π-Economy. 2026, Том 19, № 4. С. 45–65.
π-Economy. 2026, Vol. 19, No. 4. Pp. 45–65.

Научная статья
УДК 338,45:004.8(549.1)
DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19403
EDN: https://elibrary/KUGJCP

ОЦЕНКА ВНЕДРЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ПРОМЫШЛЕННОМ ПРЕДПРИЯТИИ В УСЛОВИЯХ ИНДУСТРИИ 5.0 (НА ПРИМЕРЕ КОМПАНИЙ ПАКИСТАНА)

А. Али ✉, С.В. Здольникова

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ Amjadbbsulk@gmail.com

Аннотация. Считается, что степень внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) производственными предприятиями в странах с развивающейся экономикой зависит главным образом от их внутренних возможностей и культуры, в то время как окружающая экосистема рассматривается только как фоновый контекст, а не как измеримый фактор. Проведенное авторами исследование устраняет этот пробел путем разработки и эмпирической проверки концептуальной структурной модели на основе девяти гипотез и восьми конструктов, которая соединяет сетевые связи экосистемы, институциональную и государственную поддержку, готовность цифровой инфраструктуры, технологическую готовность, организационную инновационную культуру и динамические возможности с внедрением ИИ и через него – с промышленными инновациями и конкурентоспособностью. Модель объединяет перспективу динамических возможностей, перспективу институциональной теории и парадигму ориентированной на человека Индустрии 5.0 в единую структуру на уровне экосистемы. При этом предполагается, что условия на уровне экосистемы и инфраструктуры формируют внутреннюю готовность предприятия, что, в свою очередь, стимулирует внедрение ИИ и последующую производительность. Первичные данные опроса были собраны у 182 менеджеров из пяти отраслей промышленности Пакистана. Четыре из девяти гипотез были подтверждены: сетевые связи экосистемы взаимодействовали с технологической готовностью, готовность цифровой инфраструктуры – с динамическими возможностями, государственная и институциональная поддержка – с организационной инновационной культурой, а внедрение ИИ – с промышленными инновациями и конкурентоспособностью. Технологическая готовность и организационная инновационная культура не продемонстрировали надежного уникального влияния на принятие решений, гипотетическое сдерживание со стороны государственной и институциональной поддержки обнаружено не было, а две конструкции – сетевые связи экосистемы и динамические возможности – оказались слишком коррелированы, чтобы их можно было тестировать как независимые предикторы. Исследование представляет один из первых тестов экосистемных и институциональных предпосылок оценки внедрения ИИ на примере промышленности Южной Азии на уровне предприятия, сообщает об ограничениях измерения и позволяет сформулировать рекомендации менеджерам в области промышленной политики на основе ИИ. Будущие исследования будут направлены на формирование еще не проверенных гипотез с помощью очищенных, сокращенных по номенклатуре данных, чтобы установить направление причинно-следственной связи между условиями экосистемы, внедрением ИИ и эффективностью предприятия.

Ключевые слова: внедрение искусственного интеллекта, Индустрия 5.0, промышленные предприятия Пакистана, динамические возможности, моделирование структурными уравнениями

Благодарности: Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда в рамках реализации проекта «Стратегическое управление интеллектуальной зрелостью

© Али А., Здольникова С.В., 2026. Издатель: Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

промышленных экосистем в условиях экономики данных: методология, фреймворк, инструментарий» (Соглашение № 25-18-00978; https://rscf.ru/project/25-18-00978/).

Для цитирования: Али А., Здольникова С.В. (2026) Оценка внедрения технологий искусственного интеллекта на промышленном предприятии в условиях Индустрии 5.0 (на примере компаний Пакистана). π-Economy, 19 (4), 45–65. DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19403

Research article
DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19403

ASSESSMENT OF THE IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES AT AN INDUSTRIAL ENTERPRISE IN THE CONTEXT OF INDUSTRY 5.0 (THE CASE OF PAKISTANI COMPANIES)

A. Ali ✉, S.V. Zdolnikova

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University,
St. Petersburg, Russian Federation

✉ Amjadbbsulk@gmail.com

Abstract. It is considered that the degree of adoption of artificial intelligence (AI) technologies by manufacturing enterprises in emerging economies depends mainly on their internal capabilities and culture, while the surrounding ecosystem is considered only as a background, and not as a measurable factor. The authors' research addresses this gap by developing and empirically testing a conceptual structural model based on nine hypotheses and eight constructs that links ecosystem networking, institutional and government support, digital infrastructure readiness, technological readiness, innovation culture, and dynamic opportunities with the introduction of AI and through it – with industrial innovation and competitiveness. The model combines the dynamic opportunity perspective, the institutional theory perspective, and the human-centered Industry 5.0 paradigm into a single ecosystem-level framework. At the same time, it is assumed that conditions at the ecosystem and infrastructure level form the internal readiness of the enterprise, which, in turn, encourages the introduction of AI and subsequent productivity. Primary survey data was collected from 182 managers from five manufacturing subsectors in Pakistan. Four of the nine hypotheses were confirmed: ecosystem connections were associated with technological readiness, digital infrastructure was associated with dynamic capabilities, institutional support was associated with an innovative culture, and the introduction of AI was closely related to indicators of competitiveness. Technological readiness and innovation culture did not demonstrate a reliable unique influence on decision-making, hypothetical deterrence from institutional support was not detected, and the two constructs – ecosystem connections and dynamic capabilities – were too correlated to be tested as independent predictors. The study provides one of the first tests of ecosystem and institutional prerequisites for assessing the implementation of AI using the example of South Asian industry at the enterprise level, reports on the limitations of measurement and allows formulating recommendations for managers in the field of industrial policy based on AI. Future research will focus on forming yet untested hypotheses using refined, abbreviated data to establish the direction of causal relationships between ecosystem conditions, AI adoption, and enterprise performance.

Keywords: AI adoption, Industry 5.0, Pakistani industrial enterprises, dynamic capabilities, structural equation modeling

Acknowledgements: The research was financially supported by the Russian Science Foundation, project "Strategic Management of the Intellectual Maturity of Industrial Ecosystems in the Data Economy: Methodology, Framework, and Toolkit" (Agreement No. 25-18-00978/; available online: https://rscf.ru/project/25-18-00978/).

Citation: Ali A., Zdolnikova S.V. (2026) Assessment of the implementation of artificial intelligence technologies at an industrial enterprise in the context of Industry 5.0 (the case of Pakistani companies). π-Economy, 19 (4), 45–65. DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19403

© Ali A., Zdolnikova S.V., 2026. Published by Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

Введение

За последнее время применение искусственного интеллекта (ИИ) в экономике и промышленности превратилось из второстепенных инвестиций для развития ИТ-сферы в признанный многими специалистами стратегический ресурс конкурентоспособности производства предприятий [1, 2]. Использование прогнозируемого технического обслуживания, автоматизированного контроля качества и планирования цепочки поставок с помощью ИИ больше не является исключительным для нескольких передовых предприятий с высоким уровнем дохода, а все чаще рассматривается как необходимое условие для сохранения конкурентоспособности в условиях перехода к Индустрии 5.0, где ожидается, что ориентированное на человека устойчивое производство будет сосуществовать с применением современных цифровых технологий [3–5]. Между тем значительный объем эмпирических исследований показывает, что приобретение и внедрение технологий ИИ может как повысить, так и снизить конкурентоспособность предприятия, когда организации не согласованы или не готовы интегрировать новые технологии [6]. В таких случаях, несмотря на значительные инвестиции, некоторые предприятия с хорошими ресурсами все еще обнаруживают разрыв между планируемой преобразующей силой ИИ и его влиянием на фактическую производительность [7, 8].

Этот разрыв между обещаниями и потребностями может стать решающим фактором успеха или неудачи производственных предприятий в Пакистане. В промышленности Пакистана преобладают малые и средние предприятия (МСП), цифровые возможности очень неравномерно распределены по отраслям и регионам, процессы цифровизации и цифровой трансформации все еще находятся в состоянии становления [9, 10]. В этом контексте на решение промышленного предприятия о внедрении ИИ могут влиять другие фирмы экосистемы, а также правительственные учреждения, регулирующие органы и отраслевые ассоциации. Однако на сегодняшний день исследования возможностей ИИ были сосредоточены на самом ИИ, в то время как окружающая экосистема в значительной степени игнорировалась. Промышленность Пакистана, в которой преобладают МСП, не представлена в доказательной базе, поскольку исследования посредством моделирования структурным уравнением с частными производными наименьших квадратов (Partial Least Squares Structural Equation Modeling, PLS-SEM) с большой выборкой основаны в большей степени на данных групп предприятий Северной Америки, и в меньшей — Азии [11] (в частности, фирмы сферы услуг в Индонезии [6]).

