University of Sistan and Baluchestan

Innovation Economic Ecosystem Studies

2783-4867 : Online ISSN

Homepage: https://innoeco.usb.ac.ir

Iran Association of Science Parks and Innovation Organizations

The Asymmetric Impact of AI Readiness on Total Factor Productivity in Emerging Economies: Threshold Regression Analysis

Ali Karshenasan [1]✉| Mohsen Mohammadi Khyareh [2]

1. Assistant professor, Department of Economics, Gonbad Kavous University, Gonbad Kavous, Iran. (Corresponding Author). Email: karshenasan@gonbad.ac.ir
2. Associated professor, Department of Economics, Gonbad Kavous University, Gonbad Kavous, Iran. Email: m.mohamadi@gonbad.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 26 May 2025
Received in revised form: 10 September 2025
Accepted: 27 September 2025
Published online: 2 October 2025

Keywords:
Artificial Intelligence,
Total Factor Productivity, Panel Threshold Regression, Institutional Quality,
Human Capital,
Emerging Economies

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI), as a transformative technology, has the potential to increase total factor productivity (TFP) in emerging economies; however, the realization of this potential depends on contextual conditions. This research examines whether the impact of AI readiness on TFP is nonlinear and conditional upon crossing specific thresholds in complementary capacities‌particularly institutional quality and human capital. Using a panel threshold regression model (PTR) for 25 emerging economies over the period from 2020 to 2024, the results indicate that the relationship between AI readiness and productivity is asymmetric. Findings suggest that in countries where institutional quality and human capital levels fall below the estimated thresholds, the impact of AI readiness on TFP is negligible and statistically insignificant. In contrast, once these critical thresholds are surpassed, this impact becomes significantly positive and meaningful. These results underscore the importance of absorptive capacity as a prerequisite for realizing the economic benefits of AI, indicating that mere investment in technology without attention to institutional reforms and human capital development will not lead to productivity increases. A case study of Iran also reveals that despite the high potential of human capital, institutional weaknesses serve as a primary bottleneck. This research provides important policy implications for developing countries and emphasizes the necessity of adopting a comprehensive and sequenced approach to policymaking in the age of AI.

Cite this article: Karshenasan, A.& Mohammadi Khyareh, M. (2025), The Asymmetric Impact of AI Readiness on Total Factor Productivity in Emerging Economies: Threshold Regression Analysis, Journal of Innovation Economic Ecosystem Studies, 5(3), 25-52.

DOI: **http//doi.org/10.22111/innoeco.2026.54002.1225**

© The Author(s).

Publisher: University of Sistan and Baluchestan

مطالعات زیست بوم اقتصاد نوآوری
شاپا الکترونیکی: ۴۸۶۷ - ۲۷۸۳
Homepage: https://innoeco.usb.ac.ir

تأثیر نامتقارن آمادگی برای هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل در اقتصادهای نوظهور: تحلیل رگرسیون آستانه‌ای

علی کارشناسان[۱] ✉ | محسن محمدی خیاره [۲]

۱. استادیار گروه علوم اداری و اقتصادی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد کاووس، ایران. (نویسنده مسئول)، رایانامه: karshenasan@gonbad.ac.ir

۲. دانشیار گروه علوم اداری و اقتصادی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد کاووس، ایران. رایانامه: mohammadi@gonbad.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۵ خرداد ۱۴۰۴
تاریخ ویرایش: ۱۹ شهریور ۱۴۰۴
تاریخ پذیرش: ۵ مهر ۱۴۰۴
تاریخ انتشار: ۱۰ مهر ۱۴۰۴

واژه‌های کلیدی:
هوش مصنوعی،
بهره وری کل عوامل،
رگرسیون آستانه ای پانل،
کیفیت نهادی،
سرمایه انسانی،
اقتصاد های نوظهور

چکیده

هوش مصنوعی (AI)به‌عنوان یک فناوری دگرگون‌کننده، پتانسیل افزایش بهره‌وری کل عوامل (TFP) را در اقتصادهای نوظهور داراست، اما تحقق این پتانسیل به شرایط زمینه‌ای بستگی دارد. این پژوهش به بررسی این موضوع می‌پردازد که آیا تأثیر آمادگی برای هوش مصنوعی بر TFP به‌صورت غیرخطی و مشروط به عبور از آستانه‌های مشخصی در ظرفیت‌های مکمل، به‌ویژه کیفیت نهادی و سرمایه انسانی، است یا خیر. با استفاده از یک مدل رگرسیون آستانه‌ای پانل (PTR) برای ۲۵ اقتصاد نوظهور در دوره زمانی ۲۰۲۴-۲۰۲۰، نتایج نشان می‌دهد که رابطه بین آمادگی برای هوش مصنوعی و بهره‌وری، نامتقارن است. یافته‌ها حاکی از آن است که در کشورهایی که کیفیت نهادی و سطح سرمایه انسانی پایین‌تر از آستانه‌های برآورد شده قرار دارند، تأثیر آمادگی برای هوش مصنوعی بر TFP ناچیز و از نظر آماری بی‌معناست. در مقابل، پس از عبور از این آستانه‌های حیاتی، این تأثیر به‌طور قابل‌توجهی مثبت و معنادار می‌شود. این نتایج بر اهمیت ظرفیت جذب به‌عنوان پیش نیاز تحقق منافع اقتصادی هوش مصنوعی تأکید می‌کند و نشان می‌دهد که صرف سرمایه‌گذاری در فناوری بدون توجه به اصلاحات نهادی و توسعه سرمایه انسانی، به افزایش بهره‌وری منجر نخواهد شد. تحلیل موردی ایران نیز نشان می‌دهد که باوجود پتانسیل بالای سرمایه انسانی، ضعف نهادی به‌عنوان گلوگاه اصلی عمل می‌کند. این پژوهش دلالت‌های سیاستی مهمی را برای کشورهای درحال‌توسعه ارائه می‌دهد و بر ضرورت اتخاذ یک رویکرد یکپارچه و توالی‌بندی شده برای سیاست‌گذاری در عصر هوش مصنوعی تأکید می‌نماید.

استناد: کارشناسان، علی و محمدی خیاره، محسن(۱۴۰۴)، تأثیر نامتقارن آمادگی برای هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل در اقتصادهای نوظهور: تحلیل رگرسیون آستانه‌ای، *مطالعات زیست بوم اقتصاد نوآوری*، ۵ (۳)، ۲۵-۵۲.

DOI: **http//doi.org/10.22111/innoeco.2026.54002.1225**

© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان

۱- مقدمه

ظهور هوش مصنوعی (AI) به عنوان یک فناوری با مقاصد عمومی، پارادایم‌های سنتی در مباحث مربوط به بهره‌وری، رشد اقتصادی و تحول ساختاری را به چالش کشیده است. ادبیات اخیر اقتصاد کلان پیشنهاد می‌کند که هوش مصنوعی، از طریق مکانیزم‌هایی نظیر اتوماسیون وظایف، ایجاد وظایف جدید و مکمل‌سازی نیروی کار، پتانسیل ایجاد تغییرات بنیادین در توابع تولید و تخصیص منابع را داراست (عجم اوغلو[۱]، ۲۰۲۴). پیش‌بینی‌های خوش‌بینانه، نظیر گزارش‌های گلدمن ساکس[۲] (۲۰۲۳) و موسسه جهانی مک‌کینزی[۳](۲۰۲۳)، حاکی از آن است که پذیرش گسترده این فناوری می‌تواند رشد تولید ناخالص داخلی جهانی را تا ۷ درصد و رشد بهره‌وری سالانه را در اقتصادهای پیشرفته تا ۱.۵ درصد افزایش دهد. با این حال، شواهد تجربی و نظری نشان می‌دهند که منافع کلان هوش مصنوعی به شدت نامتقارن توزیع شده است و شکاف عمیقی میان کشورهای پیشرو و اقتصادهای نوظهور در حال شکل‌گیری است. در حالی که اقتصادهای توسعه‌یافته با تکیه بر زیرساخت‌های دیجیتال بلوغ‌یافته و نهادهای کارآمد در حال استخراج ارزش از این فناوری هستند، بسیاری از کشورهای در حال توسعه با چالش «شکاف هوش مصنوعی» مواجه‌اند (ماندون[۴]، ۲۰۲۵).

