



Статистика, учет и аудит, 2(101)2026. стр. 107-122
DOI: <https://www.doi.org/10.51579/1563-2415.2026.-2.08>

Статистика, учет и аудит
МРНТИ 06.35.33
УДК 338.49

СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИЕ ФАКТОРЫ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: МЕЖСТРАНОВОЙ АНАЛИЗ

А.Б. Жанбозова¹, С.Е. Велеско², Ж.Г. Имангали^{1*}

¹Институт экономики Комитета науки Министерства науки и высшего образования
Республики Казахстан, Алматы, Казахстан

² Университет прикладных наук, Миттвайда, Германия

*Corresponding author e-mail: imangali.zhansaya@gmail.com

Аннотация. Статья посвящена статистической оценке взаимосвязи между использованием генеративного искусственного интеллекта (GenAI) населением и социально-экономическими характеристиками стран. Уровень использования GenAI измеряется долей населения в возрасте 15-64 лет, применявшего генеративные ИИ-сайты или приложения во второй половине 2025 года. После объединения данных и исключения пропущенных значений эмпирическая выборка составила 64 страны. Страновые характеристики взяты за 2024 год, что позволяет сохранить временную последовательность между социально-экономическими условиями и последующим уровнем использования GenAI. Методика исследования включает описательную статистику, корреляционный анализ, регрессионную оценку, диагностику мультиколлинеарности и проверку устойчивости модели. Полученные результаты показывают, что межстрановые различия в использовании GenAI связаны не только с доступом к интернету, но и с более широким социально-экономическим контекстом. Наиболее устойчивые связи выявлены для показателей, отражающих уровень экономического развития и структуру занятости, тогда как самостоятельная роль интернет-доступа ослабевает после учёта уровня экономического развития и структуры занятости. Научная новизна работы состоит в рассмотрении использования GenAI населением как самостоятельного статистического показателя фактической вовлечённости в практики применения GenAI, отличного от индикаторов готовности стран к внедрению искусственного интеллекта. Практическая значимость результатов заключается в уточнении условий, при которых генеративные инструменты получают более широкое распространение среди населения. Это важно для разработки мер, сочетающих развитие цифровой инфраструктуры с расширением образовательных, профессиональных и экономических сценариев применения GenAI.

Ключевые слова: генеративный искусственный интеллект, социально-экономические показатели, статистика, ВВП на душу населения, занятость в секторе услуг, межстрановой анализ, регрессионная модель.

Cite this article as: Zhanbozova A.B., Velesco S.Y., Imangali Zh.G. Socio-economic factors in the adoption of generative artificial intelligence: a cross-country analysis. *Statistics, accounting and audit*. 2026, 2(101), 107-122. (In Russ.). DOI: <https://www.doi.org/10.51579/1563-2415.2026.-2.08>



Основные положения. В настоящем исследовании под генеративным искусственным интеллектом (GenAI) понимаются цифровые инструменты, предназначенные для создания или преобразования содержания на основе пользовательского запроса, включая тексты, программный код, изображения, аналитические ответы и другие информационные материалы. Показатель использования GenAI не сводится к обращению к одному сервису, например ChatGPT, а охватывает применение различных сервисов и приложений на основе GenAI. В качестве эмпирического измерителя использован показатель Our World in Data, сформированный на основе анонимизированных данных Microsoft и отражающий оценочную долю населения в возрасте 15-64 лет, использовавшего такие инструменты. Статья исходит из того, что распространение GenAI среди населения имеет не только технологическую, но и социально-экономическую природу. Поэтому фактическое использование генеративных инструментов рассматривается отдельно от общей готовности стран к внедрению искусственного интеллекта. Наличие цифровой инфраструктуры само по себе не означает сопоставимого уровня вовлечённости населения в новые цифровые практики.

Введение. Генеративный искусственный интеллект всё заметнее входит в повседневные и профессиональные цифровые практики. Значимость искусственного интеллекта для цифровой трансформации и устойчивого развития подчеркнута на уровне ООН, где особое внимание уделяется безопасному и инклюзивному использованию ИИ-систем, а также сокращению цифровых разрывов [1]. GenAI используют в обучении, деловой коммуникации, аналитической работе, программировании и создании контента. Однако распространение таких инструментов между странами происходит неравномерно. Даже при наличии интернет-доступа уровень использования GenAI может различаться в зависимости от экономических условий, структуры занятости и распространённости видов деятельности, связанных с обработкой информации и коммуникацией.

В научной литературе распространение GenAI рассматривается через разные показатели: технологическую и инвестиционную готовность стран, цифровой трафик, поисковую активность, опросные данные отдельных стран и характеристики отдельных групп пользователей. Эти исследования показывают, что применение GenAI растёт быстро, но распределяется неравномерно. В то же время для статистического анализа важно различать готовность страны к внедрению искусственного интеллекта и фактическое использование генеративных инструментов населением.

Цель исследования – провести статистическую оценку связи между социально-экономическими показателями стран и уровнем использования GenAI населением. Исследовательский вопрос заключается в следующем: какие социально-экономические показатели связаны с межстрановыми различиями в использовании GenAI населением?

Научная новизна исследования состоит в том, что использование GenAI рассматривается как самостоятельный статистический показатель вовлечённости населения, а не как элемент общей технологической, инвестиционной или институциональной готовности стран к искусственному интеллекту. Тем самым исследование смещает акцент с оценки потенциала внедрения ИИ на статистическое описание уже наблюдаемого пользовательского поведения в межстрановом разрезе.

Литературный обзор. Распространение GenAI следует рассматривать как социально-экономически обусловленный процесс, поскольку формальная доступность генеративных сервисов не обеспечивает их равномерного использования населением.



Эмпирические исследования последних лет показывают различия в применении GenAI между странами и социальными группами, что требует сочетания нескольких исследовательских подходов: теории диффузии инноваций, моделей принятия информационных технологий, концепции цифрового неравенства и современных работ о распространении генеративных инструментов.