Это приводит к трем ключевым пробелам в литературе, и именно их авторы статьи пытаются заполнить в своем исследовании.

Первый – это географический разрыв и разрыв в численности населения. Не было ни одного эмпирического исследования в отношении предпосылок и результатов использования возможностей ИИ в производственных предприятиях, в частности пакистанских, являющихся сектором, в котором предполагается развивать Индустрию 5.0 [3].

Второй – это разрыв между теорией и практическими исследованиями. В широко используемой теории внедрения ИИ или ИТ-возможностей [8] роль условий межфирменных сетевых связей на уровне экосистемы (Ecosystem Collaboration Network, ECN), а также институциональной и государственной поддержки (Institutional and Government Support, IGS) представлена как повествовательный контекст, а не как измеряемые и тестируемые модели (конструкции) [3]. Это примечательно, поскольку институциональная теория долгое время утверждала, что организации перенимают практику для соответствия требованиям, поступающим извне, вместо того чтобы основывать такие решения на расчетах эффективности [12, 13].

Третий – это пробел в механизме. Действует ли институциональная и государственная поддержка только как один из многих предикторов или же она усиливает или ослабляет влияние характеристик готовности на уровне предприятия, например организационной инновационной

культуры, – это вопрос модерации, который, насколько нам известно, еще не проверялся в контексте внедрения ИИ в проанализированных работах.

Проведенное авторами статьи исследование восполняет все три пробела путем разработки и эмпирической проверки концептуальной структурной модели внедрения ИИ в производственном секторе Пакистана, состоящей из девяти гипотез, на основе первичных данных опроса 182 менеджеров и топ-менеджеров из пяти производственных отраслей, а именно: текстильной и швейной, фармацевтической и химической, автомобильной, цементной, кожевенно-обувной. Авторы не рассматривают сетевые связи экосистемы и институциональную и государственную поддержку как второстепенные факторы, а вводят их в действие в качестве измеряемых конструкций вместе с более знакомыми факторами – технологической готовностью (Technological Readiness, TR), организационной инновационной культурой и динамическими возможностями (Dynamic Capabilities, DC), которые использовались в предыдущих исследованиях возможностей ИИ [8, 11, 14].

Такой подход позволяет сформулировать четыре исследовательских вопроса:

1. (RQ1) Могут ли факторы сетевых связей и институциональной и государственной поддержки на уровне экосистемы предсказать факторы готовности и культуры на уровне фирмы, которые, как считается, приводят к внедрению ИИ?

2. (RQ2) Могут ли организационная готовность (организационная инновационная культура) и инфраструктурная готовность (технологическая готовность) предсказать внедрение ИИ?

3. (RQ3) Предсказывает ли внедрение ИИ промышленные инновации и конкурентоспособность, как это предлагается в более широком ряде источников по возможностям ИИ [15, 16]?

4. (RQ4) Смягчает ли институциональная и государственная поддержка взаимосвязь между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ?

В рамках ответов на эти вопросы в исследовании также рассматриваются и обсуждаются проблемы разработки весовых коэффициентов и общих методов, возникающие на уровне экосистем в полевых условиях с использованием выборки практикующих специалистов, что, по нашему мнению, принесет пользу будущим исследователям, пытающимся провести аналогичные изыскания.

Концептуальная модель исследования

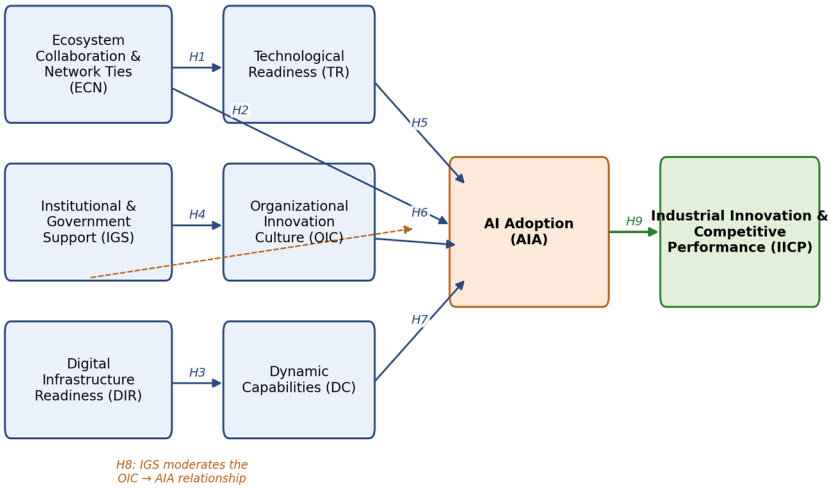
Три теоретических подхода сходятся для объяснения представленной ниже модели, и каждый из них выполняет уникальную объяснительную задачу, а не просто используется в целях легитимации. Перспектива на уровне предприятия обеспечивается представлением динамических возможностей [14]. Мы намеренно выбираем это вместо чисто статического представления, основанного на ресурсах [17], которое дает слишком ограниченное понимание, например о том, почему ресурс – инфраструктура данных или квалифицированный персонал – может быть источником преимуществ, но мало объясняет процесс реконфигурации предприятия для внедрения действительно прорывных технологий. Таким образом, ИИ может быть негативным на практике: он не только предоставляет дополнительный фактор производства к существующей производственной функции, но также требует, чтобы предприятия генерировали новые возможности, использовали их путем перераспределения мощностей и реконфигурировали внутренние процедуры на основе результатов, которые являются не однородными, а скорее вероятностными и лишь частично объяснимыми [13, 15]. Эмпирически это различие важно, потому что не было обнаружено ни одного конкурентного преимущества, которое можно было бы отнести только к инновационному потенциалу, как показали авторы [6], переосмыслившие свои результаты через призму динамического потенциала, предположив, что потенциал должен быть согласован с динамикой предприятия, прежде чем это сможет привести к повышению

производительности. Следуя такой же логике, авторы статьи рассматривают динамические возможности как отдельную предпосылку технологической готовности предприятия к внедрению ИИ.

Насколько известно, наиболее новые конструкции исследования – сетевые связи экосистемы, а также институциональная и государственная поддержка – не были внедрены и протестированы в качестве предпосылок внедрения ИИ в предыдущих эмпирических исследованиях. Авторы [12] утверждают, что эффективно действует именно принудительное давление со стороны регулирующих органов и влиятельных партнеров по обмену.

Парадигма Индустрии 5.0, ориентированная на человека [4, 18, 19], дает существенное обоснование того, почему использование ИИ, в частности на производстве, следует интерпретировать за пределами концепции автоматизации. Авторы [3] утверждают, что Индустрия 5.0 решает проблемы интеграции и принятия рабочей силы, которые Индустрия 4.0, ориентированная на технологии, не смогла решить, и поэтому уделяет приоритетное внимание сотрудничеству человека и машины, устойчивости в дополнение к эффективности. В данном исследовании вместо моделирования фирмы как изолированной единицы анализа моделировались конструкции на уровне экосистемы (ECN, IGS) и внутренние конструкции предприятия, что подкрепляется исследованиями, в которых утверждается переход к Индустрии 5.0 как к интеллектуальной киберсоциальной экосистеме вместо того, чтобы оставаться на уровне предприятия [20–22]. Что делает организационную инновационную культуру (Organizational Innovation Culture, OIC) отдельной предпосылкой, так это возможность компании поддерживать технологию для ее эффективной интеграции [23, 24].

Концептуальная модель исследования представлена на рис. 1, который объединяет эти три точки зрения. На рисунке с левой стороны находятся конструкции экосистемного уровня (ECN, IGS, DIR (Digital Infrastructure Readiness) – готовность цифровой инфраструктуры). В качестве экзогенных движущих сил они питают конструкции внутренней готовности фирмы (TR, OIC, DC), которые, помимо прямых эффектов, предположительно являются движущими силами внедрения ИИ (Artificial Intelligence Adoption, AIA). Предполагается, что внедрение ИИ,



Источник: разработано авторами на основе [3, 4, 12, 14].

Рис. 1. Концептуальная структурная модель исследования и предполагаемые взаимосвязи

Fig. 1. Conceptual structural model of the study and hypothesized relationships

в свою очередь, стимулирует промышленные инновации и конкурентоспособность (Industrial Innovation and Competitive Performance, IICP). Также предполагается, что институциональная и государственная поддержка обусловливает влияние организационной инновационной культуры на внедрение ИИ в соответствии с институциональной теорией, трактующей, что внешняя легитимация не только влияет на внутреннюю культуру, но и определяет, что та означает для нее с точки зрения поведения.