این دوگانگی، معمایی اساسی را در سیاست‌گذاری اقتصادی مطرح می‌کند: آیا هوش مصنوعی در بسترهای نهادی و اقتصادی ضعیف‌تر نیز می‌تواند به عنوان موتور محرک بهره‌وری عمل کند، یا اینکه تأثیرگذاری آن مشروط به عبور از آستانه‌های خاصی از توسعه‌یافتگی است؟ مطالعات اخیر نشان داده‌اند که تأثیر فناوری‌های دیجیتال بر بهره‌وری کل عوامل (TFP) در کشورهای در حال توسعه همیشه خطی و مثبت نیست و می‌تواند در صورت فقدان پیش‌شرط‌های لازم، حتی به نتایج معکوس منجر شود (آلی[۵]، ۲۰۲۲). این مقاله با طرح فرضیه «تأثیر نامتقارن»، استدلال می‌کند که رابطه میان آمادگی ملی برای هوش مصنوعی وTFP ، تابعی غیرخطی از ظرفیت‌های جذب کشورهاست. آمادگی برای هوش مصنوعی فراتر از صرف دسترسی به سخت‌افزار است و سازه‌ای چندبعدی شامل زیرساخت‌های فنی، سرمایه انسانی، کیفیت حکمرانی و چارچوب‌های اخلاقی را در بر می‌گیرد (سیت نیکا[۶]، ۲۰۲۴، پرامانیک[۷] ۲۰۲۵). بر اساس نظریه رشد درون‌زا و ادبیات ظرفیت جذب، فناوری‌های پیشرفته تنها زمانی به رشد بهره‌وری منجر می‌شوند که با سرمایه انسانی مکمل و ساختارهای سازمانی انطباق‌پذیر ترکیب شوند (لی[۸] ۲۰۲۵، فن ۲۰۲۵[۹]).

---

[1] Acemoglu
[2] Goldman Sachs
[3] McKinsey Global Institute
[4] Mandonl
[5] Aly
[6] Sitnicka
[7] Pramanik
[8] Lei
[9] Fan

تمرکز این پژوهش بر مجموعه‌ای از ۲۵ اقتصاد نوظهور (شامل ایران) در بازه زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴، پاسخی است به خلأ موجود در ادبیات تجربی که عمدتاً بر اقتصادهای پیشرفته یا چین متمرکز بوده‌اند (وانگ[1] ۲۰۲۳، ژای و لیو[2] ۲۰۲۳). انتخاب این گروه از کشورها، و به ویژه تمرکز بر مورد ایران، از دو جنبه حائز اهمیت استراتژیک است. نخست، تنوع موجود در سطوح آمادگی هوش مصنوعی و کیفیت نهادی در این کشورها، بستر مناسبی را برای آزمون فرضیه آستانه‌ای فراهم می‌کند. دوم، ایران به عنوان یک مطالعه موردی، پارادوکس سیاست‌گذاری در بسیاری از اقتصادهای نوظهور را نمایندگی می‌کند: علاقه شدید حاکمیتی به توسعه اقتصاد دیجیتال در تقابل با محدودیت‌های ساختاری، تحریم‌های بین‌المللی و چالش‌های حکمرانی داده قرار دارد(داویلا-زامولا[3] ۲۰۲۴). ادبیات موجود نشان می‌دهد که در غیاب استراتژی‌های منسجم و آمادگی سازمانی، سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی ممکن است به جای افزایش بهره‌وری، تنها به افزایش هزینه‌ها منجر شود (کائو[4] ۲۰۲۵).

از منظر روش‌شناختی، این پژوهش با بهره‌گیری از مدل رگرسیون آستانه‌ای پانل (PTR) معرفی شده توسط هنسن (۱۹۹۹)، از محدودیت‌های مدل‌های خطی سنتی عبور می‌کند. این رویکرد اجازه می‌دهد تا نقاط شکست درون‌زا در متغیرهای کلیدی نظیر کیفیت نهادی و سرمایه انسانی شناسایی شده و شیب‌های متفاوت اثرگذاری هوش مصنوعی در رژیم‌های مختلف برآورد گردد. این متدولوژی با یافته‌های اخیر که بر ناهمگنی تأثیرات هوش مصنوعی بر اساس ویژگی‌های بنگاه و منطقه تأکید دارند، همسو است (کاستیلو و ونورتاس[5] ۲۰۲۵، چن[6] ۲۰۲۵). علاوه بر متغیرهای اصلی، نقش متغیرهای کنترلی نظیر شدت تحقیق و توسعه و باز بودن تجاری نیز در مدل لحاظ شده است تا اثر خالص آمادگی هوش مصنوعی تفکیک گردد.

نوآوری این مقاله در سه محور قابل تبیین است. از نظر نظری، با تلفیق مدل‌های اقتصاد کلان هوش مصنوعی(عجم اوغلو[7] ۲۰۲۴) چارچوب‌های آمادگی چند بعدی (باگوما[8] ۲۰۲۳) درک عمیق‌تری از پیش‌شرط‌های بهره‌وری در عصر هوش مصنوعی ارائه می‌دهد. از نظر روش‌شناختی، کاربرد مدل‌های آستانه‌ای در تحلیل رابطه AI-TFP در سطح کلان برای اقتصادهای نوظهور، دریچه‌ای نو به روی تحلیل‌های غیرخطی در این حوزه می‌گشاید. و نهایتاً از نظر سیاستی، با تعیین آستانه‌های کمی برای متغیرهای نهادی و انسانی، نقشه‌ی راهی عملیاتی برای سیاست‌گذاران در کشورهایی نظیر ایران ترسیم می‌کند تا از "تله بهره‌وری پایین" اجتناب کنند. این رویکرد پاسخی مستقیم به

---

[1] Wang
[2] Zhai & Liu
[3] Davila-Zamora
[4] Cao
[5] Castillo & Vonortas
[6] Chen
[7] Acemoglu
[8] Baguma

فراخوان‌های اخیر برای بومی‌سازی شاخص‌های آمادگی و تحلیل‌های سیاستی در زمینه هوش مصنوعی است (کورهایادی[1] ۲۰۲۵ ، او بیبی[2] ۲۰۲۵).

ساختار مقاله در ادامه بدین صورت سازماندهی شده است: بخش دوم به مرور مبانی نظری و تجربی پیرامون مکانیسم‌های اثرگذاری هوش مصنوعی بر رشد و بهره‌وری می‌پردازد. بخش سوم داده‌ها و متدولوژی اقتصادسنجی آستانه‌ای را تشریح می‌کند. بخش چهارم یافته‌های تجربی و تحلیل رژیم‌های مختلف را ارائه می‌دهد و بخش پایانی به بحث، نتیجه‌گیری و توصیه‌های سیاستی اختصاص دارد.

