақтығысы:

автор(лар) мүдделер қақтығысының жоқтығын мәлімдейді

***Хат-хабаршы авторы:** Искакова Г.К. – PhD, М.Х. Дулати атындағы Тараз университеті, Тараз, Қазақстан, email: gk.iskakova@dulaty.kz

Дәйексөз үшін: Искакова Г.К., Сарыкулова Л.Т., Сарыкулова Л.Т. (2026). Жасанды интеллектке экспозиция және Қазақстандағы жұмыспен қамту динамикасы: салалық талдау. Қайнар әлеуметтік ғылымдар журналы, 5(3), 131-150. <https://doi.org/10.58732/2958-7212-2026-3-131-150>

Экспозиция к искусственному интеллекту и динамика занятости в Казахстане: отраслевой анализ

Искакова Г.К.^{а*}, Сарыкулова Л.Т.^а, Сарыкулова Л.Т.^б

^аТаразский университет им. М.Х. Дулати, Тараз, Казахстан

^бУниверситет им. Жумабека Ахметулы Ташенев, Шымкент, Казахстан

АННОТАЦИЯ

Быстрое распространение генеративного искусственного интеллекта (далее - ИИ) поставило вопрос о его влиянии на занятость не только в развитых, но и в переходных экономиках. Цель статьи – оценить социальные аспекты трансформации занятости в Казахстане в условиях распространения искусственного интеллекта на основе сопоставления динамики занятости и уровня её формализации в секторах с различной экспозицией к ИИ в 2010–2024 гг. Методология включает отраслевую классификацию экспозиции к ИИ на основе международного индекса AI Industry Exposure, сравнительный анализ динамики занятости, расчёт среднегодовых темпов роста, корреляционный анализ и межгрупповые статистические тесты. Исходную информационную базу составили официальные данные Бюро национальной статистики Республики Казахстан по 17 видам экономической деятельности за 2010–2024 гг. Результаты показали, что за 2010–2024 гг. средний прирост занятости составил 58.5% в секторах с высокой экспозицией к ИИ против 31.1% и 34.7% в секторах со средней и низкой экспозицией соответственно. После 2022 г. среднегодовой темп роста занятости в секторах высокой экспозиции снизился с 3.58% до 1.98%, тогда как в секторах низкой экспозиции увеличился с 1.33% до 2.28%. Связь между уровнем экспозиции к ИИ и изменением темпов роста после 2022 г. оказалась отрицательной и статистически значимой ($r=-0.53$; $p=0.028$). Полученные результаты не позволяют установить причинное влияние ИИ на занятость, однако фиксируют различия в отраслевой динамике после начала распространения генеративного ИИ и указывают на необходимость дальнейшего анализа на уровне профессий и трудовых задач.

ИСТОРИЯ СТАТЬИ

Получено: 27 июня 2026

Доработано: 06 августа 2026

Принято: 30 августа 2026

Опубликовано: 30 сентября 2026

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

рынок труда; занятость; человеческий капитал; искусственный интеллект; цифровая трансформация; социальный эффект; отраслевая структура

ФИНАНСИРОВАНИЕ

исследование не имело спонсорской поддержки (собственные ресурсы)

Конфликт интересов:

авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

***Автор-корреспондент:** Искакова Г.К. – PhD, Таразский университет им. М.Х. Дулати, Тараз, Казахстан, email: gk.iskakova@dulaty.kz

Для цитирования: Искакова Г.К., Сарыкулова Л.Т., Сарыкулова Л.Т. (2026). Экспозиция к искусственному интеллекту и динамика занятости в Казахстане: отраслевой анализ. Кайнар журнал социальных наук, 5(3), 131-150. <https://doi.org/10.58732/2958-7212-2026-3-131-150>

1. Введение

Волна генеративных моделей искусственного интеллекта (далее – ИИ), развернувшаяся в 2023–2026 гг., изменила постановку вопроса об автоматизации труда. Если исследования 2010-х годов были сосредоточены преимущественно на промышленной робототехнике и вытеснении рутинного физического труда, то современная волна технологических изменений затрагивает когнитивные функции и высококвалифицированные профессии, ранее считавшиеся относительно защищёнными от автоматизации (Eloundou et al., 2024). По оценкам Международного валютного фонда, воздействию ИИ потенциально подвержено около 40% рабочих мест в мировой экономике, однако этот показатель существенно различается в зависимости от уровня дохода стран: около 60% в развитых экономиках и 40% в странах с формирующимся рынком (Cazzaniga et al., 2024). В казахстанском контексте вопросы развития человеческого капитала и трансформации трудовых ресурсов также рассматриваются в современных исследованиях (Kaliyeva et al., 2025; Sabirova et al., 2024).

Проблема воздействия ИИ на рынок труда приобретает не только экономическое, но и выраженное социальное значение, поскольку затрагивает устойчивость занятости, качество рабочих мест, профессиональную адаптацию работников и риски усиления неравенства между различными группами населения. Поэтому важна методология измерения экспозиции занятости к ИИ, которая сформирована преимущественно на данных развитых экономик (Frey & Osborne, 2017; Acemoglu & Restrepo, 2022; Eloundou et al., 2024) и лишь в ограниченной степени применялась к развивающимся странам и странам с формирующимся рынком. Систематических эмпирических исследований, посвящённых оценке экспозиции занятости к ИИ в Казахстане и странах Центральной Азии, на момент подготовки настоящей статьи выявлено не было. Это формирует исследовательский пробел, на восполнение которого направлена настоящая работа.

Научная новизна исследования заключается в проведении первой для Казахстана и Центральной Азии эмпирической оценки динамики занятости в разрезе секторов с различным уровнем экспозиции к ИИ, а также в применении сравнительного анализа периодов до и после начала активной диффузии генеративного ИИ, позволяющего разграничить долгосрочные структурные тенденции и краткосрочный отклик рынка труда на распространение новых технологий. Цель статьи – оценить социальные аспекты трансформации занятости в Казахстане в условиях распространения искусственного интеллекта на основе сопоставления динамики занятости и уровня её формализации в секторах с различной экспозицией к ИИ в 2010–2024 гг.

В исследовании проверяются следующие гипотезы.

(1) Гипотеза 1. Секторы с высокой экспозицией к ИИ – финансовая деятельность, ИКТ, профессиональные и государственные услуги в 2010–2024 гг. не демонстрируют сокращения занятости и в среднем характеризуются более высокими темпами её роста по сравнению с секторами с низкой экспозицией.

(2) Гипотеза 2. Рост занятости в секторах с высокой экспозицией к ИИ сопровождается более высокой долей формальной занятости, что согласуется с гипотезой о преимущественно комплементарной, а не замещающей роли ИИ по отношению к квалифицированному труду.