Теория диффузии инноваций Э. Роджерса позволяет объяснить, почему новые технологии распространяются неравномерно даже при наличии технической доступности. В рамках данного подхода принятие инновации зависит от воспринимаемых преимуществ, сложности освоения, совместимости с существующими практиками, возможности апробации и каналов распространения информации [2]. Для анализа GenAI эта рамка полезна, однако она не полностью учитывает особенности современной платформенной среды, языковые барьеры, регуляторные ограничения и различия в цифровых компетенциях. Поэтому её целесообразно использовать как общую теоретическую основу, дополняя статистическим анализом страновых различий.

Модели принятия информационных технологий уточняют различие между технической возможностью доступа и фактическим использованием. В модели Ф. Дэвиса ключевыми условиями выступают воспринимаемая полезность и простота применения технологии [3]. В объединённой теории В. Венкатеша и соавторов дополнительно учитываются ожидаемая результативность, социальное влияние и содействующие условия [4]. Эти положения релевантны для GenAI, поскольку его использование предполагает не только интернет-доступ, но и понимание сфер практического применения. Вместе с тем указанные модели преимущественно ориентированы на индивидуальный уровень анализа, тогда как межстрановые сопоставления требуют учёта агрегированных социально-экономических характеристик.

Литература о цифровом неравенстве ближе к задачам настоящего исследования. В работах Э. Харгиттай, М. Варшауэра, Я. ван Дейка, А. ван Дерсена и Я. ван Дейка показано, что цифровые различия не сводятся к факту подключения к интернету; существенное значение имеют навыки, характер использования цифровых сервисов, образовательные ресурсы, профессиональная среда и способность извлекать практическую выгоду из технологий [5-8]. Для анализа GenAI этот вывод особенно важен: генеративные сервисы требуют умения формулировать запросы, оценивать ответы и применять результаты в конкретных задачах. Следовательно, интернет-доступ выступает необходимым, но недостаточным условием использования GenAI.

При этом классические исследования цифрового неравенства не могут быть перенесены на GenAI без уточнений. Они в основном формировались вокруг интернета, компьютеров, онлайн-информации и базовых цифровых навыков, тогда как GenAI связан с созданием текстов, программного кода, изображений, аналитических выводов и коммуникационных решений. Поэтому при анализе генеративных инструментов необходимо учитывать не только цифровую инфраструктуру, но и социально-экономическую среду, в которой возникает спрос на такие сервисы: уровень экономического развития, структуру занятости и распространённость видов деятельности, связанных с обработкой информации, обучением, коммуникацией и аналитической работой.

Современные эмпирические исследования GenAI уже сформировали основу для межстранового анализа. В работе Н. Ali, А. ul Mustafa и А. F. Aysan глобальное принятие GenAI изучается по 136 странам с применением отрицательной биномиальной регрессии. Авторы показывают значимость IT-инфраструктуры, инвестиций в исследования и



разработки, вложений компаний в новые технологии, экономической стабильности, регуляторной среды и готовности рабочей силы [9]. Ценность этой работы состоит в переходе от общего обсуждения GenAI к статистической оценке межстрановых различий. Однако показатель принятия GenAI здесь трактуется широко и отражает скорее технологическую, институциональную и инвестиционную готовность стран, чем фактическое использование генеративных инструментов населением. Настоящее исследование отличается более узкой операционализацией зависимой переменной: анализируется доля населения, использующего GenAI, а не общий уровень страновой готовности к его внедрению.

Методологически близким ориентиром является исследование Всемирного банка «Who on Earth Is Using Generative AI?», где глобальное использование GenAI оценивается на основе цифровых следов, включая трафик к генеративным сервисам и поисковую активность [10]. Преимущество этой работы заключается в широком международном охвате и попытке измерить фактическое обращение к инструментам GenAI. Однако веб-трафик и поисковые запросы не всегда позволяют отделить регулярное использование от кратковременного интереса, не раскрывают профиль пользователей и зависят от языковой среды, платформенной доступности и структуры интернет-поведения. В отличие от такого подхода, настоящее исследование использует показатель вовлечённости населения и сопоставляет его с социально-экономическими характеристиками стран.

Исследования на микроданных показывают, что GenAI быстро выходит за пределы узкопрофессионального применения. A. Bick, A. Blandin и D. J. Deming на основе репрезентативных опросов, проведённых в США, констатируют быстрый рост использования GenAI среди взрослого населения и занятых; по их данным, к концу 2024 года почти 40% населения США в возрасте 18-64 лет использовали GenAI, а 23% занятых применяли его для работы хотя бы один раз за предыдущую неделю [11]. Значимость данной работы определяется точным измерением частоты и контекста использования на индивидуальном уровне, но её выводы ограничены спецификой США как развитой цифровой экономики.

Сходные результаты получены L. Gambacorta, T. Jappelli и T. Oliviero на данных Италии. Авторы различают осведомлённость о GenAI, пробное использование и регулярное применение, что позволяет точнее описать стадии принятия технологии [12]. Исследование показывает, что использование GenAI выше среди мужчин, молодых людей, студентов и лиц с более высоким уровнем образования. Оно подтверждает социальную неоднородность применения генеративных инструментов даже в развитой экономике, однако не решает межстрановую задачу, поскольку ограничено одной страной.

Социальные асимметрии использования GenAI дополнительно раскрываются в работах I. Aldasoro и соавторов, а также N. Otis, S. Delecourt, K. Cranney и R. Koning, посвящённых гендерным различиям в применении генеративных инструментов [13, 14]. Эти исследования важны как свидетельство того, что GenAI может воспроизводить существующие формы цифрового и социального неравенства.

Работа С. Касперски и соавторов по пользователям ChatGPT в Германии показывает, что даже при развитой цифровой инфраструктуре использование GenAI связано с человеческим капиталом и характером деятельности. На основе веб-трекинга и опросных данных авторы фиксируют, что пользователи ChatGPT чаще моложе, образованнее, обладают выраженной потребностью в познании и навыками, связанными



с коммуникацией и письменной деятельностью [15]. Однако исследование ограничено одной страной и одним сервисом, поэтому не заменяет межстрановую статистическую оценку.