Разработка гипотез

Сетевые связи экосистемы правдоподобно приводят к внутренней технологической готовности предприятия до начала каких-либо инвестиций, связанных с ИИ [10], и те же самые экосистемные связи предоставляют предприятиям прямой доступ к поставщикам ИИ и пилотным проектам, демонстрационным вариантам использования ИИ и т.д., что правдоподобно ускоряет внедрение независимо от готовности (*первая гипотеза*: ECN → TR; *вторая гипотеза*: ECN → → AIA).

Третья гипотеза (DIR → DC) мотивирована недавними методологическими исследованиями, показывающими, что цифровую зрелость промышленных предприятий и экосистем можно оценивать на основе динамического коэволюционного подхода [21, 25], при этом зрелость инфраструктуры является предварительным условием для способности адаптироваться и реконфигурировать, что является ядром динамических возможностей [14, 26]. Институциональная и государственная поддержка, согласно принудительной/нормативной/имитационной логике [12], должна привести к легитимизации и усилению организационной инновационной культуры в компаниях (*четвертая гипотеза*: IGS → OIC). Поскольку теория институциональной и государственной поддержки применима к отраслям, а не к отдельным компаниям – также ожидается, что институциональная и государственная поддержка смягчит взаимосвязь между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ (*восьмая гипотеза*: IGS → OIC → → AIA).

Предполагается, что более высокая технологическая готовность уменьшит практические и технические препятствия для непосредственного использования ИИ (*пятая гипотеза*: TR → AIA) в соответствии с исследованиями ИТ-возможностей, которые показывают, что зрелость инфраструктуры напрямую влияет на использование последующих технологий [27, 28]. Основываясь на том, что способность к содействию инновациям является одним из признанных аспектов возможностей ИИ на уровне предприятия [8, 29], выдвигается гипотеза о прямой взаимосвязи между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ (*шестая гипотеза*: OIC → → AIA). Предполагается, что внедрение ИИ напрямую предсказывается динамическими возможностями, которые также предсказывают успешную реакцию на другие прорывные технологии (*седьмая гипотеза*: DC → AIA; [14]). Наконец, следуя значительному количеству публикаций, связывающих возможности ИИ с улучшением процесса принятия решений, инноваций и эффективности работы фирмы [11, 15, 16], предполагается, что внедрение ИИ будет предсказывать промышленные инновации и конкурентоспособность (*девятая гипотеза*: AIA → IICP).

Все девять гипотез вместе с теоретическим обоснованием сведены в табл. 1.

Методы и материалы

Дизайн исследования

В исследовании используется количественный опрос с использованием PLS-SEM на основе дисперсии, который, как было доказано, хорошо подходит для исследовательских моделей с обширной историей предварительной валидации конструкций, чего нельзя сказать о сетевых связях экосистемы и об институциональной и государственной поддержке [30].

Таблица 1. Гипотезы и теоретическое обоснование
Table 1. Hypotheses and theoretical rationale

Номер гипотезы	Обозначение	Интерпретация
1	ECN → TR	Сетевые отношения передают технические стандарты и ноу-хау партнеров, тем самым помогая повысить внутреннюю технологическую готовность [10].
2	ECN → AIA	Сетевые связи предлагают прямой контакт с поставщиками ИИ, другими предприятиями и пилотными проектами [13].
3	DIR → DC	Цифровая инфраструктура – это платформа, на которой расположены возможности распознавания/реконфигурации [14].
4	IGS → OIC	Институциональное давление узаконивает и поощряет культуру, ориентированную на инновации [12].
5	TR → AIA	Развитая инфраструктура ИТ/данных снижает технические препятствия для внедрения ИИ [27].
6	OIC → AIA	Культура, поощряющая экспериментирование, приводит к более быстрому внедрению технологий [8].
7	DC → AIA	Способность к распознаванию, захвату и реконфигурации связана с интеграцией прорывной технологии [14].
8	IGS × OIC → AIA	Существует гипотеза, что отношения между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ будут смягчены институциональной и государственной поддержкой [12].
9	AIA → IICP	Внедрение ИИ приводит к промышленным инновациям и конкурентоспособности [15].

Источник: разработано авторами.

Совокупность, выборка и сбор данных

Анализируемой группой при проведении исследований были менеджеры и руководящие работники, принимающие решения относительно технологий и цепочек поставок на промышленных предприятиях Пакистана. Данные были собраны с помощью структурированного онлайн-опроса, разосланного компаниям из пяти производственных подсекторов, которые были выбраны как по их относительной доле в объеме промышленного производства Пакистана, так и по различному уровню использования цифровых технологий [9]. Ответы, в которых отсутствовали более 15% данных, были исключены из анализа (ни один из ответов не превысил этого порога). В результате этого в наборе данных осталось 182 ответа, а отсутствующие данные на уровне элемента были рассчитаны с использованием выборочного среднего значения (консервативный и широко используемый подход для небольшого процента отсутствующих данных, разбросанных по 55 элементам шкалы в ходе опроса).

Полученная выборка сведена в табл. 2.

Измерения и оценки

Многопозиционные рефлексивные шкалы с форматом согласия из семи пунктов (от «Категорически несогласен» до «Категорически согласен», с промежуточными якорями «Несколько не согласен», «Несколько согласен» и т.п.) использовались для измерения всех восьми конструкций, при этом каждый ответ кодировался по шкале от 1 до 7; несколько ответов, в которых участник отметил более одного варианта для одного пункта, были закодированы как среднее значение отмеченных вариантов. Везде, где это было возможно, элементы были адаптированы из проверенного инструмента, приведенного в литературе. Пункты, использованные для внедрения ИИ (AIA, 8 пунктов), и пункты, связанные с готовностью цифровой инфраструктуры (DIR, 7 пунктов) и технологической готовностью (TR, 6 пунктов), были адаптированы из

Таблица 2. Характеристики выборки
Table 2. Sample characteristics

Характеристика	Категории специалистов	Количество ответов (из 182)	%
Должность	Помощник менеджера	90	49,5
	Старший менеджер	34	18,7
	Генеральный менеджер	24	13,2
	Заместитель начальника	19	10,4
	Генеральный директор / директор	8	4,4
	Нет сведений	7	3,8
Сфера деятельности	Цепи поставок	66	36,3
	Выпуск продукции	33	18,1
	Закупочная деятельность	32	17,6
	Организация процессов	13	7,1
	Другие	38	20,9
Отрасли	Текстильная и швейная	70	38,5
	Фармацевтическая и химическая	55	30,2
	Автомобильная	38	20,9
	Цементная	13	7,1
	Кожевенно-обувная	6	3,3
Возраст предприятия	0–5 лет	113	62,1
	6–10 лет	42	23,1
	менее 15 лет	41	22,5
	11–15 лет	17	9,3
	более 15 лет	10	5,5
	15–30 лет	75	41,2
	31–50 лет	35	19,2
	более 50 лет	29	15,9

Источник: разработано авторами.

измерения ресурсов и человеческих навыков [8]. Инструмент для создания возможностей ИИ используется в [11]. Организационная инновационная культура (OIC, 5 пунктов) и динамические возможности (DC, 7 пунктов) были адаптированы на основе параметров способности к организационным изменениям и возможностей фирмы одного и того же инструмента [8] в соответствии с концептуализацией динамических возможностей, основанной на ощущении, захвате и реконфигурации [14]. Промышленные инновации и конкурентоспособность (IICP, 9 пунктов) были адаптированы из шкалы финансовых и конкурентных показателей статьи [31], а также использовались как таковые в [11] и с небольшой модификацией в [6]. Что касается сетевых связей экосистемы (ECN, 6 пунктов) и институциональной и государственной поддержки (IGS, 7 пунктов), ранее не существовало инструмента, который можно было бы использовать напрямую. Для этого исследования были недавно разработаны элементы на основе рассуждений о сетевых связях и институциональной поддержке в [3] и [12] соответственно.

Предвзятость общего метода

Все конструкции были измерены у одного респондента в один момент времени, поэтому смещение по общему методу (Common Method Bias, CMB) оценивалось тремя альтернативными методами вместо одного диагностического [32]. Один из 55 пунктов не соответствовал остальным

54 пунктам, когда проводился однофакторный тест Хармана, и первый нерегулируемый фактор составлял всего 36,9% от общей дисперсии, что меньше обычного 50%-ного порога, который указывал бы на проблему CMB. Само по себе это значение говорило бы о том, что CMB не вызывал серьезной озабоченности. Две дополнительные диагностики, основанные на шаблоне ответов, выявили несколько иную и, на наш взгляд, более наглядную картину: в среднем респонденты использовали одну и ту же категорию ответов по 52,9% из 55 вопросов, при этом 6,6% респондентов продемонстрировали прямолинейный или уступчивый шаблон ответа (используя одну категорию ответов более чем на 90% всех вопросов), а не дифференцированный ответ между конструкциями. Корреляция на уровне конструкции была очень похожей (например, r = = 0,99 между ECN и AIA, r = 0,97 между IGS и AIA). Авторы исходят из того, что отсутствие части данных в статье не является ни недостатком, ни случайностью. Соответствующее ограничение было сознательно проработано – проверено, проанализировано и учтено – непосредственно в ходе работы с данными.