(3) Гипотеза 3. Структурная трансформация занятости в Казахстане в 2010–2024 гг., выражающаяся в увеличении доли сектора услуг и сокращении доли сельского хозяйства, происходит в направлении, которое в международной литературе ассоциируется с повышением общей экспозиции экономики к ИИ.

2. Литературный обзор

Современная экономическая теория автоматизации исходит из того, что объектом технологического замещения выступают не профессии целиком, а отдельные трудовые задачи. Основы данного подхода были заложены Аджемоглу и Аутором, которые показали, что технический прогресс, смещённый в пользу квалифицированного труда, увеличивает спрос на работников, чьи функции комплементарны новым технологиям, и одновременно сокращает спрос на труд, связанный с выполнением задач, поддающихся автоматизации (Acemoglu & Autor, 2011). Аджемоглу и Рестрепо развили данный подход в рамках формальной модели «вытеснения задач». На данных США авторы показали, что от половины до двух третей изменений в структуре заработной платы за последние десятилетия связано с относительным снижением оплаты труда работников, специализирующихся на выполнении рутинных и легко автоматизируемых операций (Acemoglu & Restrepo, 2022). Новейшие данные на уровне предприятий подтверждают вывод о том, что использование ИИ значительно чаще приводит к замещению отдельных трудовых задач, чем к непосредственному сокращению числа рабочих мест. Это подчёркивает необходимость разграничивать экспозицию отдельных задач к ИИ и итоговые изменения занятости (Bonney et al., 2024; Ghosh et al., 2024).

Одной из первых масштабных попыток количественно оценить риск автоматизации на уровне отдельных профессий стало исследование Фрея и Осборна. Применив вероятностную классификацию на основе экспертных оценок инженерных ограничений автоматизации, включая ловкость рук, творческое мышление и социальный интеллект, авторы установили, что около 47% занятости в США подвержено высокому риску компьютеризации (Frey & Osborne, 2017). Фелтен, Радж и Симанс развили данный подход, предложив индекс профессиональной экспозиции к искусственному интеллекту, который отражает не вероятность полного вытеснения работников, а степень пересечения выполняемых ими профессиональных задач с расширяющимися возможностями систем ИИ (Felten et al., 2021). Вместе с тем эмпирические результаты свидетельствуют не только о комплементарном воздействии ИИ на занятость. На данных крупной онлайн-платформы другие авторы обнаружили снижение занятости и доходов фрилансеров в профессиях, наиболее непосредственно затронутых генеративным ИИ, что свидетельствует о возможности краткосрочного эффекта вытеснения даже среди квалифицированных работников (Hui et al., 2024).

Наиболее актуальное направление исследований связано с распространением генеративного ИИ и больших языковых моделей. Элунду и соавторы, сочетая экспертные оценки с классификацией на основе GPT-4, установили, что около 80% рабочей силы США потенциально подвержено воздействию больших языковых моделей как минимум в отношении 10% выполняемых трудовых задач, а для 19% работников такое воздействие может охватывать не менее половины задач (Eloundou et al., 2024). При этом, в отличие от предыдущих волн автоматизации, экспозиция к ИИ распространяется на профессии с

различным уровнем оплаты труда, включая высокооплачиваемые и высококвалифицированные виды деятельности. Для настоящего исследования особенно важно, что в работах Элунду и соавторы, а так же Фелтен и его соавторов, оценки экспозиции представлены также в отраслевой разбивке, что создаёт основу для сопоставления международных оценок с видами экономической деятельности Казахстана (Eloundou et al., 2024; Felten et al., 2021).

Ключевым эмпирическим ориентиром для анализа развивающихся экономик является межстрановое исследование Каццаниги и соавторов, выполненное экспертами Международного валютного фонда (Cazzaniga et al., 2024). В данной работе профессии классифицируются одновременно по степени экспозиции к ИИ и уровню комплементарности с ним. Такой подход позволяет выделить три категории: низкую экспозицию (LE); высокую экспозицию в сочетании с высокой комплементарностью (НЕНС), при которой ожидается преимущественное повышение производительности при относительно низком риске вытеснения занятости; высокую экспозицию в сочетании с низкой комплементарностью (HELC), для которой риск вытеснения работников является наиболее высоким.

Результаты исследования показывают, что в развитой экономике доля занятости в обеих категориях высокой экспозиции выше, чем в развивающейся: в Великобритании на категорию НЕНС приходится 35%, а на HELC - 30%, тогда как в Бразилии соответствующие показатели составляют 19 и 25%. Кроме того, работники без высшего образования в Бразилии статистически значимо чаще перемещаются из относительно высокооплачиваемых профессий категории HELC в профессии с низкой экспозицией к ИИ, что может сопровождаться потерей дохода вместо получения преимуществ от технологической комплементарности. Такой результат важен для настоящего исследования по двум причинам. Во-первых, он показывает, что более низкий уровень экономического развития сам по себе не исключает значимой экспозиции рынка труда к ИИ; различия проявляются прежде всего в структуре занятости и соотношении профессий с высокой и низкой комплементарностью. Во-вторых, полученные результаты дают эмпирические основания учитывать роль образования и человеческого капитала как факторов, способных влиять на последствия технологических изменений. В настоящей статье данный механизм оценивается лишь косвенно посредством сопоставления структурных характеристик и динамики занятости на агрегированном уровне.

Теоретическая связь между уровнем образования работников и результатами технологических изменений на рынке труда была сформулирована задолго до появления индексов экспозиции профессий к ИИ. Классическая теория человеческого капитала (Becker, 1964; Schultz, 1961) предполагает, что накопленный человеческий капитал повышает способность работников адаптироваться к технологическим изменениям, осваивать новые навыки и перераспределяться между видами деятельности и трудовыми задачами. Данный теоретический механизм сохраняет актуальность в современных исследованиях технологической автоматизации и получает дальнейшее развитие в работах, посвящённых генеративному ИИ (Bonney et al., 2024; Cazzaniga et al., 2024; Brynjolfsson et al., 2025).

Для настоящего исследования данный механизм важен не как самостоятельный объект измерения, а как теоретическая основа интерпретации гипотезы 2. Если высокая

экспозиция к ИИ в квалифицированных видах деятельности в большей степени связана с комплементарностью технологий и труда, чем с прямым замещением работников, это может проявляться в более устойчивых характеристиках занятости в соответствующих секторах. В условиях имеющихся агрегированных данных одним из доступных показателей такой устойчивости выступает доля формальной занятости. При этом данный показатель рассматривается не как прямое измерение человеческого капитала или технологической комплементарности, а как косвенный структурный индикатор качества и институциональной устойчивости занятости.