۲- مبانی نظری و پیشینه تحقیق

این بخش، مبانی نظری و تجربی مرتبط با رابطه نامتقارن بین آمادگی هوش مصنوعی و بهره‌وری کل عوامل (TFP) را در پنج حوزه موضوعی اصلی مورد بررسی قرار می‌دهد: (۱) هوش مصنوعی و بهره‌وری کلان؛ (۲) ظرفیت جذب و پذیرش فناوری؛ (۳) نهادها، حکمرانی و نوآوری؛ (۴) سرمایه انسانی و آمادگی دیجیتال؛ و (۵) رویکردهای اقتصادسنجی به غیرخطی‌بودن در داده‌های پانل. هدف این است که با ترکیب این حوزه‌ها، جایگاه پژوهش حاضر در ادبیات موجود مشخص شود.

۲-۱ .هوش مصنوعی و بهره‌وری کلان

ادبیات اقتصادی اخیر به طور فزاینده‌ای به پیامدهای اقتصاد کلان هوش مصنوعی پرداخته است. یکی از محورهای اصلی این بحث، تأثیر هوش مصنوعی بر بازار کار و بهره‌وری است که اغلب با اشاره به پارادوکس سولو (سولو[3]، ۱۹۸۷) آغاز می‌شود؛ این ایده که سرمایه‌گذاری‌های عظیم در فناوری اطلاعات لزوماً به افزایش قابل اندازه‌گیری در بهره‌وری منجر نمی‌شوند. مطالعات معاصر این پارادوکس را در عصر هوش مصنوعی بازبینی کرده‌اند (کاپللو[4] ۲۰۲۲). عجم‌اوغلو و رسترپو[5] هشدار می‌دهند که تأثیرات اتوماسیون و هوش مصنوعی بر تقاضای نیروی کار به میزان روزمره‌سازی وظایف و جهت‌گیری تغییرات فناورانه بستگی دارد. آن‌ها بر اثرات بالقوه جایگزینی نیروی کار و تخصیص مجدد وظایف تأکید می‌کنند. از سوی دیگر، برخی محققان استدلال می‌کنند که هوش مصنوعی با ایجاد وظایف جدید و افزایش بهره‌وری کارگرانی که از آن به عنوان ابزار مکمل استفاده می‌کنند، می‌تواند اثرات جابجایی را خنثی کند (فوسن[6] ۲۰۲۲).

در جدیدترین تحلیل‌های نظری، مدل‌های وظیفه‌محور پیشنهاد می‌کنند که تأثیر هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل (TFP) به تعادل میان «اثر جایگزینی» و «اثر احیاء» بستگی دارد. عجم‌اوغلو[7] (۲۰۲۴) در مقاله «اقتصاد کلان

---

[1] Kurhayadi
[2] Oubibi
[3] Solow
[4] Capello
[5] Acemoglu & Restrepo
[6] Fossen
[7] Acemoglu

ساده هوش مصنوعی» استدلال می‌کند که اگرچه هوش مصنوعی پتانسیل صرفه‌جویی در هزینه‌ها را دارد، اما برآوردهای کلان از رشد TFP در کوتاه‌مدت ممکن است متوسط باشد (کمتر از ۰.۷۱ درصد در ده سال)، زیرا بسیاری از وظایف پیچیده و وابسته به زمینه (Hard tasks) به سادگی توسط هوش مصنوعی قابل یادگیری نیستند. این دیدگاه نظری، اهمیت تمایز میان "وظایف آسان" و "وظایف دشوار" را برجسته می‌سازد و نشان می‌دهد که بدون ایجاد وظایف جدید، صرف سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی لزوماً به رشد پایدار TFP منجر نخواهد شد.

شواهد تجربی در سطح شرکت و بخش نیز این ایده را تأیید می‌کنند. برای مثال، دامیولی[1] (۲۰۲۱) و کرمر[2](۲۰۲۲)، دریافتند که اثرات هوش مصنوعی بر بهره‌وری ناهمگون است و دستاوردهای قوی‌تر در شرکت‌هایی مشاهده می‌شود که دارای سرمایه انسانی و سازمانی کافی هستند. مطالعات متمرکز بر اقتصادهای نوظهور نیز به نتایج مشابهی رسیده‌اند. برای مثال، پژوهش‌ها در چین نشان داده‌اند که تأثیر هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل شرکت‌ها اغلب غیرخطی است و به مرحله توسعه هوش مصنوعی در شرکت بستگی دارد (هوانگ و وی[3] ۲۰۲۲، ;ژونگ[4] ۲۰۲۴). علاوه بر این، وانگ[5] (۲۰۲۳) نشان دادند که هوش مصنوعی می‌تواند با بهینه‌سازی فرآیندهای تولید و کاهش عدم تقارن اطلاعاتی، بهره‌وری کل عوامل را به طور قابل توجهی ارتقا دهد. همچنین فنگ[6] تأکید دارند که هوش مصنوعی نه تنها بهره‌وری سنتی، بلکه «بهره‌وری کل عوامل سبز» را نیز از طریق ارتقای نوآوری‌های تکنولوژیک بهبود می‌بخشد.

۲-۲ .ظرفیت جذب و پذیرش فناوری

مفهوم «ظرفیت جذب» که توسط کوهن و لوینتال[7]، ۱۹۹۰ معرفی شد، چارچوب نظری قدرتمندی برای درک اینکه چرا بازدهی فناوری‌های جدید در میان شرکت‌ها و کشورها متفاوت است، فراهم می‌کند. این نظریه بیان می‌کند که توانایی یک واحد برای شناسایی، جذب و بهره‌برداری از دانش خارجی به سطح دانش پیشین آن بستگی دارد. در زمینه هوش مصنوعی، ظرفیت جذب تعیین می‌کند که آیا شرکت‌های محلی و بخش‌های دولتی می‌توانند الگوریتم‌های پیچیده را پیاده‌سازی و بومی‌سازی کنند یا خیر. این ظرفیت به طور مستقیم با سرمایه‌گذاری‌های داخلی در تحقیق و توسعه (R&D)، کیفیت سرمایه انسانی و پیوندهای نهادی مرتبط است. مندون[8] (۲۰۲۵) استدلال می‌کند که بدون وجود ظرفیت جذب کافی، شکاف دیجیتال می‌تواند به «شکاف هوش مصنوعی» تبدیل شود که در آن کشورهای پیشرو منافع را درو می‌کنند و کشورهای پیرامونی عقب می‌مانند.