Метод исследования

Для оценки концептуальной структурной модели использовалось PLS-SEM. Поскольку лицензионная версия SmartPLS недоступна для этого анализа, алгоритм PLS-SEM, представляющий собой внешнюю оценку в режиме A со схемой взвешивания пути для внутренней оценки, был реализован непосредственно на Python в соответствии со спецификацией алгоритма, лежащей в основе SmartPLS 4 [33], и соглашениями об оценке и отчетности [30, 34]. Этот выбор сделан прозрачным: статистические данные (стандартизированные внешние нагрузки, Альфа Кронбаха, составная надежность, коэффициенты начальной загрузки) рассчитываются так же, как и при анализе SmartPLS, но точная численная репликация анализа в самом SmartPLS еще не выполнялась и является естественной первой проверкой надежности при будущей работе с этим набором данных.

Качество моделей измерений оценивалось на основе надежности внутренней согласованности (Альфа Кронбаха и композитная надежность (Composite Reliability, CR): CR > 0,70), а также сходящейся и дискриминантной валидности (критерий Форнелла–Ларкера [35] (Average Variance Extracted, AVE): AVE > 0,50, и отношение гетеро-признака к монографическому признаку (Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations, HTMT): HTMT < 0,90) [36]. Для проверки коллинеарности между структурными предикторами использовались коэффициенты инфляции дисперсии (Variance Inflation Factor, VIF): консервативный критерий VIF < 3,3, предложенный в [30]. Значимость пути оценивалась с применением метода начальной загрузки с использованием 5000 повторных выборок и повторной оценки полного измерения и структурной модели для каждой повторной выборки. Гипотеза о смягчении институциональной и государственной поддержкой взаимосвязи между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ была проверена с использованием двухэтапного стандартизированного метода продуктовых индикаторов с оценками ECN, TR, OIC, DC и IGS латентных переменных в качестве одновременных предикторов AIA наряду с термином взаимодействия IGS × OIC. Были вычислены загрузочные косвенные эффекты AIA и прогностическая значимость вне выборки была аппроксимирована 10-кратной перекрестной проверкой значений R^2.

Результаты исследования

Оценка модели измерения

Надежность и конвергентная валидность для восьми исследуемых конструкций представлены в табл. 3. Внутренняя согласованность всех восьми конструкций была высокой на основе критерия (альфа Кронбаха) с совокупной надежностью выше 70. Стандартизированные внешние нагрузки для 55 наименований находились между 0,608 и 0,845, что значительно выше типичного порога 0,6 и в основном превышает порог 0,7 [34]. Результаты конвергентной валидности

Таблица 3. Надежность и конвергентная валидность результатов
Table 3. Reliability and convergent validity of the results

Исследуемые конструкции	Значения индикаторов	Диапазон загрузки	Альфа Кронбаха	CR	AVE
ECN	6	0,649–0,742	0,795	0,854	0,494
IGS	7	0,638–0,739	0,825	0,869	0,488
DIR	7	0,611–0,749	0,794	0,852	0,453
TR	6	0,690–0,845	0,848	0,889	0,573
OIC	5	0,621–0,819	0,785	0,855	0,543
DC	7	0,644–0,756	0,815	0,863	0,474
AIA	8	0,653–0,739	0,848	0,883	0,487
IICP	9	0,608–0,791	0,864	0,893	0,482

Источник: разработано авторами.

были менее последовательными, при этом средняя полученная дисперсия превысила порог 0,5 для технологической готовности (0,573) и организационной инновационной культуры (0,543) и осталась в диапазоне от 0,453 до 0,494 для остальных шести конструктов.

AVE и HTMT (табл. 4) использовались для измерения валидности дискриминанта, который был самым слабым звеном в модели измерения. Критерий Форнелла–Ларкера не был удовлетворен в большинстве пар конструкций, при этом корреляция ECN–DC составила 0,981, что намного выше, чем средние значения конструкций, составляющие около 0,7. Баллы HTMT для большинства пар конструкций превысили консервативный диапазон от 0,85 до 1, рекомендованный в [36], а также превысили 1 для шести пар (ECN–DC = 1,223; IGS–AIA = 1,151; DIR–IICP = 1,085; TR–IICP = 1,034; IGS–DC = 0,926; DIR–AIA = 0,974). Однако наиболее оправданное прочтение диагностики смещения по общему методу, представленному выше, заключается в том, что, хотя конструкции концептуально схожи, структура дисперсии, наблюдаемая в опросе, была сжата в результате уступчивого или прямолинейного ответа, а корреляции между конструкциями были искусственно завышены относительно их фактических значений. Это прямо и неизбежно влияет на восприятие результатов из структуры, описанной ниже.

Таблица 4. Значения коэффициента корреляции
Table 4. Correlation coefficient values

	ECN	IGS	DIR	TR	OIC	DC	AIA	IICP
ECN	–	0,884	0,793	0,759	0,678	1,223	0,846	0,770
IGS		–	0,930	0,790	0,716	0,926	1,151	0,865
DIR			–	0,836	0,709	0,813	0,974	1,085
TR				–	0,668	0,766	0,761	1,034
OIC					–	0,692	0,679	0,699
DC						–	0,859	0,786
AIA							–	0,839
IICP								–

Источник: разработано авторами.

Диагностика коллинеарности

Поскольку уравнение AIA содержит пять одновременных предикторов (ECN, TR, OIC, DC, IGS) и член взаимодействия, коэффициенты инфляции дисперсии были рассчитаны для каждого из этих предикторов до интерпретации любых коэффициентов траектории (табл. 5). VIF был в пределах допустимого диапазона для TR (2,02), OIC (1,67) и IGS (3,13), но не для ECN (28,41) и DC (32,58), поскольку оба значения оказались намного выше консервативного значения 3,3 [30], что согласуется с корреляцией 0,981, наблюдаемой между обоими. С практической точки зрения это означает, что коэффициенты индивидуального пути для ECN → AIA (*вторая гипотеза*) и DC → AIA (*седьмая гипотеза*) не могут быть приняты в качестве номинального значения; оценочные веса нестабильны, могут принимать большие значения с обратным знаком и не обязательно отражают истинный уникальный вклад любой конструкции. Таким образом, мы рассматриваем только коэффициенты полной модели, а *вторую* и *седьмую гипотезы* – как неубедительные.

Таблица 5. Статистика коллинеарности для предикторов внедрения ИИ
Table 5. Collinearity statistics for AI adoption predictors

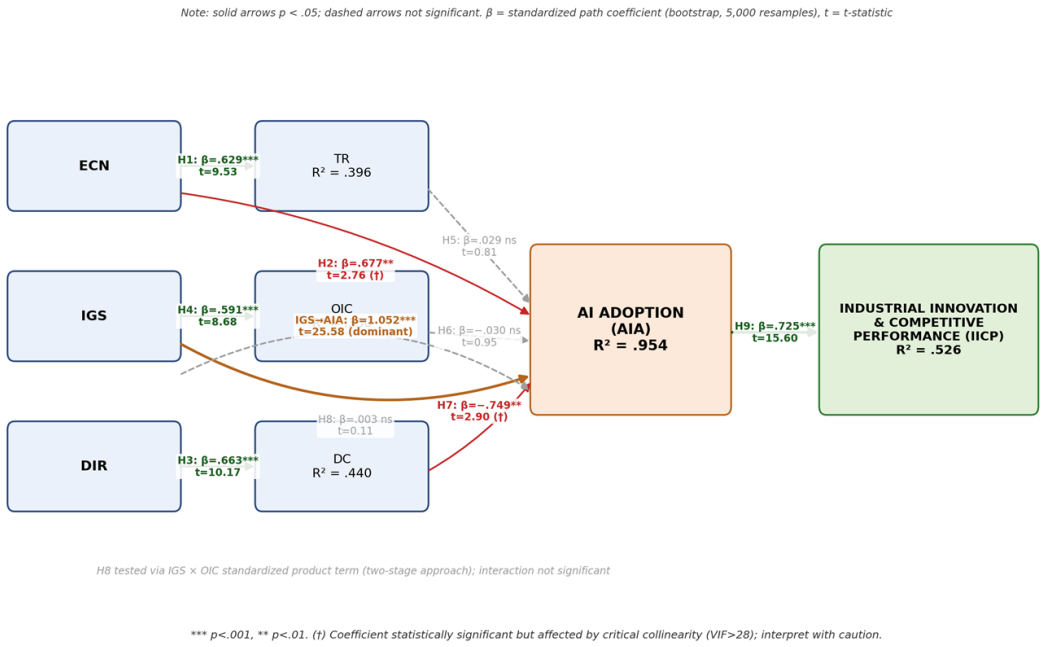
Предиктор	Оценки	VIF
ECN	28,41	Критический (> 3,3)
TR	2,02	Приемлемый
OIC	1,67	Приемлемый
DC	32,58	Критический (> 3,3)
IGS	3,13	Приемлемый, близкий к пороговому

Источник: разработано авторами.