Снижение доли оплаты труда в ВВП при одновременном усилении доходного неравенства на макроуровне согласуется с более широкой концепцией технического прогресса, смещённого в пользу капитала, при котором выгоды от автоматизации могут в большей степени аккумулироваться у владельцев капитала, тогда как создание новых высокопроизводительных и высокооплачиваемых трудовых задач происходит медленнее (Acemoglu & Restrepo, 2022). Определение непосредственного вклада ИИ в подобные структурные изменения в Казахстане требует отдельного исследования и выходит за рамки настоящей работы. Вместе с тем сопоставление динамики соответствующих показателей с выводами международной литературы позволяет использовать их в эмпирической части исследования как элементы более широкого контекста трансформации рынка труда.

Глобальная оценка Международной организации труда также показывает, что воздействие генеративного ИИ в большей степени связано с трансформацией и дополнением трудовых задач, чем с полной автоматизацией профессий, при этом уровень экспозиции существенно различается между странами в зависимости от структуры занятости и уровня дохода (Gmyrek et al., 2023). Таким образом, к настоящему времени в международной литературе сформировался ряд широко используемых методологических подходов к оценке экспозиции труда к ИИ, дополненных первыми межстрановыми исследованиями, охватывающими развивающиеся экономики и страны с формирующимся рынком (Frey & Osborne, 2017; Felten et al., 2021; Eloundou et al., 2024; Cazzaniga et al., 2024). Вместе с тем применение этих подходов к рынкам труда Казахстана и Центральной Азии остаётся ограниченным. На момент подготовки настоящей статьи систематических исследований, оценивающих отраслевую экспозицию занятости к ИИ в Казахстане на основе официальной статистики, выявлено не было.

Таким образом, международная литература сформировала несколько взаимодополняющих подходов к оценке воздействия ИИ на рынок труда: анализ автоматизируемости отдельных трудовых задач, построение индексов профессиональной и отраслевой экспозиции к ИИ, а также разграничение эффектов замещения и комплементарности. Вместе с тем применение этих подходов к рынкам труда Казахстана и других стран Центральной Азии остаётся ограниченным. На момент проведения исследования систематических работ, в которых отраслевая экспозиция занятости к ИИ в Казахстане сопоставлялась бы с фактической динамикой занятости на основе официальной статистики, выявлено не было.

Настоящее исследование направлено на восполнение данного пробела посредством адаптации международных оценок экспозиции к ИИ к отраслевой структуре занятости Казахстана за 2010–2024 гг. Дополнительно сопоставляются долгосрочная динамика занятости и изменения, наблюдаемые после начала массовой публичной диффузии

генеративного ИИ в конце 2022 г. Такой подход позволяет рассматривать изменения 2023–2024 гг. в контексте более длительного структурного тренда, не интерпретируя их автоматически как причинный эффект внедрения ИИ.

3. Методы исследования

Основу исследования составляет количественный анализ динамики занятости в Казахстане за 2010–2024 гг. по видам экономической деятельности с последующим сопоставлением отраслевой структуры занятости с международными оценками экспозиции к ИИ. Эмпирическая база исследования включает следующие источники:

(1) Годовые данные о численности занятого населения по 17 видам экономической деятельности за 2010–2024 гг., опубликованные Бюро национальной статистики Агентства по стратегическому планированию и реформам Республики Казахстан (Bureau of National Statistics, 2025).

(2) Панель индикаторов достойного труда, рассчитываемых Бюро национальной статистики РК по методологии Международной организации труда. Для периода 2010–2024 гг. используются следующие показатели: уровень занятости и безработицы; доля молодёжи, не занятой в сфере образования, занятости или профессиональной подготовки (NEET); доля неформальной занятости; доля работников с низкой заработной платой; гендерный разрыв в оплате труда; темпы роста производительности труда; коэффициент дифференциации доходов P90/P10; структура занятости по укрупнённым секторам экономики – сельское хозяйство, промышленность и строительство, сфера услуг.

(3) Данные о доле наёмных работников в общей численности занятых по 17 видам экономической деятельности за 2022 г., полученные на основе обследования рабочей силы Бюро национальной статистики РК, проводимого в соответствии со стандартами МОТ. При этом доля наёмных работников не интерпретируется как прямой эквивалент формальной или продуктивной занятости.

Прямой расчёт профессионального индекса экспозиции к ИИ для Казахстана ограничен доступностью статистических данных: официальная статистика занятости не предоставляет достаточной детализации по профессиональным группам, необходимой для прямого воспроизведения индексов, основанных на сопоставлении профессий и отдельных трудовых задач. В связи с этим в настоящем исследовании применяется отраслевой подход. Каждый из 17 видов экономической деятельности Казахстана был сопоставлен с наиболее близкой отраслевой категорией североамериканской классификации Североамериканской системы классификации отраслей (North American Industry Classification System, NAICS). В качестве количественной основы использован индекс отраслевой экспозиции к искусственному интеллекту – AI Industry Exposure (AIIЕ), разработанный на основе профессионального индекса AIOE Фелтена, Раджа и Симанса (Felten et al., 2021). AIIЕ отражает средний уровень экспозиции профессий, представленных в соответствующей отрасли, к возможностям технологий искусственного интеллекта. Более высокие значения индекса соответствуют более высокой относительной экспозиции отрасли к ИИ.

Значения AIIЕ получены из приложения к данным авторов и приведены к уровню агрегирования NAICS, сопоставимому с укрупнёнными видами экономической деятельности казахстанского ОКЭД. После ранжирования отраслей по величине AIIЕ они

были первоначально распределены на три группы экспозиции: низкую, среднюю и высокую на основе терцилей распределения.

Полученное распределение дополнительно сопоставлялось с содержательными характеристиками отраслей и результатами независимых исследований генеративного ИИ. В частности, международные оценки показывают более высокую экспозицию видов деятельности, интенсивно использующих информацию и когнитивные задачи, и относительно более низкую экспозицию ряда видов физического производства, сельского хозяйства и добывающей деятельности (Eloundou et al., 2024).

После первоначального распределения по терциям классификация отдельных отраслей была скорректирована с учётом характера выполняемых трудовых задач и результатов международных исследований экспозиции к генеративному искусственному интеллекту. Такие корректировки применялись только в случаях, когда отраслевое значение АИЕ не отражало существенную внутриотраслевую концентрацию когнитивных либо физических трудовых задач. Скорректированные позиции отмечены в таблице 1.

Таблица 1. Классификация видов экономической деятельности Казахстана по группам экспозиции к ИИ.
Table 1. Classification of economic activities in Kazakhstan by exposure groups to AI.