---

[1] Damioli
[2] Kremer
[3] Huang & Wei
[4] Zhong
[5] Wang
[6] Feng
[7] Cohen & Levinthal
[8] Mandon,

شواهد تجربی در زمینه پذیرش فناوری‌های دیجیتال به طور گسترده از ایده بازدهی غیرخطی حمایت کرده‌اند. به عنوان مثال، آلی[1](۲۰۲۰) در مطالعه‌ای بر روی کشورهای در حال توسعه نشان داد که تحول دیجیتال با بهره‌وری نیروی کار و توسعه اقتصادی رابطه مثبت دارد، اما این رابطه احتمالاً توسط عوامل زمینه‌ای تعدیل می‌شود. باگوما[2] (۲۰۲۳) نیز با توسعه شاخص آمادگی هوش مصنوعی برای آفریقا، نشان دادند که مدل‌های غربی سنجش آمادگی ممکن است قادر به بازتاب واقعیت‌های نهادی و زیرساختی کشورهای در حال توسعه نباشند و نیاز به شاخص‌های بومی‌سازی شده است. پرامانیک[3] و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از رویکردهای یادگیری ماشین دریافتند که در اقتصادهای نوظهور، عوامل نهادی و حاکمیتی وزن بیشتری نسبت به عوامل صرفاً تکنولوژیک در تعیین آمادگی هوش مصنوعی دارند.

۲-۳ .نهادها، حکمرانی و نوآوری

کیفیت نهادی، شامل حاکمیت قانون، اجرای قراردادها، حقوق مالکیت و ثبات مقررات،به طور مستقیم بر انگیزه‌های شرکت‌ها برای سرمایه‌گذاری در فناوری‌های پرخطر مانند هوش مصنوعی تأثیر می‌گذارد (دی‌گابریل و اوجو[4]، ۲۰۱۷). ترن و فام[5] (۲۰۲۳) نشان دادند که کیفیت نهادی، بازدهی سرمایه‌گذاری در فناوری‌های انقلاب صنعتی چهارم را در میان کشورها تعدیل می‌کند. سیتنیکا[6] و همکاران (۲۰۲۵) نیز استدلال می‌کنند که در سطح ملی، آمادگی هوش مصنوعی به شدت تحت تأثیر کیفیت نهادها و چارچوب‌های اخلاقی است که به عنوان پیشران‌های پنهان تحول دیجیتال عمل می‌کنند. علاوه بر این، در سطح نهادهای عمومی، کورهایادی[7](۲۰۲۵) چارچوبی برای حکمرانی انطباقی ارائه می‌دهد که بر لزوم آمادگی سازمانی برای تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی تأکید دارد.

حکمرانی ضعیف می‌تواند مانع جذب سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی (FDI) و مشارکت‌های بین‌المللی شود. لی[8] و همکاران (۲۰۲۴). داویلا-زامورا[9] و همکاران (۲۰۲۴) در مطالعه‌ای بر روی پرو نشان دادند که چالش‌های نهادی و کمبود استراتژی‌های ملی منسجم به عنوان موانع اصلی در مسیر تبدیل پذیرش هوش مصنوعی به بهره‌وری اقتصادی عمل می‌کنند. همچنین مطالعاتی که به بررسی تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری کربن پرداخته‌اند، به نقش آستانه‌ای انباشت فناوری و محیط نهادی اشاره کرده‌اند (هان[10] و همکاران، ۲۰۲۲).

۲-۴ .سرمایه انسانی و آمادگی دیجیتال

---

[1] Aly
[2] Baguma
[3] Pramanik
[4] DiGabriele & Ojo
[5] Tran & Pham
[6] Sitnicka
[7] Kurhayadi,
[8] Li
[9] Davila-Zamora
[10] Han

سرمایه انسانی یکی از حیاتی‌ترین عوامل مکمل برای پذیرش موفقیت‌آمیز هوش مصنوعی است. معیارهایی مانند نرخ ثبت‌نام در آموزش عالی و مهارت‌های دیجیتال، قابلیت‌های جذب یک کشور را شکل می‌دهند. فن[۱] و همکاران (۲۰۲۵) با اتخاذ دیدگاه "الزامات سرمایه انسانی" نشان دادند که تأثیر هوش مصنوعی بر TFP شرکت‌ها به شدت به سطح مهارت و تخصص نیروی کار وابسته است. به طور مشابه، لی[۲] و همکاران (۲۰۲۵) دریافتند که انباشت سرمایه انسانی نه تنها به طور مستقیم بر بهره‌وری اثر می‌گذارد، بلکه به عنوان کانالی برای جذب و بومی‌سازی فناوری‌های هوشمند عمل می‌کند.

ناهمگونی سرمایه انسانی در مناطق و گروه‌های مختلف جمعیت به این معناست که شاخص‌های کلان ممکن است محدودیت‌های توزیعی را پنهان کنند. برینجولفسون و مک‌آفی[3] (۲۰۱۷) استدلال می‌کنند که تحولات فناورانه اخیر به سمت «کارگران ماهر» سوگیری دارد. یانگ[۴] (۲۰۲۲) در تایوان نشان داد که اگرچه هوش مصنوعی بهره‌وری را افزایش می‌دهد، اما این اثر با تغییر در ترکیب تقاضای نیروی کار به نفع کارگران ماهر همراه است. همچنین اوبیبی[۵] و همکاران (۲۰۲۲) در شمال آفریقا چالش‌های مشابهی را شناسایی کرده‌اند که ریشه در ضعف اکوسیستم‌های آموزشی دارد.

۲-۵ .رویکردهای اقتصادسنجی: آستانه‌های غیرخطی و مطالعات داخلی

برای آزمون تجربی فرضیه‌های مربوط به اثرات شرطی و غیرخطی، روش‌های اقتصادسنجی استاندارد ناکافی هستند. هنسن[6] (۱۹۹۹) روش رگرسیون آستانه‌ای پانل (PTR) را برای شناسایی تغییرات رژیم توسعه داد. این رویکرد با یافته‌های تجربی اخیر که روابط غیرخطی مانند-U شکل را گزارش کرده‌اند، سازگار است (ژائو[۷] و همکاران، ۲۰۲۲، هوانگ و وی[۸]، ۲۰۲۲). دینگ و هو[۹] (۲۰۲۵) با استفاده از مدل آستانه‌ای دریافتند که تأثیر هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل سبز به سطح نوآوری فناورانه بستگی دارد. چن[۱۰] و همکاران (۲۰۲۵) نیز نشان دادند که تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری سبز شرکت‌ها غیرخطی و وابسته به انباشت سرمایه انسانی است.

در ایران، اسمعیلی صدرآبادی و خناری (۱۴۰۲) نشان دادند که اثرگذاری سرمایه‌گذاری‌های فیزیکی و ناملموس هوش مصنوعی بر TFP مثبت اما در مراحل اولیه است. همچنین امینی و حجازی آزاد (۱۳۸۷) بر نقش حیاتی سرمایه انسانی و R&D تأکید کرده‌اند. با این حال، ادبیات موجود اغلب از مدل‌های خطی استفاده کرده‌اند که قادر به تبیین

---

[1] Fan
[2] Lei
[3] Brynjolfsson & McAfee
[4] Yang
[5] Oubibi
[6] Hansen
[7] Zhao
[8] Huang & Wei
[9] Ding & Hu
[10] Chen

پیچیدگی‌های ساختاری نیستند. این مقاله با ترکیب شاخص آمادگی برای هوش مصنوعی آکسفورد اینسایتس با داده‌های TFP و روش‌شناسی PTR ، به دنبال پر کردن شکاف موجود در ادبیات است تا نشان دهد چگونه کیفیت نهادی و سرمایه انسانی به عنوان متغیرهای آستانه‌ای، رابطه میان هوش مصنوعی و بهره‌وری را در اقتصادهای نوظهور شکل می‌دهند.