Структурная модель и проверка гипотез

Стандартизированные коэффициенты пути вместе с соответствующими стандартными ошибками (Standard Error, SE) начальной загрузки (5000 повторных выборок), *t*-статистикой, двусторонними *p*-значениями, и 95%-ными доверительными интервалами процентилей начальной загрузки для всех девяти предполагаемых взаимосвязей представлены вместе с прямым путем IGS к AIA, который был включен в качестве ковариации для правильного определения теста модерации *восьмой гипотезы* (табл. 6 и рис. 2).

Четыре гипотезы были подтверждены при $p < 0{,}001$: сетевые связи экосистемы положительно предсказывали технологическую готовность (*первая гипотеза*, $\beta = 0{,}629$), готовность цифровой инфраструктуры положительно предсказывала динамические возможности (*третья гипотеза*, $\beta = 0{,}663$), институциональная и государственная поддержка положительно предсказывала организационную инновационную культуру (*четвертая гипотеза*, $\beta = 0{,}591$), а внедрение ИИ положительно предсказывало промышленные инновации и конкурентоспособность (*девятая гипотеза*, $\beta = 0{,}725$). Как гипотетическое сдерживание институциональной и государственной поддержки, так и гипотетический уникальный эффект технологической готовности на внедрение ИИ обнаружены не были (*восьмая гипотеза* не подтверждается, $\beta = 0{,}003$, $p = 0{,}910$; *пятая гипотеза* не подтверждается после контроля двух других предикторов). Одномерные эффекты институциональной и государственной поддержки, введенные в качестве ковариации для надлежащего тестирования модели модерации, вводились в модель с непроверенным, но очень большим прямым эффектом на внедрение ИИ ($\beta = 1{,}052$, $p < 0{,}001$), который был самым большим и наиболее последовательным прямым эффектом во всей модели. Уровни



Источник: разработано авторами.

Рис. 2. Расчетная структурная модель с начальными коэффициентами пути и R^2 для эндогенных конструкций

Fig. 2. Calculated structural model with initial path coefficients and R^2 for endogenous constructs

Таблица 6. Результаты структурной модели (начальная загрузка, 5000 повторных выборок)
Table 6. Structural model results (bootstrapping, 5000 resamples)

Номер гипотезы	Путь	β	SE	*t*	*p*	95% ДИ	Результат
1	ECN → TR	0,629	0,066	9,53	<0,001	[0,496, 0,754]	Поддерживается
2	ECN → AIA	0,677	0,245	2,76	0,006	[0,207, 1,168]	Неубедительно (коллинеарность)
3	DIR → DC	0,663	0,065	10,17	<0,001	[0,530, 0,786]	Поддерживается
4	IGS → OIC	0,591	0,068	8.68	<0,001	[0,460, 0,726]	Поддерживается
5	TR → AIA	0,029	0,035	0,81	0,418	[−0,032, 0,107]	Не поддерживается
6	OIC → AIA	−0,030	0,031	−0,95	0,341	[−0,097, 0,025]	Не поддерживается
7	DC → AIA	−0,749	0,258	−2,90	0,004	[−1,233, −0,226]	Неубедительно (коллинеарность)
8	IGS × OIC → AIA	0,003	0,026	0,11	0,910	[−0,037, 0,066]	Не поддерживается
9	AIA → IICP	0,725	0,046	15,60	<0,001	[0,627, 0,811]	Поддерживаются
–	IGS → AIA (ковариация)	1,052	0,041	25,58	<0,001	[0,956, 1,116]	Большие, необъяснимый

Примечание: коэффициенты выше 1 или ниже −1 для стандартизированных траекторий возникают из-за сильной мультиколлинеарности среди предикторов, разделяющих дисперсию с AIA, и их не следует понимать как буквальные стандартизированные величины эффекта.

Источник: разработано авторами.

второй и *седьмой гипотез* были статистически значимыми, но не подтверждены, а сообщены, скорее, как неубедительные.

Объясненная дисперсия, размеры эффекта и прогностическая значимость

Модель позволила объяснить 39,6% различий в технологической готовности (R2 = 0,396; 10-кратная перекрестная проверка R2 = 0,325), 35,0% различий в организационной инновационной культуре (R2 = 0,350; CV R2 = 0,247), 44% различий в динамических возможностях (R2 = 0,440; CV R2 = 0,392), 95,4% различий во внедрении ИИ (R2 = 0,954; CV R2 = 0,946) и 52,6% различий в промышленных инновациях и конкурентоспособности (R2 = 0,526; CV R2 = = 0,470). Все перекрестно проверенные значения R2 были положительными, а значит, модель сохраняет свою прогностическую значимость вне выборки для каждой эндогенной конструкции, несмотря на оговорки в приведенном выше измерении. Размеры эффекта были большими по общепринятым критериям Коэна [37] для каждой структурной взаимосвязи с одним предиктором: ECN → TR, f^2[1] = 0,655; IGS → OIC, f^2 = 0,538; DIR → DC, f^2 = 0,786; AIA → IICP, f^2 = 1,109. В частности, в уравнении AIA → IGS имелся очень большой уникальный эффект (f^2 = 7,76) и пренебрежимо малые эффекты от TR (f^2 = 0,009) и OIC (f^2 = 0,011). Значения f^2, которые были бы связаны с ECN (0,353) и DC (0,375), снова являются артефактом их взаимной коллинеарности, и им не следует доверять.

Проверка надежности на коллинеарность

Поскольку было невозможно оценить ECN и DC одновременно с помощью надежного уравнения, были подобраны две сокращенные модели, сохранив три других: TR, OIC и IGS, причем IGS × OIC. Удаление DC вызвало небольшое снижение R^2 для AIA с 0,954 до 0,937, и IGS по-прежнему был самым сильным предиктором (β = 0,964), при этом коэффициент ECN снизился всего до 0,009. Теперь, после удаления ECN, коэффициент AIA составил 0,938, с доминирующим коэффициентом для IGS (β = 0,998) и незначительным для DC (β = 0,053). Результаты проверок надежности подтверждают полный результат модели, приведенный в табл. 6, так что в этой выборке институциональная и государственная поддержка является наиболее важным и стабильным предиктором внедрения ИИ, при этом сетевые связи экосистемы и динамические возможности не оказывают независимого эффекта, когда контролируются их различия с институциональной и государственной поддержкой и друг с другом.

Результаты медиации

Результаты самонастраивающихся косвенных эффектов представлены в табл. 7. Взаимосвязь между тремя переменными также была в значительной степени опосредована использованием ИИ с тем же предупреждением о коллинеарности, что и выше, для взаимодействия между сетевыми связями экосистемы и промышленными инновациями и конкурентоспособностью (ECN → AIA → IICP, косвенный β = 0,491, p = 0,005), а также между динамическими возможностями и промышленными инновациями и конкурентоспособностью (DC → AIA → IICP, косвенный β = −0,543, p = 0,004). Приведенные выше несущественные пути TR → AI, AIA → → OIC и TR → IICP также приводят к несущественному косвенному влиянию технологической готовности и организационной инновационной культуры на промышленные инновации и конкурентоспособность за счет внедрения ИИ. Косвенные влияния сетевых связей экосистемы на внедрение ИИ через технологическую готовность (p = 0,419) и институциональной и государственной поддержки на внедрение ИИ через организационную инновационную культуру (p = = 0,340) были незначительными; косвенное влияние готовности цифровой инфраструктуры на внедрение ИИ через динамические возможности было значительным и отрицательным (β = −0,479, p = 0,007) – результат, который нужно отнести не к существенной причинно-следственной цепочке, а к коллинеарности динамических возможностей с сетевыми связями экосистемы.

[1] f^2 – это мера размера эффекта в PLS-SEM. Показывает вклад каждого предиктора в объясненную дисперсию (R^2) зависимой переменной.