Вид деятельности (ОКЭД РК)	Международный аналог (NAICS)	АИЕ	Группа
Финансовая и страховая деятельность	Finance and Insurance (52)	2.053	Высокая
Профессиональная, научная и техническая деятельность	Professional, Scientific, Technical (54)	1.595	Высокая
Образование	Educational Services (61)	1.324	Высокая
Информация и связь	Information (51)	1.268	Высокая
Операции с недвижимым имуществом	Real Estate and Rental (53)	0.509	Высокая*
Государственное управление и оборона	Public Administration (92)	-	-
Административное и вспомогательное обслуживание	Administrative Support Services (56)	-0.211	Высокая***
Здравоохранение и соц. обслуживание	Health Care and Social Assistance (62)	0.561	Средняя*
Оптовая и розничная торговля	Wholesale (42) / Retail (44-45)	0.126	Средняя
Транспорт и складирование	Transportation and Warehousing (48-49)	-0.393	Средняя***
Обрабатывающая промышленность	Manufacturing (31-33)	-0.484	Средняя*
Услуги по проживанию и питанию	Accommodation and Food Services (72)	-0.932	Низкая
Водоснабжение; удаление отходов	Water, Sewage, Waste Management (2213,562)	-0.767	Низкая
Горнодобывающая промышленность	Mining, Quarrying, Oil and Gas (21)	-0.678	Низкая
Снабжение электроэнергией, газом, водой	Electric Power, Natural Gas (2211-2212)	0.277	Низкая***
Строительство	Construction (23)	-0.997	Низкая
Сельское, лесное и рыбное хозяйство	Agriculture, Forestry, Fishing (11)	-1.558	Низкая

Примечание: рассчитано авторами.

Понятие «продуктивная занятость», используемое в настоящей работе, рассматривается как многомерная категория и не сводится к одному статистическому показателю. С учётом ограничений доступных агрегированных данных эмпирический анализ охватывает два взаимодополняющих измерения рынка труда:

(1) изменение численности занятых по видам экономической деятельности за 2010–2024 гг., характеризующее способность секторов создавать и сохранять рабочие места;

(2) долю наёмных работников в общей занятости по видам экономической деятельности за 2022 г., используемую как дополнительную характеристику институциональной структуры занятости.

При этом доля наёмных работников не отождествляется напрямую ни с формальной, ни с продуктивной занятостью. Она используется как доступный отраслевой структурный показатель и интерпретируется совместно с национальными индикаторами достойного труда.

Дополнительный контекст формируют показатели неформальной занятости, низкой оплаты труда, гендерного разрыва в заработной плате, безработицы, производительности труда, неравенства доходов и доли оплаты труда в ВВП. Данные показатели используются преимущественно для описания общей трансформации качества занятости и не включаются непосредственно в основные статистические тесты отраслевой экспозиции к ИИ. Таким образом, исследование не претендует на построение интегрального показателя продуктивной занятости, а оценивает отдельные количественные и структурные характеристики занятости, релевантные концепции продуктивной и достойной занятости в контексте ЦУР 8.

Для сопоставления долгосрочной структурной динамики занятости с изменениями после начала массового распространения генеративного ИИ исследуемый период разделён на 2010–2022 и 2022–2024 гг. Для каждого вида экономической деятельности рассчитан среднегодовой темп роста занятости (CAGR) за оба периода, а разница между ними используется как показатель ускорения или замедления динамики занятости.

Конец 2022 г. рассматривается не как момент идентифицированного причинного воздействия, а как условная граница начала массовой публичной диффузии генеративных языковых моделей. Поэтому сравнение периодов позволяет установить, изменялась ли динамика занятости в секторах с различным уровнем экспозиции после 2022 г., но не позволяет непосредственно приписывать выявленные изменения воздействию ИИ. Короткий постдиффузионный период и отсутствие контрфактуальной группы требуют осторожной интерпретации полученных результатов.

Для каждого из 17 видов экономической деятельности рассчитаны совокупный прирост занятости за 2010–2024 гг., CAGR за 2010–2022 и 2022–2024 гг. и разница между темпами роста двух периодов. Связь уровня экспозиции к ИИ с показателями динамики занятости оценивается с использованием ранговой корреляции Спирмена и перестановочных r -значений, что позволяет учитывать малый объём выборки и порядковый характер переменной экспозиции. Различия между группами низкой, средней и высокой экспозиции дополнительно проверяются тестом Краскела-Уоллиса. Параметрические оценки используются как анализ устойчивости результатов.

Динамика национальных индикаторов достойного труда за 2010–2024 гг. анализируется описательно и используется для характеристики более широкого контекста трансформации рынка труда.

Ограничения данных

Использование отраслевого уровня агрегации вместо анализа на уровне отдельных профессий неизбежно усредняет внутриотраслевую неоднородность содержания труда и

степени экспозиции к ИИ. В результате различия между профессиями с существенно разным набором трудовых задач могут не отражаться в отраслевой оценке экспозиции. Малое число наблюдений ($n = 17$ видов экономической деятельности) ограничивает статистическую мощность применяемых методов и требует осторожности при интерпретации статистически незначимых результатов. Кроме того, использование оценок отраслевой экспозиции, полученных в международных исследованиях, а не рассчитанных непосредственно на данных Казахстана, предполагает определённую сопоставимость структуры занятости и содержания трудовых задач в аналогичных отраслях разных стран. Данное допущение может выполняться не полностью для видов экономической деятельности с выраженной национальной спецификой.

4. Результаты

Согласно международным оценкам, доля занятости, подверженной воздействию ИИ, существенно различается в зависимости от уровня экономического развития: она составляет около 60% в развитых экономиках, 40% в экономиках с формирующимся рынком и 26% в странах с низким доходом (Cazzaniga et al., 2024). Расчёты Бюро национальной статистики РК на основе таблиц «ресурсы - использование» показывают, что доля цифровых отраслей в ВВП Казахстана в 2023 г. составила около 2,4% при среднегодовом темпе роста цифрового ВВП 15,46% за 2018–2023 гг., что почти вдвое превышает темп роста экономики в целом (Bureau of National Statistics, 2025; ADB, 2025). Высокая интенсивность цифровизации проявляется и в развитии цифрового государственного управления. Согласно UN E-Government Survey 2024, Казахстан занял 24-е место среди 193 стран по индексу развития электронного правительства (United Nations, 2024). При этом около 93% государственных услуг доступны в электронном формате (ИТА, 2026). Вместе с тем позиции Казахстана по другим международным индексам остаются более умеренными, а в Global Innovation Index 2025 Казахстан занимает 81-е место среди 139 экономик (WIPO, 2025). Такое сочетание высоких показателей цифровизации государственного управления с более сдержанными позициями в области инновационного потенциала свидетельствует о неоднородности цифровой трансформации Казахстана.

Согласно панели индикаторов достойного труда Бюро национальной статистики РК, доля занятых в сельском хозяйстве сократилась с 28,3% в 2010 г. до 11,1% в 2024 г., тогда как доля занятых в промышленности и строительстве изменилась незначительно — с 18,7% до 19,8%. Одновременно доля занятых в сфере услуг увеличилась с 53,0% до 69,1% (рисунок 1).