Образовательный сегмент подтверждает значимость социально-экономических условий, но имеет ограниченную сопоставимость с анализом населения. А. Amoah, R. K. Asiama и E. Kwablah исследуют раннее использование ChatGPT студентами из 109 стран и показывают связь применения генеративного инструмента с социальными, экономическими и финансовыми характеристиками [16]. Международный охват делает работу близкой к настоящей теме, но студенты не представляют всё население, а образовательная среда формирует специфические стимулы к использованию GenAI.

Концептуальную значимость статистического изучения GenAI подчёркивает работа V. Capraro и соавторов, где генеративный искусственный интеллект рассматривается в контексте социально-экономического неравенства и государственной политики [17]. Для настоящего исследования эта работа важна прежде всего как концептуальное обоснование необходимости анализа неравномерного распределения выгод от GenAI.

Таким образом, обзор литературы показывает, что использование GenAI развивается быстро, но неравномерно. Цифровая инфраструктура имеет значение, однако не исчерпывает объяснение: наряду с ней важны уровень экономического развития, человеческий капитал, структура занятости, институциональная среда и характер задач, в которых генеративные инструменты востребованы.

Исследовательский разрыв состоит не в отсутствии межстрановых работ о GenAI, а в различии измерителей и аналитического фокуса. В существующих исследованиях межстрановое принятие GenAI часто рассматривается через технологическую, инвестиционную, институциональную или показатели платформенной активности и веб-трафика. Работы на микроданных подробно раскрывают социальную неоднородность использования, но обычно ограничены одной страной, отдельной группой населения или конкретной платформой. Настоящее исследование занимает промежуточную позицию: оно рассматривает фактическое использование GenAI населением в возрасте 15-64 лет как самостоятельный статистический показатель и оценивает его связь с социально-экономическими характеристиками стран.

Материалы и методы. Эмпирическая база исследования сформирована на основе межстрановых данных, объединяющих показатель использования генеративного искусственного интеллекта населением и социально-экономические характеристики стран. В качестве результативного показателя использована оценочная доля населения в возрасте 15-64 лет, применявшего генеративные ИИ-сайты или приложения во второй половине 2025 года. Данный показатель представлен в базе Our World in Data; исходные данные подготовлены Microsoft и обработаны Our World in Data [18]. Социально-экономические характеристики стран взяты из World Development Indicators за 2024 год [19]. Использование факторных переменных за год, предшествующий наблюдаемому уровню применения GenAI, позволяет сохранить временную последовательность между социально-экономическими условиями и последующим распространением генеративных инструментов. Вместе с тем такая структура данных не устраняет полностью проблему возможной эндогенности, поэтому результаты интерпретируются как статистические взаимосвязи, а не как прямое доказательство причинно-следственных эффектов.

Первоначально показатель использования GenAI был доступен по 147 странам. После присоединения социально-экономических переменных и исключения наблюдений



с пропущенными значениями итоговая выборка сократилась до 64 стран. Замена отсутствующих данных средними или расчётными значениями не применялась, поскольку в межстрановом анализе такая процедура может искусственно сглаживать реальные различия между странами и искажать параметры регрессионной оценки. В расчёты были включены только те наблюдения, по которым одновременно имелись данные по результативной переменной и всем показателям, рассматриваемым при построении регрессионных спецификаций.

На этапе построения модели были рассмотрены показатели, характеризующие цифровую инфраструктуру, уровень экономического развития, образовательный потенциал, урбанизацию и структуру занятости. В частности, в базу были включены доля пользователей интернета, ВВП на душу населения по паритету покупательной способности, валовой охват высшим образованием, доля городского населения, число защищённых интернет-серверов, подписки на мобильную связь и доля занятых в секторе услуг. Перечень переменных, использованных при формировании модели, представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Показатели, рассмотренные на этапе построения модели

Показатели	Единица измерения	Год
доля населения 15-64 лет, использующего GenAI (Y)	%	2025
пользователи интернета (X_1)	% населения	2024
ВВП на душу населения по ППС (X_2)	международные доллары США	2024
натуральный логарифм ВВП на душу населения по ППС (X_3)	логарифм	2024
занятые в секторе услуг (X_4)	% от общей занятости	2024
валовой охват высшим образованием (X_5)	%	2024
городское население (X_6)	% населения	2024
защищённые интернет-серверы (X_7)	на 1 млн человек	2024
подписки на мобильную связь (X_8)	на 100 человек	2024

Для переменных с выраженной межстрановой вариативностью использовались преобразования, снижающие влияние крайних значений. ВВП на душу населения по паритету покупательной способности рассматривался в исходной форме на этапе описательной статистики и в логарифмированной форме при построении регрессионных моделей. Логарифмирование позволяет уменьшить влияние стран с крайне высокими значениями показателя и получить более сопоставимую оценку связи между уровнем экономического развития и использованием GenAI.

Методика исследования включала описательную статистику, корреляционный анализ, регрессионное оценивание и последующую диагностику моделей. Описательная статистика использовалась для характеристики межстрановой неоднородности, корреляционный анализ - для предварительной оценки парных связей между переменными, а регрессионный анализ - для проверки связи использования GenAI с социально-экономическими показателями при одновременном учёте нескольких факторов.

Для оценки связи между указанными факторами и уровнем использования GenAI применён метод наименьших квадратов. В общем виде оцениваемая модель имеет следующую форму:



$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_K X_{Ki} + \varepsilon_i \quad (1)$$

где Y_i – доля населения страны i в возрасте 15-64 лет, использующего GenAI;

$X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Ki}$ – социально-экономические характеристики страны i ;

α – свободный член модели;

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K$ – оцениваемые коэффициенты регрессии;

ε_i – случайная ошибка.

Сопоставление регрессионных спецификаций проводилось с учётом как статистических, так и содержательных критериев. Для оценки качества моделей использовались коэффициент детерминации, скорректированный коэффициент детерминации, информационный критерий Акаике и байесовский информационный критерий. Мультиколлинеарность между объясняющими переменными проверялась с помощью коэффициента инфляции дисперсии VIF. Поскольку межстрановые данные могут характеризоваться неоднородностью дисперсии ошибок, статистическая значимость коэффициентов оценивалась с использованием робастных стандартных ошибок типа HC1.