Таблица 7. Полученные косвенные эффекты
Table 7. Indirect effects obtained

Косвенный путь	β	SE	*t*	*p*	Результат
ECN → AIA → IICP	0,491	0,176	2,79	0,005	Значимый (оговорка о коллинеарности)
TR → AIA → IICP	0,021	0,026	0,79	0,428	Незначимый
OIC → AIA → IICP	−0,022	0,023	−0,94	0,349	Значимый
DC → AIA → IICP	−0,543	0,186	−2,92	0,004	Значимый (оговорка о коллинеарности)
ECN → TR → AIA	0,018	0,022	0,81	0,419	Незначимый
IGS → OIC → AIA	−0,018	0,019	−0.95	0,340	Не имеет значения
DIR → DC → AIA	−0,479	0,183	−2,72	0,007	Значимый (оговорка о коллинеарности)

Источник: разработано авторами.

Обсуждение результатов

В целом, полученные результаты подтверждают экосистемный и институциональный подход исследования, но не совсем такой, какой был предложен в первоначальной гипотезе. Четыре гипотезы (*первая*, *третья*, *четвертая* и *девятая*) были полностью подтверждены и представляют собой согласованную цепочку: внешние и инфраструктурные условия – сетевые связи экосистемы, готовность цифровой инфраструктуры, институциональная и государственная поддержка – указывают на внутренние конструкты готовности (технологическую готовность, динамические возможности и организационную инновационную культуру), которые в литературе обычно рассматриваются как непосредственные предшественники ИИ [8, 14], а само внедрение ИИ было в этой выборке сильным предиктором промышленных инноваций и конкурентоспособности с большим размером эффекта ($f^2 = 1{,}11$), сопоставимого с аналогичными результатами, полученными в других исследованиях для возможностей ИИ и организационной культуры [11, 15]. Последняя из этих ассоциаций, пожалуй, является наиболее заметным и имеющим отношение к политике выводом исследования: в этой выборке производственные компании, более продвинутые в использовании ИИ, демонстрируют существенно более высокие инновационные и конкурентоспособные показатели, основываясь на ассоциации, ранее обнаруженной в большинстве других исследований производственных инноваций на предприятиях за пределами Южной Азии.

Второй результат связан с тем, какой предшественник вызывает внедрение. Вопреки *пятой* и *шестой гипотезам*, ни технологическая готовность, ни организационная инновационная культура не оказали надежного уникального влияния на внедрение ИИ, поскольку контролировались другие факторы– этот вывод несколько противоречит тем источникам, в которых основное внимание уделяется внутренней готовности и культуре как ключевым факторам внедрения технологий [27, 38]. Напротив, взаимосвязь между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ не была смягчена институциональной и государственной поддержкой в *восьмой гипотезе*. Скорее, во всей модели, наряду с проверками на коллинеарность и надежность, институциональная и государственная поддержка оказала прямое доминирующее влияние на использование ИИ ($\beta \approx 0{,}96–1{,}05$). Это не просто статистическая погрешность, а существенный результат, который, скорее всего, является следствием характера внутренней политики в области ИИ на рынке [12], что превращает институциональную и государственную поддержку из гипотетического модератора (*восьмая гипотеза*) в более прямой доминирующий фактор и позволяет вносить конкретные и поддающиеся проверке изменения, которые могут быть продолжены в будущих исследованиях в аналогичных контекстах.

Третий вывод носит не содержательный, а методологический характер и не менее важен, чем интерпретации первых двух. Сетевые связи экосистемы и динамические возможности были сильно коррелированы в этой выборке (r = 0,98, HTMT = 1,22), не были разделены с уверенностью и не могли считаться независимыми факторами, способствующими внедрению ИИ (H2, H7). Это вместе с нижепороговыми оценками AVE для шести из восьми конструкций и прямыми доказательствами («Уступчивый или прямой ответ») предполагает, что проблема не в лежащей в основе теории, а в качестве измерений. Она связана с тем, как эти недавно созданные шкалы на уровне экосистемы работают с конкретной выборкой практикующих специалистов. Важно отметить: если результат равен нулю или нестабилен из-за шума измерения, это не наблюдение нулевого результата (что означало бы подлинное отсутствие связи), а скорее другое научное наблюдение. Смешивание этих двух факторов может привести к неправильному направлению будущих научных исследований.

Общие выводы

Данная исследовательская работа содержит три основных вклада в теорию, посвященную внедрению ИИ в деятельность промышленных предприятий (на примере промышленности Пакистана). **Во-первых**, ИИ вводит в действие и эмпирически проверяет конструкции экосистемного уровня – сетевые связи и институциональную поддержку, – которые лишь описательно утверждались в литературе по исследованиям возможностей ИИ [6, 11]. Это обеспечивает один из первых количественных тестов, подтверждающих, что внедрение ИИ в отрасли обусловлено не только внутренними технологическими возможностями, но также определяется внешними, ориентированными на человека, и институциональными факторами. **Во-вторых**, ИИ объединяет динамические возможности и институциональную теорию в единую модель и эмпирически демонстрирует, что институциональное измерение этой модели является более релевантным объясняющим фактором в контексте внедрения ИИ в производственной среде в контексте Южной Азии, тем самым подтверждая предположение о том, что институциональную теорию следует рассматривать как ключевой, а не как вспомогательный аспект для будущих исследований по внедрению ИИ на аналогично недостаточно институционализированных рынках. **В-третьих**, исследование вносит вклад в научно-методический инструментарий оценки влияния ИИ на деятельность предприятия, поскольку в нем проведена диагностика коллинеарности и дискриминантной достоверности смещения и рассматривается подмножество вариантов, которые являются статистически значимыми.

Практическая значимость для руководителей и политики

Эти результаты наиболее важны для менеджеров предприятий: положительная корреляция между внедрением ИИ и производительностью (*девятая гипотеза*) является существенной в этой выборке, предполагая, что организации с более высоким уровнем внедрения ИИ имеют более высокие показатели конкурентоспособности и инноваций и должны продолжать инвестировать в возможности ИИ даже по мере развития окружающей организационной культуры или технологической базы. Главным результатом является сильное влияние институциональной и государственной поддержки на прогнозирование принятия решений политиками и отраслевыми ассоциациями. В этой выборке внешняя легитимация и поддержка, по-видимому, оказывают более сильное влияние на внедрение ИИ, чем собственная технологическая готовность фирмы и культура инноваций. Это не означает, что усилия в области промышленной политики – четкие нормативные указания по использованию ИИ, пилотные схемы на уровне отрасли или сектора, инвестиции в обучение и четкий сигнал отрасли посредством одобрения со стороны торгово-промышленных палат и промышленных ассоциаций – следует игнорировать в пользу кампаний по повышению готовности на уровне предприятий, но, скорее, предполагает, что они могут иметь больший потенциал для влияния на внедрение промышленного

ИИ в Пакистане в ближайшей перспективе, в дополнение к их роли в поддержке готовности на уровне фирм.

Заключение

Основные полученные результаты исследований заключаются в следующем:

1. Экосистемный уровень и инфраструктурные условия (сетевые связи экосистемы, готовность цифровой инфраструктуры и институциональная и государственная поддержка) успешно предсказали конструкты внутренней готовности предприятия (технологическую готовность, динамические возможности и организационную инновационную культуру), подтвердив *первую*, *третью* и *четвертую гипотезы*.

2. Внедрение ИИ было тесно связано с промышленными инновациями и конкурентоспособностью с большим эффектом ($f^2 = 1{,}11$), что подтверждает *девятую гипотезу* и представляет собой наиболее важный вывод исследования.

3. Институциональная и государственная поддержка, а не технологическая готовность фирмы или организационная инновационная культура была основным и наиболее прямым фактором, влияющим на внедрение ИИ ($\beta \approx 0{,}96–1{,}05$), что важно для того, как государственная политика и отраслевые ассоциации могут стимулировать переход к Индустрии 5.0 в аналогичных условиях развивающегося производства.

4. Гипотетический сдерживающий эффект институциональной и государственной поддержки на взаимосвязь между организационной инновационной культурой и внедрением ИИ (*восьмая гипотеза*) не был обнаружен.

5. Две из девяти гипотез (*вторая* и *седьмая*) не удалось проверить в первоначальном виде из-за сильной коллинеарности между элементами сетевых связей экосистемы и динамических возможностей ($r = 0{,}98$).

Результаты исследований могут выступать в качестве эмпирической базы для следующего этапа исследований, а научно-методические выводы служат основой для развития предметной области исследования.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Dwivedi Y.K., Hughes L., Ismagilova E., Aarts G., Coombs K., Crick T. et al. (2021) Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, art. no. 101994. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002

2. Brynjolfsson E., McAfee A. (2016) *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, 2nd ed., NY: W.W. Norton & Company.