۳- روش‌شناسی و داده‌های تحقیق

این بخش چارچوب مفهومی، مدل تجربی، منابع داده‌ها و راهبرد تخمین مورد استفاده برای آزمون فرضیه اصلی پژوهش را تشریح می‌کند. هدف اصلی، شناسایی و برآورد اثرات آستانه‌ای کیفیت نهادی و سرمایه انسانی بر رابطه بین آمادگی برای هوش مصنوعی و بهره‌وری کل عوامل (TFP) در اقتصادهای نوظهور است.

۳-۱- مدل مفهومی و فرضیه‌های تجربی

چارچوب مفهومی این پژوهش بر این فرض استوار است که تأثیر آمادگی برای هوش مصنوعی[1] بر بهره‌وری کل عوامل (TFP_{it})به صورت شرطی و بسته به یک متغیر ظرفیت جذب (q_{it}) عمل می‌کند. این متغیر آستانه‌ای می‌تواند کیفیت نهادی یا سرمایه انسانی باشد. مدل پایه برای یک کشور i در زمان t ، یک مدل رگرسیون آستانه‌ای پانل با یک آستانه منفرد است که توسط هنسن(۱۹۹۹) معرفی شده است. این مدل به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$Ln(TFP_{it}) = \mu_i + \lambda_t + \beta_1 Ln(AI_{it}) * I(q_{it} \leq \gamma) + \beta_2 Ln(AI_{it}) * I(q_{it} > \gamma) + \delta X_{it} + \varepsilon_{it}$$

در این معادله، $Ln(TFP_{it})$ لگاریتم طبیعی بهره‌وری کل عوامل است. μ_i اثرات ثابت ویژه کشور را برای کنترل ناهمگونی مشاهده‌نشده و ثابت در زمان نشان می‌دهد و λ_t اثرات ثابت زمانی برای کنترل شوک‌های مشترک جهانی است.$Ln(AI_{it})$ لگاریتم طبیعی شاخص آمادگی برای هوش مصنوعی است. متغیر کلیدی در این مدل، q_{it}، متغیر آستانه‌ای است که به‌طور جداگانه برای کیفیت نهادی و سرمایه انسانی در نظر گرفته می‌شود. $I(\cdot)$ یک تابع نشانگر است که اگر شرط داخل پرانتز برقرار باشد، مقدار یک و در غیر این صورت مقدار صفر می‌گیرد. γ پارامتر آستانه‌ای است که به صورت درون‌زا توسط مدل برآورد می‌شود. ضرایب β_1 و β_2 به ترتیب تأثیر آمادگی برای هوش مصنوعی را در رژیم پایین (زمانی که $q_{it} \leq \gamma$) و رژیم بالا (زمانی که $q_{it} > \gamma$) اندازه‌گیری می‌کنند. X_{it} بردار متغیرهای کنترلی است و ε_{it} جمله خطای تصادفی است. این پژوهش سه فرضیه اصلی را آزمون می‌کند: فرضیه اول (وجود غیرخطی بودن): رابطه بین آمادگی برای هوش مصنوعی و TFP خطی نیست و حداقل یک نقطه شکست ساختاری وجود دارد. فرضیه دوم (آستانه نهادی): تأثیر مثبت آمادگی برای هوش مصنوعی بر TFP تنها زمانی معنادار می‌شود که کیفیت نهادی از یک آستانه مشخص فراتر رود. فرضیه سوم (آستانه سرمایه انسانی): تأثیر مثبت آمادگی برای هوش مصنوعی بر TFP تنها زمانی معنادار می‌شود که سطح سرمایه انسانی از یک آستانه مشخص عبور کند.

---

[1] AI_Readinessit

۳-۲- داده‌ها، متغیرها و منابع

نمونه آماری این پژوهش شامل یک پانل داده سالانه متوازن از ۲۵ اقتصاد نوظهور برای دوره زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ است. انتخاب کشورها بر اساس در دسترس بودن داده‌ها برای متغیرهای کلیدی، به ویژه شاخص آمادگی برای هوش مصنوعی، و با هدف ایجاد تنوع جغرافیایی و اقتصادی صورت گرفته است. فهرست کامل کشورها در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱: فهرست کشورهای نمونه

آرژانتین، ایران، لهستان، امارات متحده عربی، برزیل، مالزی، روسیه، ویتنام، چین، مکزیک، عربستان سعودی، شیلی، کلمبیا، ، نیجریه، آفریقای جنوبی، قزاقستان، مصر، پاکستان، تایلند، هند، پرو، ترکیه، اندونزی، فیلیپین، اوکراین

جدول ۲: تعاریف، شناسه‌ها و منابع متغیرها

نام متغیر	دسته متغیر	تعریف عملیاتی	منبع
بهره‌وری کل عوامل	متغیر وابسته	لگاریتم طبیعی TFP در قیمت‌های ثابت ملی (۲۰۱۷=۱۰۰)	PWT 10.0
آمادگی برای هوش مصنوعی	متغیر توضیحی اصلی	لگاریتم طبیعی امتیاز کلی شاخص (۰-۱۰۰)	Oxford Insights
کیفیت نهادی	متغیرهای آستانه‌ای	میانگین شش شاخص حکمرانی جهانی	بانک جهانی(WGI)
سرمایه انسانی (HDI)		نرخ ناخالص ثبت‌نام در آموزش عالی (%)	بانک جهانی(WDI)
تحقیق و توسعه	متغیرهای کنترلی	مخارج تحقیق و توسعه (درصدی از تولیدناخالص داخلی)	بانک جهانی(WDI)
باز بودن تجاری		مجموع صادرات و واردات (درصدی از تولیدناخالص داخلی)	بانک جهانی(WDI)
سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی(FDI)		جریان خالص ورودی (درصدی از تولیدناخالص داخلی)	بانک جهانی(WDI)
نفوذ اینترنت		کاربران اینترنت (٪ از جمعیت)	بانک جهانی(WDI)

انتخاب بازه زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴، علی‌رغم محدودیت در درجات آزادی زمانی، متأثر از ترکیبی از یک قید برون‌زای داده‌ای و یک ضرورت نظری بوده است. از یک‌سو، داده‌های منسجم و قابل‌مقایسه مربوط به "شاخص آمادگی هوش مصنوعی" به‌عنوان متغیر اصلی توضیحی، تنها برای سال‌های اخیر و مبتنی بر یک چارچوب روش‌شناختی یکنواخت در دسترس است. گسترش بازه زمانی به سال‌های پیشین، به‌دلیل فقدان داده‌های تاریخی معتبر برای بخش قابل‌توجهی از اقتصادهای نوظهور، می‌توانست به بروز خطای اندازه‌گیری نظام‌مند و تضعیف اعتبار استنباط‌های اقتصادسنجی منجر شود. از سوی دیگر، هرچند این دوره با شوک برون‌زای همه‌گیری کووید-۱۹ همپوشانی دارد، اما از منظر اقتصاد دیجیتال، این شوک به‌مثابه یک "تغییر ساختاری شتاب‌دهنده" عمل کرده و فرایند پذیرش و نفوذ فناوری‌های هوشمند را در مقیاسی بی‌سابقه تسریع نموده است.