Отдельное внимание уделялось анализу остатков регрессионной модели. Для каждой страны рассчитывались предсказанные значения результативной переменной, обычные и стандартизированные остатки. Остаток определялся как разность между фактическим и расчётным значением:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (2)$$

где e_i – остаток для страны i ;

y_i – фактическое значение доли пользователей GenAI;

$\hat{y}_i$ – значение, рассчитанное по регрессионной модели.

Наблюдения с наибольшими по модулю стандартизированными остатками рассматривались как потенциально влияющие на устойчивость результатов. Этот критерий не использовался для исключения стран из основной модели. Его назначение состояло в проведении дополнительной проверки чувствительности, в рамках которой оценивалась модель без стран, наиболее заметно отклоняющихся от общей регрессионной зависимости. Такая процедура позволила проверить, сохраняются ли направление и статистическая значимость коэффициентов после исключения наблюдений с наибольшей остаточной вариацией.

Результаты и обсуждение. Описательная статистика показывает выраженную межстрановую неоднородность использования генеративного искусственного интеллекта (таблица 2).

Размах результативного показателя достаточно велик: доля населения, использующего GenAI, колеблется от 5,1 до 64,0%. Уже на уровне описательной статистики видно, что речь идёт не о равномерном распространении новой цифровой практики, а о заметно дифференцированном процессе, зависящем от странового контекста. Среди объясняющих переменных особенно высокой вариативностью отличаются ВВП на душу населения по паритету покупательной способности и число защищённых интернет-серверов. Поэтому использование логарифмированных форм для



ряда показателей является не только техническим приёмом, но и необходимым условием более корректного сопоставления стран с резко различающимися масштабами экономического и цифрового развития.

Таблица 2 – Описательная статистика переменных основной модели

Переменная	n	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Медиана	Максимум
Использование GenAI, %	64	19,7	11,8	5,1	16,4	64,0
Пользователи интернета, % населения	64	78,6	20,9	28,3	88,4	100,0
ВВП на душу населения по ППС, межд. долл. США	64	33646,5	28661,2	2895,9	24900,5	126046,4
ln ВВП на душу населения по ППС	64	10,0	0,993	7,97	10,1	11,7
Занятость в секторе услуг, %	64	57,9	15,0	26,9	58,7	83,9
Валовой охват высшим образованием, %	64	52,3	29,5	4,0	53,3	111,9
Городское население, % населения	64	65,2	18,4	28,3	67,1	99,3
Защищённые интернет-серверы, на 1 млн человек	64	22145,0	47589,6	25,2	1357,5	246545,6
Подписки на мобильную связь, на 100 человек	64	124,9	28,3	69,6	125,2	203,2
Примечание: составлено авторами						

Для предварительного выявления характера связей между переменными была рассчитана корреляционная матрица. Показатель ВВП на душу населения по ППС в исходной форме в неё не включался, поскольку при построении регрессионных спецификаций использовалась его логарифмированная форма. Для инфраструктурных показателей, характеризующих число защищённых интернет-серверов и подписки на мобильную связь, также применялись логарифмированные значения (таблица 3).

Таблица 3 – Корреляционная матрица переменных основной модели

Переменная	(y)	(X ₁)	(X ₃)	(X ₄)	(X ₅)	(X ₆)	(ln X ₇)	(ln X ₈)
(y)	1,000	0,607	0,767	0,695	0,615	0,652	0,582	0,297
(X ₁)	0,607	1,000	0,848	0,724	0,804	0,674	0,700	0,313
(X ₃)	0,767	0,848	1,000	0,776	0,814	0,734	0,800	0,418
(X ₄)	0,695	0,724	0,776	1,000	0,704	0,823	0,645	0,284
(X ₅)	0,615	0,804	0,814	0,704	1,000	0,601	0,796	0,287
(X ₆)	0,652	0,674	0,734	0,823	0,601	1,000	0,468	0,320
(ln X ₇)	0,582	0,700	0,800	0,645	0,796	0,468	1,000	0,320
(ln X ₈)	0,297	0,313	0,418	0,284	0,287	0,320	0,320	1,000

Парные коэффициенты корреляции имеют положительный знак для всех рассмотренных связей между использованием GenAI и страновыми характеристиками. Наиболее выраженная связь наблюдается с логарифмом ВВП на душу населения по ППС, занятостью в секторе услуг, долей городского населения и интернет-доступом. Вместе с тем корреляционная матрица показывает и достаточно тесную взаимосвязь между рядом объясняющих переменных, что ограничивает самостоятельную



интерпретацию парных коэффициентов и требует перехода к регрессионному анализу с последующей диагностикой мультиколлинеарности.

При выборе основной модели были сопоставлены три регрессионные спецификации, различающиеся набором включённых факторов (таблица 4).

Таблица 4 – Сравнение регрессионных спецификаций, рассмотренных при отборе модели

Показатель	Модель 1	Модель 2	Модель 3
Оценённая спецификация	$\hat{y}_i = -69,612 - 0,126x_{1i}$	$\hat{y}_i = -67,667 - 0,131x_{1i} + 9,3$	$\hat{y}_i = -70,778 - 0,1$
Число наблюдений	64	64	64
Коэффициент детерминации (R^2)	0,629	0,631	0,626
Скорректированный коэффициент детерминации (Adjusted R^2)	0,597	0,585	0,607
Информационный критерий Акаике (AIC)	445,47	449,06	441,91
Байесовский информационный критерий (BIC)	458,43	466,33	450,54
Максимальный коэффициент инфляции дисперсии (VIF)	5,28	7,23	4,44
Статус модели	не принята	не принята	принята для основной интерпретации
Примечание: рассчитано авторами			

Модели 1 и 2 рассматривались как расширенные спецификации, однако они не были приняты для основной интерпретации. Для дальнейшего анализа была принята модель 3, поскольку при сопоставимой объяснительной способности она имеет более высокий скорректированный показатель качества, лучшие информационные критерии и допустимый уровень мультиколлинеарности.