Параллельно доля неформальной занятости в общей численности занятых сократилась почти втрое — с 37,0% в 2010 г. до 12,0% в 2024 г., что свидетельствует о существенном повышении уровня формализации занятости. Гендерный разрыв в оплате труда за тот же период уменьшился с 34,0% до 26,5%. Доля молодёжи, не занятой в сфере образования, занятости или профессиональной подготовки (NEET), снизилась с 8,2% до 6,5%. В то же время показатель неравенства доходов P90/P10 увеличился с 5,72 до 6,2, а доля оплаты труда в ВВП сократилась с 34,3% до 31,0%. Такая динамика качественно согласуется с рассматриваемым в международной литературе снижением доли труда в доходах в условиях технологической автоматизации (Acemoglu & Restrepo, 2022). Вместе с тем агреги-

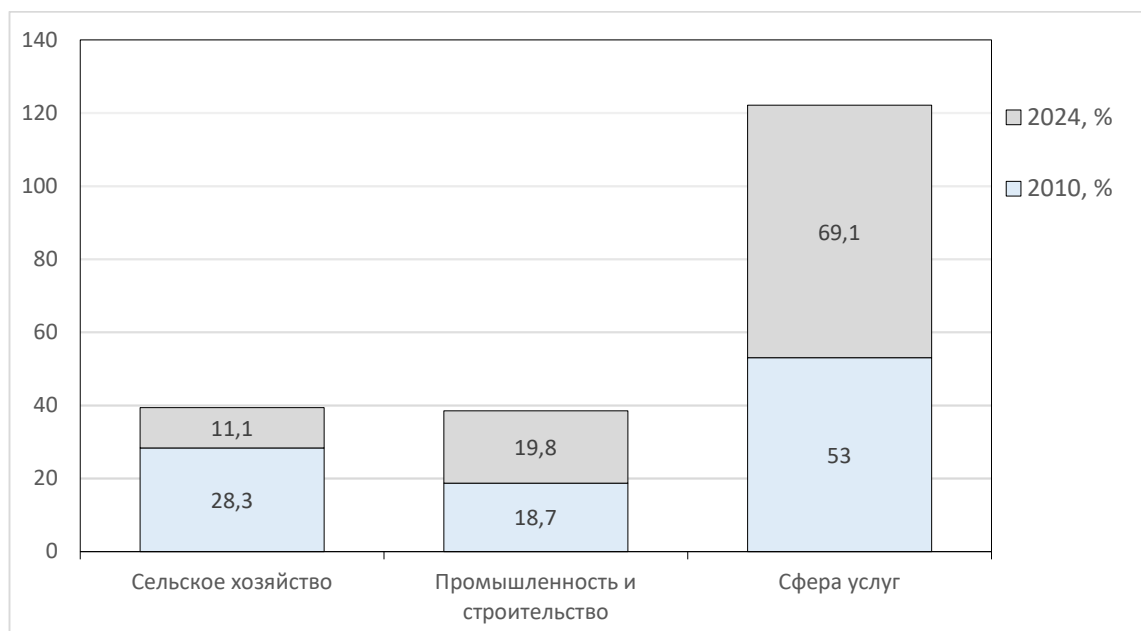


Рисунок 1. Структура занятости по основным секторам экономики Казахстана в 2010 и 2024 гг., %.

Figure 1. Employment structure by major economic sectors in Kazakhstan, 2010 and 2024, %.

гированные данные по Казахстану не позволяют установить, в какой степени эти изменения связаны непосредственно с распространением ИИ. Динамика производительности труда характеризуется выраженными колебаниями. В 2020 г., на который пришёлся пандемийный шок, индекс производительности труда составил 97,5, что соответствует снижению на 2,5% по сравнению с предыдущим годом. К 2024 г. темп роста производительности труда восстановился до 3,7%.

В таблице 2 представлен прирост занятости за 2010–2024 гг. по 17 видам экономической деятельности с указанием соответствующей группы экспозиции к ИИ.

Таблица 2. Прирост занятости по видам экономической деятельности и группе экспозиции к ИИ в Казахстане за 2010-2024 гг.

Table 2. Employment growth by economic activity and AI exposure group in Kazakhstan for 2010–2024.

Вид экономической деятельности	Численность занятых, 2010 г., тыс. чел.	Численность занятых, 2024 г., тыс. чел.	Прирост, %	Группа экспозиции к ИИ	Доля наёмных работников, 2022, %
Информация и связь	109.3	188.5	+72.4	Высокая	92.9
Финансовая и страховая деятельность	104.7	202.5	+93.4	Высокая	95.8
Профессиональная, научная и техническая деятельность	149.3	263.6	+76.5	Высокая	87.9
Административное и вспомогательное обслуживание	167.4	277.2	+65.6	Высокая	93.7
Государственное управление и оборона	376.5	517.0	+37.3	Высокая	100.0
Операции с недвижимым имуществом	139.0	162.9	+17.2	Высокая	79.5

Здравоохранение и соц. обслуживание	370.2	583.9	+57.7	Средняя	97.0
Транспорт и складирование	511.8	670.1	+30.9	Средняя	62.1
Образование	816.3	1198.4	+46.8	Высокая	97.9
Оптовая и розничная торговля	1224.2	1529.0	+24.9	Средняя	54.3
Обрабатывающая промышленность	565.6	625.9	+10.7	Средняя	90.3
Предоставление услуг по проживанию и питанию	105.1	232.5	+121.2	Низкая	82.2
Водоснабжение; удаление отходов	57.4	92.5	+61.2	Низкая	95.9
Горнодобывающая промышленность	193.7	284.3	+46.8	Низкая	100.0
Снабжение электроэнергией, газом, водой	132.1	155.1	+17.4	Низкая	100.0
Строительство	569.8	665.5	+16.8	Низкая	73.4
Сельское, лесное и рыбное хозяйство	2294.9	1027.9	-55.2	Низкая	43.3

Примечание: рассчитано авторами по данным Bureau of National Statistics (2025).

Секторы с высокой экспозицией к ИИ в среднем выросли на 58.5%, тогда как секторы со средней экспозицией — на 31.1%, а с низкой — на 34.7%. Таким образом, описательная динамика соответствует направлению гипотезы 1: высокоэкспонированные секторы характеризуются более высоким средним приростом занятости. Однако однофакторный дисперсионный анализ не выявил статистически значимых различий между тремя группами ($F(2, 14) = 0,83$; $p = 0,46$). С учётом малого объёма выборки ($n=17$) и наличия экстремальных значений устойчивость результата была дополнительно проверена тестом Уэлча и критерием Краскела—Уоллиса; оба теста также не выявили статистически значимых межгрупповых различий $F(2, 8,46) = 1,87$; $p = 0,21$; Kruskal-Wallis: $H(2)=2,79$; $p = 0,25$).