به‌منظور مدیریت پیامدهای اقتصادسنجی ناشی از ویژگی‌های خاص این دوره زمانی، چارچوب مدل‌سازی به‌گونه‌ای طراحی شده است که شوک‌های مشترک زمانی به‌صورت نظام‌مند کنترل شوند و پایداری نتایج برآورد تضمین گردد. در این راستا، درج اثرات ثابت زمانی در قالب پارامتر λ_t امکان جذب شوک‌های جهانی و تحولات هم‌زمان را فراهم ساخته و از خلط اثرات متغیرهای اصلی با نوسانات برون‌زا جلوگیری می‌کند، به‌گونه‌ای که اثر خالص شاخص‌های مرتبط با هوش مصنوعی به‌صورت تفکیک‌شده قابل شناسایی باشد. علاوه بر این، بهره‌گیری از ساختار پانل متوازن به‌عنوان یک انتخاب روش‌شناختی آگاهانه اتخاذ شده است تا همگرایی و اعتبار آزمون‌های آستانه‌ای هنسن (۱۹۹۹) تضمین شود. هرچند این رویکرد مستلزم حذف برخی کشورها به‌دلیل فقدان داده‌های کامل بوده است، اما در مطالعات تطبیقی اقتصادهای نوظهور، چنین انتخابی از رجحان روش‌شناختی برخوردار است؛ زیرا الگوی داده‌های گم شده در این اقتصادها غالباً ماهیتی نظام‌مند دارد و اتکاء به روش‌های درون‌یابی یا استفاده از پانل نامتوازن می‌تواند به تورش‌های جدی‌تر در شناسایی نقاط شکست ساختاری و برآورد روابط غیرخطی منجر شود.

شایان ذکر است "نرخ ثبت‌نام در آموزش عالی[1]" لزوماً بازتاب‌دهنده "مهارت‌های تخصصی هوش مصنوعی" نیست؛ با این حال، انتخاب این متغیر مبتنی بر منطق "ظرفیت جذب عمومی" صورت گرفته است (Cohen & Levinthal, 1990). در مدل پیشنهادی، مهارت‌های فنی خاص (مانند برنامه‌نویسی و تحلیل داده) در درون خودِ متغیر توضیحی اصلی (شاخص آمادگی هوش مصنوعی) که شامل ارکان مهارت‌های دیجیتال است، لحاظ شده‌اند. بنابراین، نقش متغیر آستانه‌ای (سرمایه انسانی)، سنجش "بستر مکمل اجتماعی" است. استدلال ما این است که انتشار فناوری هوش مصنوعی در سطح اقتصاد کلان (TFP)، تنها نیازمند متخصصان فنی نیست، بلکه نیازمند نیروی کاری با سطح بالای سواد عمومی و دانشگاهی است که بتواند مکمل این فناوری در لایه‌های مدیریتی و عملیاتی باشد. به همین قیاس، استفاده از شاخص‌های حکمرانی جهانی (WGI) به جای شاخص‌های خاص رگولاتوری دیجیتال، با هدف سنجش "امنیت حقوقی و ثبات سیاسی" به‌عنوان پیش‌شرط‌های بنیادین سرمایه‌گذاری انجام شده است، چرا که ادبیات رشد

[1] Tertiary Enrollment

(عجم اوغلو و همکاران ، ۲۰۰۵)[1] نشان می‌دهد که بدون نهادهای مادر کارآمد، مقررات بخشی خاص (مانند قوانین هوش مصنوعی) فاقد ضمانت اجرا خواهند بود.

۳-۳- راهبرد تخمین: رگرسیون آستانه‌ای پانل(PTR)

به‌منظور بررسی رابطه‌ی نامتقارن میان «آمادگی برای هوش مصنوعی[2]» و «بهره‌وری کل عوامل تولید[3]»، از مدل «رگرسیون آستانه‌ای پانلی[4]» (PTR) توسعه‌یافته توسط هنسن[5] (۱۹۹۹) استفاده شده است. این مدل به‌ویژه برای شناسایی اثرات غیرخطی و رژیم‌محور در داده‌های تابلویی مناسب است، به‌خصوص زمانی که انتظار می‌رود رابطه بین متغیرهای توضیحی و وابسته در سطوح مختلف یک متغیر آستانه‌ای (مانند سرمایه انسانی یا کیفیت نهادی) تغییر کند.

مدل پایه به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$TFP_{it} = \mu_i + \beta_1 X_{it} I(q_{it} \le \gamma) + \beta_2 X_{it} I(q_{it} > \gamma) + \varepsilon_{it}$$

در این رابطه، TFP_{it} نشان‌دهنده‌ی بهره‌وری کل عوامل برای کشور i در زمان t است، X_{it} مجموعه‌ای از متغیرهای توضیحی از جمله آمادگی برای هوش مصنوعی، سرمایه فیزیکی، سرمایه انسانی و هزینه‌های تحقیق و توسعه را شامل می‌شود، و q_{it} متغیر آستانه‌ای است (مانند سطح سرمایه انسانی یا کیفیت نهادی). پارامتر آستانه γ باید برآورد شود، μ_i اثرات ثابت ویژه‌ی کشورها را نشان می‌دهد، و تابع شاخص $I(\cdot)$ زمانی مقدار ۱ می‌گیرد که شرط درون پرانتز برقرار باشد و در غیر این صورت برابر صفر است. بر این اساس، ضرایب β_1 و β_2 بیانگر اثرات نامتقارن آمادگی برای هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل در دو رژیم متفاوت،زیر و بالای سطح آستانه،هستند.

برای برآورد پارامتر آستانه، ابتدا اثرات ثابت μ_i با استفاده از تبدیل درون‌گروهی حذف می‌شوند. سپس مدل برای تمام مقادیر ممکن γ با روش حداقل مربعات معمولی برآورد و مجموع مربعات باقیمانده‌ها $SSR(\gamma)$ محاسبه می‌شود. مقدار برآوردی آستانه $\hat{\gamma}$به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که واریانس باقیمانده‌ها را حداقل کند:

$$\hat{\gamma} = \arg\min_{\gamma} SSR(\gamma)$$

در گام بعد، وجود اثر آستانه‌ای از طریق آزمون فرضیه‌ی صفر $H_0: \beta_1 = \beta_2$ (عدم وجود اثر آستانه‌ای) در برابر فرضیه‌ی مقابل $H_1: \beta_1 \neq \beta_2$ ارزیابی می‌شود. از آنجا که پارامتر آستانه در فرض صفر شناسایی نمی‌شود، آماره‌ی Fتوزیع استانداردی ندارد؛ بنابراین مقادیر احتمال (p-values) و فواصل اطمینان از طریق روش بوت‌استرپ با ۳۰۰ تکرار محاسبه می‌شوند. در صورت تأیید وجود اثر آستانه، مقادیر برآوردشده‌ی $\hat{\beta}_1$، $\hat{\beta}_2$ و $\hat{\gamma}$ به‌عنوان نتایج نهایی گزارش

---

[1] Acemoglu
[2] AI Readyness Index
[3] Total Factor Productivity
[4] Panel Threshold Regression
[5] Hansen

می‌شوند. همچنین، برای بررسی پایداری نتایج، مدل با متغیرهای آستانه‌ای جایگزین (مانند سرمایه انسانی و کیفیت نهادی) مجدداً برآورد می‌شود.