Проверка мультиколлинеарности для принятой спецификации подтвердила допустимость включения трёх факторов. Значения VIF составили 3,70 для интернет-доступа, 4,44 для логарифма ВВП на душу населения по ППС и 2,62 для занятости в секторе услуг. Поскольку все значения ниже условного порога 5, сохранение трёх факторов в регрессионной спецификации было признано допустимым. Это важно, поскольку корреляционная матрица показывает заметную связь между независимыми переменными, но уровень этой связи не оказался критическим для построения модели.

Базовая регрессионная модель была оценена на полной выборке из 64 стран. Её результаты показывают, что выбранные факторы объясняют значительную часть межстрановых различий в использовании GenAI: значение R^2 составляет 0,626, а скорректированного R^2 - 0,607. Наиболее устойчивым фактором оказался логарифм ВВП на душу населения по ППС. Коэффициент при данной переменной положителен и статистически значим на уровне 1%, что указывает на устойчивую положительную ассоциацию между уровнем экономического развития и вовлечённостью населения в использование GenAI. Доля занятых в секторе услуг также имеет положительный и



статистически значимый коэффициент, что подтверждает роль профессионально-отраслевой структуры экономики в распространении GenAI.

После оценки базовой модели была проведена диагностика остатков. Для каждой страны были рассчитаны предсказанные значения результативной переменной, обычные и стандартизированные остатки. Наибольшие отклонения от общей регрессионной зависимости были зафиксированы для ОАЭ, России и Беларуси (таблица 5).

Таблица 5 – Наблюдения с наибольшими отклонениями от базовой модели

Страна	Фактическое значение GenAI, %	Предсказанное значение, %	Остаток	Стандартизированный остаток	Характер отклонения
ОАЭ	64,0	30,5	33,5	4,63	выше предсказанного уровня
Россия	8,0	26,9	-18,9	-2,58	ниже предсказанного уровня
Беларусь	8,4	21,6	-13,2	-1,80	ниже предсказанного уровня

Как видно из таблицы 5, наиболее выраженное положительное отклонение от предсказанного значения наблюдается в ОАЭ, тогда как Россия демонстрирует отрицательный стандартизированный остаток, превышающий по модулю условный порог 2. Беларусь не выходит за данный порог, однако также относится к числу стран с наибольшим отрицательным отклонением в рассматриваемой выборке. Поэтому указанные наблюдения не исключались из базовой модели, но были использованы для расширенной проверки чувствительности результатов к странам, наиболее заметно отклоняющимся от общей регрессионной зависимости.

Проверка устойчивости проводилась путём оценки дополнительной спецификации без трёх стран с наибольшими отклонениями от общей регрессионной зависимости. Такая модель не рассматривалась как замена базовой; её назначение состояло в том, чтобы определить, не обусловлены ли основные выводы отдельными наблюдениями с высокой остаточной вариацией. Результаты сопоставления представлены в таблице 6.

Таблица 6 – Сравнение базовой модели и модели проверки устойчивости

Переменная	Модель 1: полная выборка	Модель 2: без наблюдений с наибольшими остатками
Константа	-70,778*** (13,667)	-63,328*** (10,234)
Интернет-доступ	-0,125* (0,064)	-0,103* (0,060)
ln ВВП на душу населения по ППС	8,714*** (1,977)	7,658*** (1,551)
Занятость в секторе услуг	0,227** (0,092)	0,250*** (0,083)



продолжение таблица 6

Число наблюдений	64	61
R ²	0,626	0,753
Скорректированный R ²	0,607	0,740
F-статистика	33,48	57,96
Примечание: 1) в скобках указаны робастные стандартные ошибки HC1; 2) статистическая значимость коэффициентов оценивалась с их использованием; 3)*** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,10.		

Как видно из таблицы 5, основные результаты сохраняются после исключения наблюдений с наибольшими отклонениями. Во второй модели R² увеличивается с 0,626 до 0,753, а скорректированный R² - с 0,607 до 0,740. Коэффициент при логарифме ВВП на душу населения остаётся положительным и статистически значимым на уровне 1%. Коэффициент при занятости в секторе услуг также сохраняет положительный знак и становится более статистически устойчивым. Следовательно, связь между экономическим развитием, структурой занятости и использованием GenAI не определяется исключительно отдельными нестандартными наблюдениями.

Интерпретация коэффициента при интернет-доступе требует отдельного комментария. На уровне парной корреляции этот показатель положительно связан с использованием GenAI, однако в регрессионной модели его коэффициент становится отрицательным и сохраняет лишь слабую статистическую значимость. Такой результат не следует трактовать как свидетельство отрицательного влияния интернет-доступа на использование генеративных инструментов. Более вероятно, что здесь проявляется эффект статистического подавления, обусловленный высокой связью интернет-доступа с уровнем экономического развития и структурой занятости. Иными словами, после учёта более общих характеристик социально-экономической среды самостоятельная объяснительная роль интернет-доступа снижается.

Отклонения ОАЭ, России и Беларуси показывают, что часть межстрановых различий остаётся за пределами используемой модели. В рамках настоящего исследования эти отклонения не могут быть надёжно объяснены конкретными институциональными, языковыми или платформенными факторами, поскольку такие переменные не включались в регрессионную спецификацию. Тем не менее сами результаты диагностики указывают на необходимость дальнейшего анализа доступности отдельных сервисов, регуляторной среды, языковой структуры цифрового контента и пользовательских практик.

В целом полученные результаты позволяют уточнить роль цифровой инфраструктуры в распространении GenAI. Интернет-доступ является необходимым условием обращения к генеративным сервисам, однако сам по себе он не объясняет межстрановую неоднородность их использования. Более существенное значение имеют уровень экономического развития и структура занятости, поскольку именно они формируют среду, в которой возникают прикладные сценарии применения GenAI: обучение, аналитическая работа, деловая коммуникация, подготовка текстовых и цифровых материалов, программирование и обработка информации. Для стран, ориентированных на ускорение цифровой трансформации, включая Казахстан, данный вывод означает, что инфраструктурная политика должна дополняться развитием цифровых навыков, сервисной экономики и практик профессионального применения генеративного искусственного интеллекта.