Связь между порядковым уровнем экспозиции к ИИ и приростом занятости также оказалась положительной, но статистически незначимой: коэффициент Спирмена составил $\rho = 0,32$ ($\rho \approx 0,21$), коэффициент Пирсона равен 0.28. Таким образом, результаты описательно согласуются с гипотезой 1, однако статистического подтверждения она не получила.

С учётом малого числа наблюдений и неравномерного размера групп ($n=7$, $n=4$ и $n=6$) статистическая мощность анализа ограничена, поэтому отсутствие статистически значимых межгрупповых различий следует интерпретировать с осторожностью. Единственным видом экономической деятельности, в котором за 2010–2024 гг. наблюдалось сокращение занятости, является сельское, лесное и рыбное хозяйство (–55,2%), относящееся к группе низкой экспозиции к ИИ. Учитывая длительный период сокращения занятости в данном секторе, начавшийся задолго до массового распространения генеративного ИИ, выявленная динамика не может интерпретироваться как следствие воздействия генеративных моделей и, вероятно, связана с более широкими процессами структурной трансформации экономики и перераспределения рабочей силы между секторами.

Секторы с высокой экспозицией к ИИ характеризуются наиболее высокой средней долей наёмных работников – 92.5%, по сравнению с 75.9% в группе средней экспозиции и 82.5% в группе низкой экспозиции. Вместе с тем монотонной зависимости между уровнем

экспозиции и формализацией занятости не наблюдается: значение для группы средней экспозиции ниже, чем для группы низкой экспозиции. Формальные статистические тесты также не выявляют значимых различий между группами: однофакторный ANOVA даёт $F(2.14)=1.33$; $p = 0.29$, коэффициент корреляции Пирсона составляет 0.27; $p = 0.29$, а коэффициент Спирмена равен 0.12; $p = 0.66$. Следовательно, гипотеза Г2 получает лишь частичную описательную поддержку: высокоэкспонированные отрасли в среднем характеризуются большей долей наёмной занятости, однако статистически значимой и монотонной связи при имеющемся числе наблюдений не установлено.

Отдельные отрасли демонстрируют существенные отклонения от общей групповой тенденции. Так, сектор «Операции с недвижимым имуществом», отнесённый к группе высокой экспозиции, характеризуется сравнительно небольшим приростом занятости за 2010–2024 гг. и наиболее низкой долей наёмных работников внутри данной группы. В то же время сектор «Водоснабжение; удаление отходов», относящийся к группе низкой экспозиции, показал прирост занятости на 61.2%. Эти различия свидетельствуют о том, что динамика отдельных отраслей определяется не только потенциальной экспозицией к ИИ, но и другими отраслевыми и структурными факторами, которые невозможно полностью учесть при агрегированном уровне анализа.

Сектор «Информация и связь» представляет иной пример: занятость в нём увеличилась на 72.4% за 2010–2024 гг. при одновременно высокой международной оценке экспозиции к ИИ. Такая динамика согласуется с теоретическим сценарием высокой экспозиции при высокой комплементарности труда и технологий (Cazzaniga et al., 2024) и с эффектом восстановления новых трудовых задач в модели Acemoglu и Restrepo (2022). Вместе с тем наблюдаемая связь не позволяет утверждать, что рост занятости был вызван непосредственно внедрением ИИ.

Сопоставление уровней занятости в 2010 и 2024 гг. не позволяет различить долгосрочный структурный тренд и краткосрочные изменения, наблюдавшиеся после начала массового распространения генеративного ИИ в конце 2022 г. Для сопоставления этих двух периодов по каждому сектору рассчитан среднегодовой темп роста занятости (CAGR) за 2010–2022 гг. и 2022–2024 гг., а также разница между полученными темпами, характеризующая ускорение или замедление роста в процентных пунктах (Таблица 3).

Таблица 3. Среднегодовые темпы роста занятости до и после начала диффузии генеративного ИИ по группам экспозиции.

Table 3. Average annual employment growth rates before and after the diffusion of generative AI, by exposure group.

Группа экспозиции к ИИ (n)	Средний CAGR 2010–2022, %	Средний CAGR 2022–2024, %	Ускорение/замедление, п.п.
Низкая (n=6)	1.33	2.28	+0.95
Средняя (n=5)	2.13	1.75	–0.38
Высокая (n=6)	3.58	1.98	–1.60

Примечание: рассчитано авторами по данным Bureau of National Statistics (2025).

В секторах низкой экспозиции среднегодовой темп роста занятости увеличился с 1,33% до 2,28%, или на 0,95 п.п. В секторах средней экспозиции он снизился с 2,13% до 1,75%, или на 0,38 п.п., а высокой — с 3,58% до 1,98%, или на 1,60 п.п.

В отличие от результатов за весь период 2010–2024 гг., где связь между уровнем экспозиции и приростом занятости была положительной, но статистически незначимой,

связь уровня экспозиции с изменением темпа роста после 2022 г. оказалась отрицательной и статистически значимой по коэффициентам Пирсона ($r = -0.53$; $p = 0.028$) и Спирмена ($\rho = -0.50$; $p = 0.041$). Вместе с тем однофакторный дисперсионный анализ не выявил статистически значимых межгрупповых различий ($F(2,14) = 2.75$; $p = 0.10$), как и критерий Краскела-Уоллиса ($H(2) = 4.01$; $p = 0.13$). Расхождение между результатами корреляционного анализа и межгрупповых тестов указывает на необходимость осторожной интерпретации полученного результата.

Полученный результат имеет несколько ограничений. Во-первых, период после начала массового распространения генеративного ИИ охватывает только 2022–2024 гг., поэтому оценки чувствительны к краткосрочным колебаниям и другим макроэкономическим факторам, включая постпандемийное восстановление.

Во-вторых, замедление темпов роста в высокоэкспонированных секторах не означает абсолютного сокращения занятости. Как показано в Таблице 2, за весь период 2010–2024 гг. эти отрасли по-прежнему характеризуются более высоким средним приростом занятости. Речь идёт об изменении темпа роста относительно собственного додиффузионного тренда, а не о развороте общей тенденции.

В-третьих, при $n = 17$ и наличии только двух лет постдиффузионных наблюдений статистическая мощность анализа ограничена. Поэтому выявленную отрицательную связь следует рассматривать как предварительный эмпирический сигнал, требующий проверки на более продолжительном временном ряду.

Внутри группы высокой экспозиции также наблюдаются разнонаправленные отраслевые траектории. Так, сектор «Информация и связь» после 2022 г. ускорил темп роста занятости на 2.84 п.п. с 3.57% до 6.41% в год, тогда как в секторах «Административное и вспомогательное обслуживание» и «Операции с недвижимым имуществом» темпы роста снизились соответственно на 5.06 и 2.44 п.п. Такая неоднородность показывает, что единая отраслевая категория высокой экспозиции может скрывать существенные различия между отдельными видами деятельности и дополнительно обосновывает необходимость дальнейшего анализа на уровне профессий и трудовых задач.