افزون بر این، مدل می‌تواند برای دربرگرفتن چندین آستانه گسترش یابد. شکل تعمیم‌یافته‌ی مدل به‌صورت زیر است:

$$TFP_{it} = \mu_i + \sum_{m=1}^{M+1} \beta_m X_{it} I(\gamma_{m-1} < q_{it} \leq \gamma_m) + \varepsilon_{it}$$

که در آن M تعداد آستانه‌ها را نشان می‌دهد. برای تعیین تعداد بهینه‌ی آستانه‌ها، از آزمون‌های بوت‌استرپ متوالی استفاده می‌شود. علاوه بر این، برای در نظر گرفتن پویایی بهره‌وری، مدل به‌صورت پویا نیز قابل برآورد است:

$$TFP_{it} = \alpha TFP_{it-1} + \beta_1 X_{it} I(q_{it} \leq \gamma) + \beta_2 X_{it} I(q_{it} > \gamma) + \mu_i + \varepsilon_{it}$$

در این مدل، ضریب α بیانگر پایداری و تداوم بهره‌وری در طول زمان است.

برای مقابله با درون‌زایی احتمالی بین TFP و آمادگی برای هوش مصنوعی، از مقادیر باوقفه‌ی متغیرهای توضیحی به‌عنوان ابزارهای درونی استفاده می‌شود. همچنین برای اطمینان از استحکام مدل نتایج، مدل به روش GMM سیستمی پویا (آرلانو بوور[1]، ۱۹۹۵؛ بلوندل و باند[2]، ۱۹۹۸))نیز برآورد می‌گردد:

$$\Delta TFP_{it} = \alpha \Delta TFP_{it-1} + \beta_1 \Delta X_{it} I(q_{it} \leq \gamma) + \beta_2 \Delta X_{it} I(q_{it} > \gamma) + \Delta \varepsilon_{it}$$

برای کنترل وابستگی مقطعی و همبستگی سریالی، از خطاهای استاندارد مقاوم دریسکول-کرای[3](۱۹۹۸) استفاده می‌شود. افزون بر این، برای کنترل عوامل مشترک مشاهده‌نشده، مدل با استفاده از برآوردگر اثرات مشترک همبسته (CCE)پیشنهادی پسران (۲۰۰۶) بازبرآورد می‌گردد.

پیش از برآورد مدل اصلی، چندین آزمون تشخیصی و مراحل پیش‌پردازش داده انجام می‌شود؛ از جمله، بررسی مانایی متغیرها با استفاده از آزمون ریشه واحد نسل دوم CIPS (پسران، ۲۰۰۷)، آزمون وابستگی مقطعی با آزمون CD پسران (۲۰۰۴)، و بررسی هم‌خطی با شاخص .VIF همچنین تمامی شاخص‌های آمادگی برای هوش مصنوعی نرمال‌سازی و مقیاس‌بندی می‌شوند تا ناهمسانی واریانس کاهش یابد.

۳-۳-۱ .استراتژی شناسایی و کنترل درون‌زایی

استراتژی شناسایی و نحوه کنترل درون‌زایی در این پژوهش بر مواجهه نظام‌مند با مسئله علیت معکوس و تورش همزمانی متمرکز است. در برآورد رابطه میان فناوری و بهره‌وری کل عوامل، این احتمال وجود دارد که کشورهایی با سطوح بالاتر بهره‌وری، به دلیل دسترسی بیشتر به منابع و ظرفیت‌های سرمایه‌گذاری، تمایل و توان بیشتری برای توسعه و استقرار زیرساخت‌های هوش مصنوعی داشته باشند. چنین وضعیتی به همبستگی میان جمله اخلال (ε_{it}) و

[1] Arellano-Bover
[2] Blundel- Bond
[3] Driscoll–Kraay

متغیر توضیحی (AI_{it}) منجر می‌شود و در چارچوب مدل‌های ایستای متعارف می‌تواند به تورش صعودی ضرایب برآوردی بینجامد و استنباط علی را مخدوش سازد.

برای رفع این مسئله و دستیابی به شناسایی علی، پژوهش حاضر از رویکرد ابزارهای درونی در چارچوب روش گشتاورهای تعمیم‌یافته سیستمی بهره می‌گیرد. منطق شناسایی بر این فرض استوار است که اگرچه بهره‌وری جاری می‌تواند بر تصمیمات سرمایه‌گذاری آینده در حوزه هوش مصنوعی اثر بگذارد، اما قادر به تغییر سطح آمادگی هوش مصنوعی در دوره‌های گذشته نیست؛ فرضی که به عنوان شرط فقدان بازخورد آنی تفسیر می‌شود. در این چارچوب، وقفه‌های متغیرهای توضیحی به عنوان ابزار به کار گرفته می‌شوند، به‌گونه‌ای که سطوح وقفه‌دار $AI_{i,t-2}$ در معادله تفاضلی و تفاضل‌های وقفه‌دار $\Delta AI_{i,t-1}$ در معادله سطح نقش ابزار را ایفا می‌کنند. انتخاب این ابزارها مبتنی بر این منطق است که از یک‌سو با متغیرهای درون‌زا همبستگی معنادار دارند و از سوی دیگر، با جمله خطای دوره جاری (ε_{it}) مستقل هستند. اعتبار این استراتژی شناسایی از طریق آزمون هنسن برای بررسی اعتبار کلی محدودیت‌های بیش‌تعیین‌شده و آزمون آرلانو–باند برای سنجش عدم وجود خودهمبستگی سریالی مرتبه دوم $(AR(2))$ در پسماندها ارزیابی می‌شود.

۴- تجزیه و تحلیل نتایج

این بخش، نتایج تجربی حاصل از اجرای مدل‌های اقتصادسنجی را ارائه می‌دهد. ابتدا آمار توصیفی و ماتریس همبستگی متغیرها بررسی شده است. سپس نتایج آزمون‌های تشخیصی پیش از تخمین گزارش می‌گردد. در ادامه، یافته‌های اصلی مدل رگرسیون آستانه‌ای پانل تحلیل شده و در نهایت، نتایج بررسی‌های استحکام مدل ارائه خواهد شد.

۴-۱ -آمار توصیفی و آزمون‌های اولیه

جدول ۳: آمار توصیفی و ماتریس همبستگی متغیرهای کلیدی

متغیر	میانگین	انحراف معیار	حداقل	حداکثر	(۱)	(۲)	(۳)	(۴)
ln(TFP)(۱)	۰/۹۸	۰/۱۵	۰/۶۵	۱/۲۵	۱/۰۰			
ln(AI)(۲)	۳/۸۵	۰/۴۲	۲/۹۰	۴/۵۰	۰/۴۸***	۱/۰۰		
(۳) کیفیت نهادی	۰/۱۲۰	۰/۵۵	-۱/۵۰	۰/۹۵	۰/۶۵***	۰/۵۱***	۱/۰۰	
(۴) سرمایه انسانی	۴۵/۲	۲۱/۸	۸/۵	۹۲/۱	۰/۵۹***	۰/۴۴***	۰/۷۲***	۱/۰۰

یادداشت: *** نشان‌دهنده معناداری در سطح ۱٪ است.

میانگین لگاریتم بهره‌وری کل عوامل در نمونه برابر با ۰/۹۸ است که نشان‌دهنده تنوع قابل توجه در سطوح بهره‌وری در میان اقتصادهای نوظهور می‌باشد. شاخص آمادگی برای هوش مصنوعی نیز دارای انحراف معیار بالایی است که وجود واریانس کافی برای تحلیل رگرسیونی را تأیید می‌کند.