Заключение. Межстрановые данные показывают, что использование генеративного искусственного интеллекта населением формируется не только под влиянием технологической доступности. Интернет-доступ остаётся необходимым условием обращения к таким сервисам, однако в многофакторной модели его самостоятельная роль ослабевает после учёта уровня экономического развития и структуры занятости. Это позволяет уточнить исходную постановку проблемы: цифровая инфраструктура создаёт возможность использования GenAI, но не определяет сама по себе интенсивность его распространения.

Более содержательным объяснением оказались характеристики экономической среды. Наиболее устойчивую положительную связь с результивной переменной показал логарифм ВВП на душу населения по паритету покупательной способности. Более высокий уровень экономического развития сопровождается, как правило, более выраженной вовлечённостью населения в применение GenAI.

Значение сектора услуг проявилось не менее отчётливо. Положительный коэффициент при доле занятых в этом секторе показывает, что для распространения генеративного искусственного интеллекта важен не только общий уровень развития страны, но и характер труда, преобладающего в экономике. Там, где значительная часть занятости связана с коммуникацией, обучением, управлением, подготовкой текстовых и цифровых материалов, аналитикой и обработкой информации, генеративные сервисы получают больше прикладных сценариев. Их востребованность в таких условиях возникает не из самого факта доступности технологии, а из совпадения её функциональных возможностей с реальными профессиональными задачами.

Проверка устойчивости без стран с наибольшими остатками не изменила основных результатов. Положительная связь использования GenAI с уровнем экономического развития и занятостью в секторе услуг сохранилась, что позволяет рассматривать полученные оценки как достаточно устойчивые в пределах анализируемой выборки. При этом сами отклоняющиеся наблюдения не следует трактовать как статистический шум. Напротив, они указывают на наличие факторов, не включённых в модель: доступность отдельных платформ, языковую среду, институциональные ограничения, регуляторные различия, образовательный профиль пользователей и сложившиеся цифровые практики населения.

Для статистического анализа цифровой трансформации полученные результаты имеют важное методологическое следствие. Одних инфраструктурных индикаторов недостаточно для оценки того, насколько население действительно включено в новые технологические практики. Показатели подключения, охвата и технической обеспеченности необходимо дополнять измерителями фактического применения конкретных цифровых сервисов. В случае генеративного искусственного интеллекта такой подход особенно значим, поскольку GenAI предполагает не пассивное наличие доступа, а активное использование инструмента в задачах обучения, коммуникации, анализа, создания содержания и профессиональной деятельности.

Практическая значимость полученных результатов состоит в уточнении условий, при которых генеративный искусственный интеллект может стать частью массовой цифровой практики. Для стран, ориентированных на ускорение цифровой трансформации, включая Казахстан, развитие инфраструктуры остаётся необходимым, но уже недостаточным направлением политики. Не менее важны прикладные цифровые навыки, обновление образовательной среды, расширение профессиональных сценариев



применения инструментов ИИ и развитие тех секторов экономики, где работа с информацией, текстами, данными и коммуникацией занимает существенное место.

Ограничения исследования связаны прежде всего с кросс-секционной структурой данных и агрегированным характером использованных показателей. Полученные оценки позволяют выявить статистические взаимосвязи между страновыми характеристиками, но не дают оснований для прямых причинных выводов. Дальнейший анализ целесообразно развивать в направлении панельных моделей, включения институциональных, образовательных и социально-демографических переменных, а также перехода от макроуровня к изучению отдельных групп пользователей.

Информация о финансировании. Исследование выполнено в рамках программно-целевого финансирования Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан по научно-технической программе BR28713593 «Устойчивое развитие экономики Казахстана в условиях новых вызовов: форсайт, стратегии и сценарии модернизации» (2025-2027 гг.).

Список литературы

1. United Nations General Assembly. Seizing the opportunities of safe, secure and trustworthy artificial intelligence systems for sustainable development: Resolution adopted by the General Assembly on 21 March 2024 [Электронный ресурс]. - New York: United Nations, 2024. - A/RES/78/265. - URL: <https://digitallibrary.un.org/record/4043244> (дата обращения: 20.03.2026).
2. Rogers E. M. Diffusion of Innovations. 5th ed. - New York: Free Press, 2003. - 576 p.
3. Davis F. D. Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology // MIS Quarterly. - 1989. - Vol. 13, no. 3. - P. 319-340. - DOI: 10.2307/249008.
4. Venkatesh V., Morris M. G., Davis G. B., Davis F. D. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View // MIS Quarterly. - 2003. - Vol. 27, no. 3. - P. 425-478. - DOI: 10.2307/30036540.
5. Hargittai E. Second-Level Digital Divide: Differences in People's Online Skills // First Monday. - 2002. - Vol. 7, no. 4. - DOI: 10.5210/fm.v7i4.942.
6. Warschauer M. Technology and Social Inclusion: Rethinking the Digital Divide. - Cambridge, MA: MIT Press, 2003. - 260 p.
7. van Dijk J. A. G. M. The Deepening Divide: Inequality in the Information Society. - London: SAGE Publications, 2005. - 248 p.
8. van Deursen A. J. A. M., van Dijk J. A. G. M. Internet Skills and the Digital Divide // New Media & Society. - 2011. - Vol. 13, no. 6. - P. 893-911. - DOI: 10.1177/1461444810386774.
9. Ali H., ul Mustafa A., Aysan A. F. Global adoption of generative AI: What matters most? // Journal of Economy and Technology. - 2025. - Vol. 3. - P. 166-176. - DOI: 10.1016/j.ject.2024.10.002.
10. Liu Y., Huang J., Wang H. Who on Earth Is Using Generative AI? Global Trends and Shifts in 2025 [Электронный ресурс]. - Washington: World Bank, 2025. - Policy Research Working Paper no. 11231. - URL: <https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/f4eea48b-41cd-4242-87ad-82dfa0dc85f2> (дата обращения: 20.03.2026).
11. Bick A., Blandin A., Deming D. J. The Rapid Adoption of Generative AI. - Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024 [Электронный ресурс]. - NBER Working Paper no. 32966. - URL: <https://www.nber.org/papers/w32966> (дата обращения: 20.03.2026).
12. Gambacorta L., Jappelli T., Oliviero T. Exploring Household Adoption and Usage of Generative AI: New Evidence from Italy. - Basel: Bank for International Settlements, 2025 [Электронный ресурс]. - BIS Working Papers no. 1298. - URL: <https://www.bis.org/publ/work1298.htm> (дата обращения: 20.03.2026).
13. Aldasoro I., Armantier O., Doerr S., Gambacorta L., Oliviero T. The Gen AI Gender Gap. - Basel: Bank for International Settlements, 2024 [Электронный ресурс]. - BIS Working Papers no. 1197. - URL: <https://www.bis.org/publ/work1197.htm> (дата обращения: 20.03.2026).
14. Otis N. G., Delecourt S., Cranney K., Koning R. Global Evidence on Gender Gaps and Generative AI. - Boston: Harvard Business School, 2024 [Электронный ресурс]. - Working Paper no. 25-023. - URL: <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=66548> (дата обращения: 20.03.2026).