В таблице 4 обобщены результаты проверки гипотез с указанием применённых методов анализа и степени статистической подтверждённости полученных выводов.

Таблица 4. Итоговые результаты проверки гипотез.

Table 4. Summary of hypothesis testing results.

Гипотеза	Формулировка (кратко)	Применённый метод	Статус / достоверность
Гипотеза 1	Секторы с высокой экспозицией к ИИ за 2010–2024 гг. не демонстрируют сокращения занятости и в среднем растут быстрее секторов с низкой экспозицией	ANOVA, тест Уэлча, критерий Краскела-Уоллиса, корреляции Пирсона и Спирмена ($n = 17$)	Статистически значимых межгрупповых различий не выявлено: средний прирост занятости составляет 58.5% в группе высокой экспозиции против 31.1% в средней и 34.7% в низкой.
Гипотеза 2	Рост занятости в высокоэкспонированных секторах сопровождается более высокой долей формальной занятости	Сопоставление доли наёмных работников по группам экспозиции; ANOVA; корреляции Пирсона и Спирмена ($n = 17$)	Описательно согласуется с гипотезой, однако статистического подтверждения не получено: средняя доля наёмных работников составляет 92,5% в группе

высокой экспозиции против 75,9% и 82,5% в группах средней и низкой экспозиции соответственно. Описательные данные соответствуют предполагаемому направлению структурных изменений: доля услуг увеличилась с 53,0% до 69,1%, а доля сельского хозяйства сократилась с 28,3% до 11,1%. Однако изменение совокупной экспозиции экономики к ИИ непосредственно не оценивалось.

Гипотеза 3

Структурная трансформация занятости Казахстана, выражающаяся в росте доли услуг и сокращении доли сельского хозяйства, происходит в направлении, которое международная литература связывает с увеличением экспозиции экономики к ИИ

Описательный анализ структуры занятости по укрупнённым секторам за 2010–2024 гг.

Примечание: составлено авторами.

Таким образом, результаты проверки гипотез показывают, что влияние экспозиции к ИИ на динамику занятости в Казахстане не является однозначным. С одной стороны, секторы с высокой экспозицией к ИИ демонстрировали более высокие темпы роста занятости и характеризовались большей долей наёмных работников. С другой стороны, статистические тесты не подтвердили наличие устойчивых различий между группами с различным уровнем экспозиции. Это означает, что сама по себе высокая потенциальная подверженность ИИ не определяет сокращение или рост занятости, а фактическая динамика зависит от отраслевой специфики, структуры трудовых задач и способности экономики адаптироваться к технологическим изменениям. Наиболее выраженные изменения наблюдаются не в абсолютном сокращении рабочих мест, а в изменении темпов роста занятости после 2022 года, что указывает на необходимость дальнейшего анализа долгосрочных эффектов распространения генеративного ИИ.

5. Обсуждение

Полученные результаты не дают оснований рассматривать высокую экспозицию к искусственному интеллекту как фактор, который сам по себе приводит к сокращению занятости. В Казахстане секторы с высокой экспозицией к ИИ согласно используемой международной классификации в 2010–2024 гг. в среднем демонстрировали более высокий прирост занятости по сравнению с секторами средней и низкой экспозиции. Вместе с тем межгрупповые различия оказались статистически незначимыми, поэтому данный результат следует интерпретировать как описательную тенденцию, а не как подтверждённый эффект. Такая картина согласуется с современными исследованиями, показывающими, что высокая экспозиция к ИИ не обязательно означает вытеснение работников, поскольку последствия технологических изменений зависят от соотношения эффектов замещения и комплементарности, содержания трудовых задач, уровня квалификации и структуры занятости (Cazzaniga et al., 2024; Gmyrek et al., 2023; Bonney et al., 2024).

Сокращение занятости в сельском хозяйстве требует отдельной интерпретации. Снижение численности занятых в этом секторе могло отражать более длительные процессы

структурной трансформации и механизации, начавшиеся задолго до массового распространения генеративного ИИ. Поэтому сокращение сельскохозяйственной занятости нельзя непосредственно связывать с воздействием больших языковых моделей. Разграничение различных каналов технологического воздействия — традиционной механизации, роботизации и генеративного ИИ — имеет принципиальное значение для интерпретации отраслевой динамики.

Одновременно доля неформальной занятости в Казахстане снизилась с 37.0% в 2010 г. до 12.0% в 2024 г., гендерный разрыв в оплате труда — с 34.0% до 26.5%, тогда как доля занятых в сфере услуг существенно увеличилась. Такие изменения характеризуют более широкий процесс структурной трансформации и формализации рынка труда. В то же время показатель неравенства доходов P90/P10 вырос с 5.72 до 6.20, а доля оплаты труда в ВВП снизилась с 34.3% до 31.0%, что свидетельствует о неоднородности социально-экономических результатов происходящей трансформации. Данное наблюдение качественно созвучно международной дискуссии о влиянии автоматизации на распределение доходов между трудом и капиталом (Acemoglu & Restrepo, 2022).

Наконец, результаты подчёркивают необходимость различать экспозицию к ИИ и фактическое вытеснение занятости. Высокая экспозиция показывает степень потенциального пересечения выполняемых трудовых задач с возможностями ИИ, но сама по себе не определяет направление изменения занятости. Итоговый результат зависит от соотношения эффектов вытеснения и восстановления, институциональных условий, человеческого капитала и способности работников и организаций адаптироваться к новым технологиям. Наблюдаемое сочетание более быстрого роста высокоэкспонированных отраслей с более высокой долей наёмной занятости в этой группе не доказывает причинно-следственной связи, но представляет эмпирический паттерн, требующий дальнейшей проверки на более детализированных данных.

6. Заключение

Сопоставление официальной статистики занятости Казахстана за 2010–2024 гг. с международной отраслевой классификацией экспозиции к ИИ показывает, что секторы с высокой экспозицией характеризовались более высоким средним приростом занятости — 58.5%, по сравнению с 31.1% в группе средней и 34.7% в группе низкой экспозиции. Вместе с тем статистически значимых межгрупповых различий не выявлено. Таким образом, результаты описательно согласуются с гипотезой 1, однако её статистического подтверждения не получено.

Доля наёмных работников также была наиболее высокой в группе высокой экспозиции 92.5%, по сравнению с 75.9% в группе средней и 82.5% в группе низкой экспозиции. Однако монотонной и статистически значимой связи между уровнем экспозиции и данным показателем не установлено. Следовательно, гипотеза 2 получает лишь частичную описательную поддержку. Структура занятости Казахстана за исследуемый период также существенно изменилась: доля услуг увеличилась с 53.0% до 69.1%, тогда как доля сельского хозяйства сократилась с 28.3% до 11.1%. Одновременно наблюдались сокращение неформальной занятости и гендерного разрыва в оплате труда, с одной стороны, и рост неравенства доходов при снижении доли оплаты труда в ВВП с другой. Эти тенденции

свидетельствуют о сложном и неоднородном характере структурной трансформации рынка труда.