3. Khan M., Haleem A., Javaid M. (2023) Changes and improvements in Industry 5.0: A strategic approach to overcome the challenges of Industry 4.0. *Green Technologies and Sustainability*, 1 (2), art. no. 100020. DOI: 10.1016/j.grets.2023.100020

4. Nahavandi S. (2019) Industry 5.0 – A Human-Centric Solution. *Sustainability*, 11 (16), art. no. 4371. DOI: 10.3390/su11164371

5. Javaid M., Haleem A., Singh R.P., Suman R. (2022) Artificial Intelligence Applications for Industry 4.0: A Literature-Based Study. *Journal of Industrial Integration and Management*, 7 (1), 83–111. DOI: 10.1142/S2424862221300040

6. Chaerunnisa C., Hurriyati R., Hendrayati H., Dirgantari P.D. (2025) Effect of Strategic Planning, Business Innovation, Digital Transformation, and Organisational Agility on Competitive Advantage of Modern Service Companies in West Java. *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan*, 13 (5), 4121–4138. DOI: 10.37641/jimkes.v13i5.3873

7. Fosso Wamba S., Queiroz M.M., Pappas I.O., Sullivan Y. (2024) Artificial Intelligence Capability and Firm Performance: A Sustainable Development Perspective by the Mediating Role of Data-Driven Culture. *Information Systems Frontiers*, 26 (6), 2189–2203. DOI: 10.1007/s10796-023-10460-z

8. Mikalef P., Gupta M. (2021) Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study of its effects on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58 (3), art. no. 103434. DOI: 10.1016/j.im.2021.103434

9. Hossain M.A., Agnihotri R., Rushan M.R.I., Rahman M.S., Sumi S.F. (2022) Marketing analytics capability, artificial intelligence adoption, and firms' competitive advantage: Evidence from the manufacturing industry. *Industrial Marketing Management*, 106, 240–255. DOI: 10.1016/j.indmarman.2022.08.017

10. Toorajipour R., Sohrabpour V., Nazarpour A., Oghazi P., Fischl M. (2021) Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 122, 502–517. DOI: 10.1016/j.jbusres.2020.09.009

11. Neiroukh S., Emeagwali O.L., Aljuhmani H.Y. (2025) Artificial intelligence capability and organizational performance: Uncovering the mediating mechanisms of decision-making processes. *Management Decision*, 63 (10), 3501–3532. DOI: 10.1108/md-10-2023-1946

12. DiMaggio P.J., Powell W.W. (1983) The Iron Cage Revisited: Institutional Isomorphism and Collective Rationality in Organizational Fields. *American Sociological Review*, 48 (2), 147–160. DOI: 10.2307/2095101

13. Raisch S., Krakowski S. (2021) Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox. *Academy of Management Review*, 46 (1), 192–210. DOI: 10.5465/amr.2018.0072

14. Teece D.J. (2007) Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sus-tainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28 (13), 1319–1350. DOI: 10.1002/smj.640

15. Krakowski S., Luger J., Raisch S. (2023) Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage. *Strategic Management Journal*, 44 (6), 1425–1452. DOI: 10.1002/smj.3387

16. Wamba-Taguimdje S.-L., Fosso Wamba S., Kala Kamdjoug J.R., Tchatchouang Wanko C.E. (2020) Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26 (7), 1893–1924. DOI: 10.1108/BPMJ-10-2019-0411

17. Barney J. (1991) Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 17 (1), 99–120. DOI: 10.1177/014920639101700108

18. Бабкин А.В., Либерман И.В., Клачек П.М. (2023) Индустрия 5.0 и интеллектуальная экономика: основы нейро-цифровой трансформации киберсоциальных метаэкосистем высокотехнологичных промышленных комплексов. *π-Economy*, 16 (5), 8–21. DOI: 10.18721/JE.16501

19. Бабкин А.В., Михайлов П. А., Шкарупета Е.В., Чэнь Лэйфэй (2025) Инструментарий оценки цифровой зрелости интеллектуальной промышленной экосистемы на основе коэволюции и экосистемной синергии. *π-Economy*, 18 (4), 32–53. DOI: 10.18721/JE.18402

20. Бабкин А.В., Шкарупета Е.В., Плотников В.А. (2021) Интеллектуальная киберсоциальная экосистема Индустрии 5.0: концепция, сущность, модель. *Экономическое возрождение России*, 4 (70), 39–62. DOI: 10.37930/1990-9780-2021-4-70-39-62

21. Скворцова И.В., Тесля А.Б., Сомов А.Г. (2026) Оценка готовности промышленных предприятий к внедрению искусственного интеллекта как основа выбора стратегических направлений цифровой трансформации. *π-Economy*, 19 (2), 7–28. DOI: 10.18721/JE.19201

22. Кобзев В.В., Бабкин А.В., Скоробогатов А.С. (2022) Цифровая трансформация промышленных предприятий в условиях новой реальности. *π-Economy*, 15 (5), 7–27. DOI: 10.18721/JE.15501

23. Bailey D.E., Faraj S., Hinds P.J., Leonardi P.M., von Krogh G. (2022) We Are All Theorists of Technology Now: A Relational Perspective on Emerging Technology and Organizing. *Organization Science*, 33 (1), 1–18. DOI: 10.1287/orsc.2021.1562

24. Shrestha Y.R., Ben-Menahem S.M., von Krogh G. (2019) Organizational Decision-Making Structures in the Age of AI. *California Management Review*, 61 (4), 66–83. DOI: 10.1177/0008125619862257

25. Бабкин А.В., Михайлов П.А., Шкарупета Е.В., Гаев К.Б. (2024) Методика оценки цифровой зрелости промышленного предприятия и экосистемы на основе динамического коэволюционного потенциала. *π-Economy*, 17 (4), 153–178. DOI: 10.18721/JE.17410

26. Mikalef P., Krogstie J., Pappas I.O., Pavlou P. (2020) Exploring the Relationship between Big Data Analytics Capability and Competitive Performance: The Mediating Roles of Dynamic and Operational Capabilities. *Information & Management*, 57 (2), art. no. 103169. DOI: 10.1016/j.im.2019.05.004

27. Bharadwaj A.S. (2000) A Resource-Based Perspective on Information Technology Capability and Firm Performance: An Empirical Investigation. *MIS Quarterly*, 24 (1), 169–196. DOI: 10.2307/3250983

28. Chae H.-C., Koch C.E., Prybutok V.R. (2014) Information Technology Capability and Firm Performance: Contradictory Findings and Their Possible Causes. *MIS Quarterly*, 38 (1), 305–326. DOI: 10.25300/MISQ/2014/38.1.14

29. Almeiri H.M., Ahmad S.Z., Abu Bakar A.R., Khalid K. (2024) Artificial intelligence capabilities, dynamic capabilities and organizational creativity: contributing factors to the United Arab Emirates Government's organizational performance. *Journal of Modelling in Management*, 19 (3), 953–979. DOI: 10.1108/JM2-11-2022-0272

30. Hair J.F., Risher J.J., Sarstedt M., Ringle C.M. (2019) When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31 (1), 2–24. DOI: 10.1108/EBR-11-2018-0203

31. Garg V.K., Walters B.A., Priem R.L. (2003) Chief executive scanning emphases, environmental dynamism, and manufacturing firm performance. *Strategic Management Journal*, 24 (8), 725–744. DOI: 10.1002/smj.335

32. Podsakoff P.M., MacKenzie S.B., Lee J.-Y., Podsakoff N.P. (2003) Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88 (5), 879–903. DOI: 10.1037/0021-9010.88.5.879

33. SmartPLS 4 (2026) SmartPLS 4. The world´s most user-friendly statistical software. Making complex models simple! [online] Available at: smartpls.com [Accessed 17.08.2026]

34. Hair J.F., Howard M.C., Nitzl C. (2020) Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109, 101–110. DOI: 10.1016/j.jbusres.2019.11.069

35. Fornell C., Larcker D.F. (1981) Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18 (1), 39–50. DOI: 10.1177/002224378101800104

36. Henseler J., Ringle C.M., Sarstedt M. (2015) A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43 (1), 115–135. DOI: 10.1007/s11747-014-0403-8

37. Cohen J. (1988) *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, 2nd ed., Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

38. Choudhury S., Dey P., Joel-Edgar S., Bhattacharya S., Rodriguez-Espindola O., Abadi A., Truong L. (2023) Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33 (1), art. no. 100899. DOI: 10.1016/j.hrmr.2022.100899

REFERENCES

1. Dwivedi Y.K., Hughes L., Ismagilova E., Aarts G., Coombs K., Crick T. et al. (2021) Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, art. no. 101994. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002

2. Brynjolfsson E., McAfee A. (2016) *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, 2nd ed., NY: W.W. Norton & Company.