15. Kacperski C., Ulloa R., Bonnay D., Kulshrestha J., Selb P., Spitz A. Characteristics of ChatGPT Users from Germany: Implications for the Digital Divide from Web Tracking Data // PLOS ONE. - 2025. - Vol. 20, no. 1. - e0309047. - DOI: 10.1371/journal.pone.0309047.
16. Amoah A., Asiamah R. K., Kwablah E. ChatGPT Early Usage among Students: A Global Evidence of Determinants // Development and Sustainability in Economics and Finance. - 2025. - Vol. 7. - e100065. DOI: 10.1016/j.dsef.2025.100065.
17. Capraro V. et al. The Impact of Generative Artificial Intelligence on Socioeconomic Inequalities and Policy Making // PNAS Nexus. - 2024. - Vol. 3, no. 6. - e191. DOI: 10.1093/pnasnexus/pgae191.
18. Our World in Data. Estimated share of working-age adults who use generative AI. [Электронный ресурс]. - 2026. - URL: <https://ourworldindata.org/grapher/estimated-share-people-generative-ai> (дата обращения: 20.03.2026).
19. World Bank. World Development Indicators [Электронный ресурс]. - Washington: World Bank. – URL: <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (дата обращения: 20.03.2026).

References

1. United Nations General Assembly. Seizing the opportunities of safe, secure and trustworthy artificial intelligence systems for sustainable development: Resolution adopted by the General Assembly on 21 March 2024. New York: United Nations, 2024. A/RES/78/265. URL: <https://digitallibrary.un.org/record/4043244> (accessed: 20.03.2026).
2. Rogers E. M. *Diffusion of Innovations*. 5th ed. New York: Free Press, 2003, 576 p.
3. Davis F. D. Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 1989, 13(3), pp. 319-340. DOI: 10.2307/249008.
4. Venkatesh V., Morris M. G., Davis G. B., Davis F. D. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 2003, 27(3), pp. 425-478. DOI: 10.2307/30036540.
5. Hargittai E. Second-Level Digital Divide: Differences in People's Online Skills. *First Monday*, 2002, 7(4). DOI: 10.5210/fm.v7i4.942
6. Warschauer M. *Technology and Social Inclusion: Rethinking the Digital Divide*. Cambridge, MA: MIT Press, 2003, 260 p.
7. van Dijk J. A. G. M. *The Deepening Divide: Inequality in the Information Society*. London: SAGE Publications, 2005, 248 p.
8. van Deursen A. J. A. M., van Dijk J. A. G. M. Internet Skills and the Digital Divide. *New Media & Society*, 2011, 13(6), pp. 893-911. DOI: 10.1177/1461444810386774.
9. Ali H., ul Mustafa A., Aysan A. F. Global adoption of generative AI: What matters most? *Journal of Economy and Technology*, 2025, 3, pp. 166-176. DOI: 10.1016/j.ject.2024.10.002.
10. Liu Y., Huang J., Wang H. Who on Earth Is Using Generative AI? Global Trends and Shifts in 2025. Washington: World Bank, 2025. *Policy Research Working Paper*, 11231. URL: <https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/f4eea48b-41cd-4242-87ad-82dfa0dc85f2> (accessed: 20.03.2026).
11. Bick A., Blandin A., Deming D. J. The Rapid Adoption of Generative AI. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. *NBER Working Paper*, 32966. URL: <https://www.nber.org/papers/w32966> (accessed: 20.03.2026).
12. Gambacorta L., Jappelli T., Oliviero T. Exploring Household Adoption and Usage of Generative AI: New Evidence from Italy. Basel: Bank for International Settlements, 2025. *BIS Working Papers*, 1298. URL: <https://www.bis.org/publ/work1298.htm> (accessed: 20.03.2026).
13. Aldasoro I., Armantier O., Doerr S., Gambacorta L., Oliviero T. The Gen AI Gender Gap. Basel: Bank for International Settlements, 2024. *BIS Working Papers*, 1197. URL: <https://www.bis.org/publ/work1197.htm> (accessed: 20.03.2026).
14. Otis N. G., Delecourt S., Cranney K., Koning R. Global Evidence on Gender Gaps and Generative AI. Boston: Harvard Business School, 2024. Working Paper no. 25-023. URL: <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=66548> (accessed: 20.03.2026).
15. Kacperski C., Ulloa R., Bonnay D., Kulshrestha J., Selb P., Spitz A. Characteristics of ChatGPT Users from Germany: Implications for the Digital Divide from Web Tracking Data. *PLOS ONE*, 2025, 20(1), e0309047. DOI: 10.1371/journal.pone.0309047.
16. Amoah A., Asiamah R. K., Kwablah E. ChatGPT Early Usage among Students: A Global Evidence of Determinants. *Development and Sustainability in Economics and Finance*, 2025, 7, e100065. DOI: 10.1016/j.dsef.2025.100065.