Сравнение среднегодовых темпов роста занятости до и после начала массового распространения генеративного ИИ позволяет дополнительно оценить изменение отраслевой динамики после 2022 г. Однако короткий постдиффузионный период, малое число наблюдений и отсутствие контрольной группы не позволяют интерпретировать выявленные изменения как причинный эффект генеративного ИИ.

Ключевое методологическое ограничение исследования связано с отраслевым уровнем агрегации, который не позволяет учитывать существенную неоднородность профессий и трудовых задач внутри отдельных видов экономической деятельности и строго разграничивать эффекты вытеснения и комплементарности. Перспективным направлением дальнейших исследований является анализ на уровне профессиональных групп и трудовых задач с построением индекса экспозиции к ИИ, адаптированного к национальному классификатору занятий, а также расширение временного ряда наблюдений после начала распространения генеративного ИИ.

Практические результаты исследования указывают на необходимость развития цифровых и ИИ-компетенций работников, адресных программ переподготовки для профессий, наиболее подверженных трансформации трудовых задач, а также совершенствования статистического наблюдения за занятостью на уровне профессиональных групп. При разработке политики цифровой трансформации необходимо одновременно учитывать динамику качества занятости, доходного неравенства и распределения доходов между трудом и капиталом.

Author Contributions: Conceptualization and theoretical framework, GI, LS; Methodology and research design, LS, LS; Software, GI, LS, LS; Validation, GI; Formal analysis, GI, LS, LS; Investigation, GI, LS, LS; Resources, LS, LS; Data curation, GI, LS, LS; Draft writing, GI; Writing-review and editing, GI; Visualization, GI, LS, LS; Supervision, GI; Project Administration, GI, LS, LS; Funding acquisition, GI, LS, LS. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

References

- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In O. Ashenfelter & D. Card (Eds.), *Handbook of labor economics* (Vol. 4B, pp. 1043–1171). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2022). Tasks, automation, and the rise in US wage inequality. *Econometrica*, 90(5), 1973–2016. <https://doi.org/10.3982/ECTA19815>
- ADB. (2025). Key Indicators Database. Asian Development Bank. Retrieved May 15, 2026 from <https://kidb.adb.org>
- Becker, G. S. (1964). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. University of Chicago Press.
- Bonney, K., Breaux, C., Buffington, C., Dinlersoz, E., Foster, L., Goldschlag, N., Haltiwanger, J., Kroff, Z., & Savage, K. (2024). The impact of AI on the workforce: Tasks versus jobs? *Economics Letters*, 244, 111971. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2024.111971>
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae044>
- Bureau of National Statistics. (2025). Official statistical data. Retrieved May 15, 2026 from <https://stat.gov.kz/en>

- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E. J., & Tavares, M. M. (2024). Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work (IMF Staff Discussion Note No. SDN/2024/001). International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006>
- 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>
- Felten, E., 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>
- 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>
- Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality (ILO Working Paper No. 96). International Labour Organization. <https://doi.org/10.54394/FHEM8239>
- Ghosh, D., Ghosh, R., Roy Chowdhury, S., & Ganguly, B. (2024). AI-exposure and labour market: A systematic literature review on estimations, validations, and perceptions. *Management Review Quarterly*, 75, 677–704. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00393-x>
- ITA. (2026). Kazakhstan – Digital economy. U.S. Department of Commerce. Retrieved May 15, 2026 from <https://www.trade.gov/country-commercial-guides/kazakhstan-digital-economy-0>
- 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. <https://doi.org/10.1287/orsc.2023.18441>
- Kaliyeva, S. A., Seisenbayeva, S. R., & Sherkhan, S. E. (2025). Human capital development and transformation of labor resources in Kazakhstan. *Qainar Journal of Social Science*, 4(4), 82–101. <https://doi.org/10.58732/2958-7212-2025-4-82-101>
- Sabirova, R., Andabayeva, G., Mussayeva, A., Bissembiyeva, Z., Tazhidenova, A., & Karimbayeva, G. (2024). Development of human capital in the labor market in the modernization of the economy of Kazakhstan. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 18(4), 201–219. <https://doi.org/10.14453/aabfj.v18i4.11>
- Schultz, T. W. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1–17.
- United Nations. (2024). UN e-government survey 2024: Accelerating digital transformation for sustainable development. United Nations. Retrieved May 15, 2026 from <https://desapublications.un.org/publications/un-e-government-survey-2024>
- WIPO. (2025). Global Innovation Index 2025: Innovation at a crossroads. Retrieved May 15, 2026 from <https://www.wipo.int/web-publications/global-innovation-index-2025/index.html>

Information about the authors

Gulzat K. Iskakova – PhD, Associate Professor, Taraz University named after M.Kh. Dulaty, Taraz, Kazakhstan, email: gk.iskakova@dulaty.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-9702-218X>

Lyalya T. Sarykulova – Cand. Sc. (Econ.), Associate Professor, Taraz University named after M.Kh.Dulaty, Taraz, Kazakhstan, email: sarykulovalt@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0545-4920>

Laura T. Sarykulova – Cand. Sc. (Econ.), Associate Professor, University named after Zh.A. Tashenev, Shymkent, Kazakhstan, email: sarykulovalaura539@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-0510-508X>

Авторлар туралы мәліметтер

Искакова Г.К. – PhD, М.Х. Дулати атындағы Тараз университеті, Тараз, Қазақстан, email: gk.iskakova@dulaty.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-9702-218X>

Сарыкулова Л.Т. – к.э.н., доцент, М.Х. Дулати атындағы Тараз университеті, Тараз, Қазақстан, email: sarykulovalt@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0545-4920>

Сарыкулова Л.Т. – к.э.н., доцент, Жұмабек Ахметұлы Тәшенев атындағы университет, Шымкент, Қазақстан, email: sarykulovalaura539@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-0510-508X>

Сведения об авторах

Искакова Г.К. – PhD, Таразский университет им. М.Х. Дулати, Тараз, Казахстан, email: gk.iskakova@dulaty.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-9702-218X>

Сарыкулова Л.Т. – к.э.н., доцент, Таразский университет им. М.Х. Дулати, Тараз, Казахстан, email: sarykulovalt@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0545-4920>

Сарыкулова Л.Т. – к.э.н., доцент, Университет им. Жумабека Ахметулы Ташенев, Шымкент, Казахстан, email: sarykulovalaura539@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-0510-508X>

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions and data contained in the publications are solely those of the individual author(s) and do not necessarily reflect the views of the editorial board, the publisher, or the founders of the journal. The publisher and the editors disclaim any responsibility for any consequences arising from the use of the ideas, methods, instructions, or recommendations contained in the published materials.