3. Khan M., Haleem A., Javaid M. (2023) Changes and improvements in Industry 5.0: A strategic approach to overcome the challenges of Industry 4.0. *Green Technologies and Sustainability*, 1 (2), art. no. 100020. DOI: 10.1016/j.grets.2023.100020

4. Nahavandi S. (2019) Industry 5.0 – A Human-Centric Solution. *Sustainability*, 11 (16), art. no. 4371. DOI: 10.3390/su11164371

5. Javaid M., Haleem A., Singh R.P., Suman R. (2022) Artificial Intelligence Applications for Industry 4.0: A Literature-Based Study. *Journal of Industrial Integration and Management*, 7 (1), 83–111. DOI: 10.1142/S2424862221300040

6. Chaerunnisa C., Hurriyati R., Hendrayati H., Dirgantari P.D. (2025) Effect of Strategic Planning, Business Innovation, Digital Transformation, and Organisational Agility on Competitive Advantage of Modern Service Companies in West Java. *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan*, 13 (5), 4121–4138. DOI: 10.37641/jimkes.v13i5.3873

7. Fosso Wamba S., Queiroz M.M., Pappas I.O., Sullivan Y. (2024) Artificial Intelligence Capability and Firm Performance: A Sustainable Development Perspective by the Mediating Role of Data-Driven Culture. *Information Systems Frontiers*, 26 (6), 2189–2203. DOI: 10.1007/s10796-023-10460-z

8. Mikalef P., Gupta M. (2021) Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study of its effects on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58 (3), art. no. 103434. DOI: 10.1016/j.im.2021.103434

9. Hossain M.A., Agnihotri R., Rushan M.R.I., Rahman M.S., Sumi S.F. (2022) Marketing analytics capability, artificial intelligence adoption, and firms' competitive advantage: Evidence from the manufacturing industry. *Industrial Marketing Management*, 106, 240–255. DOI: 10.1016/j.indmarman.2022.08.017

10. Toorajipour R., Sohrabpour V., Nazarpour A., Oghazi P., Fischl M. (2021) Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 122, 502–517. DOI: 10.1016/j.jbusres.2020.09.009

11. Neiroukh S., Emeagwali O.L., Aljuhmani H.Y. (2025) Artificial intelligence capability and organizational performance: Uncovering the mediating mechanisms of decision-making processes. *Management Decision*, 63 (10), 3501–3532. DOI: 10.1108/md-10-2023-1946

12. DiMaggio P.J., Powell W.W. (1983) The Iron Cage Revisited: Institutional Isomorphism and Collective Rationality in Organizational Fields. *American Sociological Review*, 48 (2), 147–160. DOI: 10.2307/2095101

13. Raisch S., Krakowski S. (2021) Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox. Academy of Management Review, 46 (1), 192–210. DOI: 10.5465/amr.2018.0072

14. Teece D.J. (2007) Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28 (13), 1319–1350. DOI: 10.1002/smj.640

15. Krakowski S., Luger J., Raisch S. (2023) Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage. *Strategic Management Journal*, 44 (6), 1425–1452. DOI: 10.1002/smj.3387

16. Wamba-Taguimdje S.-L., Fosso Wamba S., Kala Kamdjoug J.R., Tchatchouang Wanko C.E. (2020) Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26 (7), 1893–1924. DOI: 10.1108/BPMJ-10-2019-0411

17. Barney J. (1991) Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 17 (1), 99–120. DOI: 10.1177/014920639101700108

18. Babkin A.V., Liberman I.V., Klachek P.M. (2023) Industry 5.0 and intelligent economy: fundamentals of neuro-digital transformation of cyber social meta-ecosystems of high-tech industrial complexes. *π-Economy*, 16 (5), 8–21. DOI: 10.18721/JE.16501

19. Babkin A.V., Mikhailov P.A., Shkarupeta E.V., Chen Leifei (2025) A toolkit for assessing the digital maturity of an intelligent industrial ecosystem based on coevolution and ecosystem synergy. π-Economy, 18 (4), 32–53. DOI: 10.18721/JE.18402

20. Babkin A.V., Shkarupeta E.V., Plotnikov V.A. (2021) Intelligent cyber-social ecosystem of Industry 5.0: definition, essence, model. *Economic Revival of Russia*, 4 (70), 39–62. DOI: 10.37930/1990-9780-2021-4-70-39-62

21. Skvortsova I.V., Teslya A.B., Somov A.G. (2026) Assessing industrial enterprise readiness for artificial intelligence implementation as a basis for strategic digital transformation directions. *π-Economy*, 19 (2), 7–28. DOI: 10.18721/JE.19201

22. Kobzev V.V., Babkin A.V., Skorobogatov A.S. (2022) Digital transformation of industrial enterprises in the new reality, *π-Economy*, 15 (5), 7–27. DOI: 10.18721/JE.15501

23. Bailey D.E., Faraj S., Hinds P.J., Leonardi P.M., von Krogh G. (2022) We Are All Theorists of Technology Now: A Relational Perspective on Emerging Technology and Organizing. *Organization Science*, 33 (1), 1–18. DOI: 10.1287/orsc.2021.1562

24. Shrestha Y.R., Ben-Menahem S.M., von Krogh G. (2019) Organizational Decision-Making Structures in the Age of AI. *California Management Review*, 61 (4), 66–83. DOI: 10.1177/00081256-19862257

25. Babkin A.V., Mikhailov P.A., Shkarupeta E.V., Gaev K.B. (2024) Methodology for assessing the digital maturity of an industrial enterprise and ecosystem based on dynamic coevolutionary potential. *π-Economy*, 17 (4), 153–178. DOI: 10.18721/JE.17410

26. Mikalef P., Krogstie J., Pappas I.O., Pavlou P. (2020) Exploring the Relationship between Big Data Analytics Capability and Competitive Performance: The Mediating Roles of Dynamic and Operational Capabilities. *Information & Management*, 57 (2), art. no. 103169. DOI: 10.1016/j.im.2019.05.004

27. Bharadwaj A.S. (2000) A Resource-Based Perspective on Information Technology Capability and Firm Performance: An Empirical Investigation. *MIS Quarterly*, 24 (1), 169–196. DOI: 10.2307/3250983

28. Chae H.-C., Koch C.E., Prybutok V.R. (2014) Information Technology Capability and Firm Performance: Contradictory Findings and Their Possible Causes. *MIS Quarterly*, 38 (1), 305–326. DOI: 10.25300/MISQ/2014/38.1.14

29. Almeiri H.M., Ahmad S.Z., Abu Bakar A.R., Khalid K. (2024) Artificial intelligence capabilities, dynamic capabilities and organizational creativity: contributing factors to the United Arab Emirates Government's organizational performance. *Journal of Modelling in Management*, 19 (3), 953–979. DOI: 10.1108/JM2-11-2022-0272

30. Hair J.F., Risher J.J., Sarstedt M., Ringle C.M. (2019) When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31 (1), 2–24. DOI: 10.1108/EBR-11-2018-0203

31. Garg V.K., Walters B.A., Priem R.L. (2003) Chief executive scanning emphases, environmental dynamism, and manufacturing firm performance. *Strategic Management Journal*, 24 (8), 725–744. DOI: 10.1002/smj.335

32. Podsakoff P.M., MacKenzie S.B., Lee J.-Y., Podsakoff N.P. (2003) Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88 (5), 879–903. DOI: 10.1037/0021-9010.88.5.879

33. SmartPLS 4 (2026) SmartPLS 4. The world's most user-friendly statistical software. Making complex models simple! [online] Available at: smartpls.com [Accessed 17.08.2026]

34. Hair J.F., Howard M.C., Nitzl C. (2020) Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109, 101–110. DOI: 10.1016/j.jbusres.2019.11.069

35. Fornell C., Larcker D.F. (1981) Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18 (1), 39–50. DOI: 10.1177/002224378101800104

36. Henseler J., Ringle C.M., Sarstedt M. (2015) A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43 (1), 115–135. DOI: 10.1007/s11747-014-0403-8

37. Cohen J. (1988) *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, 2nd ed., Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

38. Choudhury S., Dey P., Joel-Edgar S., Bhattacharya S., Rodriguez-Espindola O., Abadi A., Truong L. (2023) Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33 (1), art. no. 100899. DOI: 10.1016/j.hrmr.2022.100899

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

АЛИ Амджад
E-mail: Amjadbbsulk@gmail.com
Amjad ALI
E-mail: Amjadbbsulk@gmail.com
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1686-0016

ЗДОЛЬНИКОВА Светлана Вячеславовна
E-mail: zdoln@mail.ru
Svetlana V. ZDOLNIKOVA
E-mail: zdoln@mail.ru

Поступила: 18.07.2026; Одобрена: 21.08.2026; Принята: 21.08.2026.
Submitted: 18.07.2026; Approved: 21.08.2026; Accepted: 21.08.2026.