17. Capraro V. et al. The Impact of Generative Artificial Intelligence on Socioeconomic Inequalities and Policy Making. *PNAS Nexus*, 2024, 3(6), e191. DOI: 10.1093/pnasnexus/pgae191
18. Our World in Data. Estimated share of working-age adults who use generative AI. 2026. URL: <https://ourworldindata.org/grapher/estimated-share-people-generative-ai> (accessed: 20.03.2026).
19. World Bank. World Development Indicators. Washington: World Bank. URL: <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (accessed: 20.03.2026).

ГЕНЕРАТИВТІ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТІНІҢ ТАРАЛУЫНА ӘСЕР ЕТЕТІН ӘЛЕУМЕТТІК-ЭКОНОМИКАЛЫҚ ФАКТОРЛАР: ЕЛДЕРАРАЛЫҚ ТАЛДАУ

А.Б. Жанбозова¹, С.Е. Велеско², Ж.Ф. Имангали^{1*}

¹ Қазақстан Республикасы Ғылым және жоғары білім министрлігі Ғылым комитетінің Экономика институты, Алматы, Қазақстан

² Қолданбалы ғылымдар университеті, Миттвайда, Германия

Түйін. Мақалада халықтың генеративті жасанды интеллектіні пайдалануымен байланысты әлеуметтік-экономикалық көрсеткіштерге елдераралық деңгейде статистикалық талдау жүргізілген. Зерттеуде елдердің жасанды интеллект технологияларын енгізуге жалпы даярлығы емес, халықтың GenAI құралдарын нақты пайдалану деңгейі қарастырылады. Эмпирикалық база 64 ел бойынша деректерді қамтиды; нәтижелік айнымалы ретінде 15-64 жас аралығындағы халықтың генеративті жасанды интеллектіні пайдаланатын үлесі алынған. Түсіндіруші айнымалылар ретінде интернет пайдаланушылардың үлесі, сатып алу қабілетінің паритеті бойынша жан басына шаққандағы ЖІӨ логарифмі және қызмет көрсету секторында жұмыспен қамтылғандардың үлесі пайдаланылды. Зерттеуде сипаттамалық статистика, корреляциялық талдау, регрессиялық бағалау, мультиколлинеарлық диагностикасы және модель нәтижелерінің орнықтылығын тексеру әдістері қолданылды. Нәтижелер GenAI пайдаланудағы елдераралық айырмашылықтар тек интернетке қолжетімділікпен ғана емес, экономикалық даму деңгейімен және жұмыспен қамту құрылымымен де байланысты екенін көрсетеді.

Түйінді сөздер: генеративті жасанды интеллект, әлеуметтік-экономикалық көрсеткіштер, статистика, жан басына шаққандағы ЖІӨ, қызмет көрсету секторындағы жұмыспен қамту, елдераралық талдау, регрессиялық модель.

SOCIO-ECONOMIC FACTORS IN THE ADOPTION OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A CROSS-COUNTRY ANALYSIS

A.B. Zhanbozova¹, S.Y. Velesco², Zh.G. Imangali^{1*}

¹Institute of Economics, Science Committee of the Ministry of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan, Almaty, Kazakhstan

²University of Applied Sciences, Mittweida, Germany

Summary. The article presents a statistical analysis of socio-economic indicators associated with the use of generative artificial intelligence across countries. It focuses on the actual use of GenAI by the population rather than on countries' general readiness to implement artificial intelligence technologies. The empirical dataset covers 64 countries; the dependent variable is the share of the population aged 15-64 using generative artificial intelligence. The explanatory variables include the share of internet users, the logarithm of GDP per capita at purchasing power parity, and the share of employment in the services sector. The study applies descriptive statistics, correlation analysis, regression estimation, multicollinearity diagnostics, and robustness checks. The results indicate that cross-country differences in GenAI use are associated not only with internet access but also with the level of economic development and the structure of employment.



Keywords: *generative artificial intelligence, socio-economic indicators, statistics, GDP per capita, employment in the services sector, cross-country analysis, regression model.*

Информация об авторах:

Жанбозова Аксауле Болатхановна – PhD, Институт экономики Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан, Алматы, Казахстан, e-mail: aksaulezhanbozova@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-7143-5680.

Велеско Сергей Евгеньевич – кандидат экономических наук, профессор, Университет прикладных наук, Миттвайда, Германия, e-mail: velesco@hs-mittweida.de, ORCID ID: 0000-0002-6937-8824.

Имангали Жансая Габиденқызы* – PhD студент, Институт экономики Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан, Алматы, Казахстан, e-mail: imangali.zhansaya@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-7886-048X.

Авторлар туралы ақпарат:

Жанбозова Ақсауле Болатханқызы – PhD, Қазақстан Республикасы Ғылым және жоғары білім министрлігі Ғылым комитетінің Экономика институты, Алматы, Қазақстан, e-mail: aksaulezhanbozova@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-7143-5680.

Велеско Сергей Евгеньевич – экономика ғылымдарының кандидаты, профессор, Миттвайда Қолданбалы ғылымдар университеті, Миттвайда, Германия, e-mail: velesco@hs-mittweida.de, ORCID ID: 0000-0002-6937-8824.

Имангали Жансая Габиденқызы* – PhD студенті, Қазақстан Республикасы Ғылым және жоғары білім министрлігі Ғылым комитетінің Экономика институты, Алматы, Қазақстан, e-mail: imangali.zhansaya@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-7886-048X.

Information about the authors:

Aksaule B. Zhanbozova – PhD, Science Committee of the Ministry of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan, Almaty, Kazakhstan, e-mail: aksaulezhanbozova@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-7143-5680.

Serge E. Velesco – Candidate of Economic Sciences, Professor, University of Applied Sciences, Mittweida, Germany, e-mail: velesco@hs-mittweida.de, ORCID ID: 0000-0002-6937-8824.

Zhansaya G. Imangali* - PhD student, Institute of Economics, Committee of Science of the Ministry of Science and Higher Education of the Republic of Kazakhstan, Almaty, Kazakhstan, e-mail: imangali.zhansaya@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-7886-048X.

Получено: 11.02.2026

Принято к рассмотрению: 24.02.2026

Доступно онлайн: 30.06.2026