جدول ۴: نتایج آزمون‌های تشخیصی پیش از تخمین

آزمون	آماره	مقدارp	نتیجه
آزمون وابستگی مقطعی پسران(CD)			
ln(TFP)	۱۲/۴۵	۰/۰۰۰	وابستگی مقطعی وجود دارد
ln(AI)	۸/۹۲	۰/۰۰۰	وابستگی مقطعی وجود دارد
کیفیت نهادی	۱۵/۱۱	۰/۰۰۰	وابستگی مقطعی وجود دارد
آزمون ریشه واحد پانلCIPS			
ln(TFP)	-۲/۸۷	۰/۰۰۲	مانا در سطح(I(0))
ln(AI)	-۲/۵۵	۰/۰۰۵	مانا در سطح(I(0))
کیفیت نهادی	-۱/۹۸	۰/۰۲۴	مانا در سطح(I(0))

منبع: یافته های پژوهش

۴-۲ -نتایج اصلی رگرسیون آستانه‌ای پانل

الف- کیفیت نهادی به‌عنوان متغیر آستانه

جدول ۵: نتایج - PTR کیفیت نهادی به‌عنوان آستانه

متغیر	ضریب (خطای استاندارد)
آزمون و برآورد آستانه	
آزمون F برای آستانه منفرد	۴۵/۸۱***
مقدار p بوت‌استرپ	۰/۰۱۲
مقدار آستانه برآوردشده($\hat{\gamma}$)	-۰/۲۵
فاصله اطمینان ۹۵٪ برای آستانه	[-۰/۲۰ ،-۰/۳۱]
ضرایب برآوردی	
رژیم ۱: کیفیت نهادی ≤ -۰.۲۵	
ln(AI)	-۰/۰۱۵ (۰/۰۲۱)
رژیم ۲: کیفیت نهادی >-۰.۲۵	

ln(AI)	۰/۱۱۲*** (۰/۰۳۵)
کنترل شده	متغیرهای کنترلی
بلی	اثرات ثابت کشور و زمان
۴۵۰	تعداد مشاهدات
۰/۸۲	R-squared

یادداشت: *** نشان‌دهنده معناداری در سطح ۱٪ است.

ب- سرمایه انسانی به عنوان متغیر آستانه

جدول ۶: نتایج - PTR سرمایه انسانی به عنوان آستانه

متغیر	ضریب (خطای استاندارد)
آزمون و برآورد آستانه	
آزمون F برای آستانه منفرد	۳۸/۲۲**
مقدار p بوت‌استرپ	۰/۰۴۱
مقدار آستانه برآوردشده(γ)	۴۰/۰
فاصله اطمینان ۹۵٪ برای آستانه	[۳۸/۵ ، ۴۲/۱]
ضرایب برآوردی	
رژیم ۱: سرمایه انسانی ≤ ۴۰.۰	
ln(AI)	۰/۰۰۸ (۰/۰۱۸)
رژیم ۲: سرمایه انسانی >۴۰.۰	
ln(AI)	۰/۰۹۵** (۰/۰۴۱)
متغیرهای کنترلی	کنترل شده
اثرات ثابت کشور و زمان	بلی
R-squared	۰.۸۱

یادداشت: ** نشان‌دهنده معناداری در سطح ۵٪ است.

۴-۳ -نتایج بررسی‌های استحکام مدل

جدول ۷: نتایج بررسی‌های استحکام مدل

متغیر	FE پایه (۱)	D-K SE(۲)	CCE (۳)
ln(AI)			
کل نمونه	۰/۰۷۸*** (۰/۰۲۴)	-	-
رژیم نهادی بالا	-	۰/۱۰۵*** (۰/۰۴۲)	۰/۰۹۸** (۰/۰۴۸)
رژیم سرمایه انسانی بالا	-	۰/۰۹۱** (۰/۰۴۵)	۰/۰۸۵* (۰/۰۵۱)
متغیرهای کنترلی	بلی	بلی	بلی
اثرات ثابت	کشور و زمان	کشور و زمان	-

یادداشت: این جدول ضرایب ln(AI) را از مدل‌های مختلف گزارش می‌دهد.

۱-۳-۴. آزمون‌های استحکام فنی

این بخش به آزمون‌های استحکام فنی و ارزیابی پایداری نتایج در برابر داده‌های پرت و وابستگی سریالی اختصاص دارد. اعتبار برآوردهای مدل آستانه‌ای به‌طور معناداری به شکل توزیع داده‌ها و ویژگی‌های جمله خطا وابسته است. به‌منظور اطمینان از اینکه نتایج گزارش‌شده ناشی از خطاهای آماری نیستند، مجموعه‌ای از آزمون‌های استحکام اجرا شد.

نخست، در جدول ۸، حساسیت نتایج نسبت به داده‌های پرت مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به ناهمگنی قابل‌توجه در نمونه، به‌ویژه تفاوت ساختاری میان اقتصادهای بزرگ و کشورهایی با مقیاس کوچک‌تر، این احتمال وجود داشت که برآورد آستانه γ تحت تأثیر تعداد محدودی از مشاهدات حدی قرار گیرد. به‌منظور کنترل این مسئله، داده‌های مربوط به متغیرهای وابسته و توضیحی در صدک‌های ۱ و ۹۹ تعدیل (Winsorized) شدند. برآورد مجدد مدل با داده‌های تعدیل‌شده نشان داد که مقدار آستانه کیفیت نهادی تنها تغییر ناچیزی داشته است، به‌گونه‌ای که از $\gamma = -0.25$ به $\gamma = -0.22$ منتقل شد، و ضرایب مربوط به رژیم‌های مختلف همچنان از نظر آماری معنادار باقی ماندند.

۸- نتایج آزمون استحکام در برابر داده های پرت

متغیر / شاخص	(۱) آستانه: کیفیت نهادی	(۲) آستانه: سرمایه انسانی
برآورد آستانه($\hat{\gamma}$)	-۰.۲۲ (در مدل اصلی: -۰/۲۵)	۴۱.۵ (در مدل اصلی: ۴۰/۰)
آماره F آزمون آستانه‌ای	۴۲.۳***	۳۵.۷**
P-value	۰۰۰.۰	۰.۰۳۵
ضریب β در رژیم ۱ (زیر آستانه)	-۰.۰۱۹ (۰.۰۲۳)	۰.۰۰۵ (۰.۰۱۶)
ضریب β در رژیم ۲ (بالای آستانه)	۰.۱۰۸*** (۰.۰۳۱)	۰.۰۸۸** (۰.۰۳۸)
توضیحات	Winsorized at ۱% and ۹۹%	Winsorized at ۱% and ۹۹%

یادداشت: اعداد داخل پرانتز بیانگر خطای معیار هستند. *** و ** به ترتیب بیانگر معناداری در سطوح ۱٪ و ۵٪ است.

در گام دوم، مسئله وابستگی سریالی در چارچوب آزمون بوت‌استرپ مورد توجه قرار گرفت. آزمون استاندارد هنسن (۱۹۹۹) بر فرض مستقل و هم‌توزیع بودن پسماندها (i.i.d) مبتنی است، حال آن‌که در داده‌های بهره‌وری، وجود حافظه بلندمدت و وابستگی زمانی پدیده‌ای رایج است. برای رفع این محدودیت و کاهش احتمال بروز خطای نوع اول، فرآیند آزمون آستانه با بهره‌گیری از روش بوت‌استرپ بلوکی (Block Bootstrap) و با طول بلوک برابر با ۲ سال تکرار شد. نتایج ارائه‌شده در جدول ۹ نشان می‌دهد که حتی پس از لحاظ ساختار وابستگی زمانی، مقدار آماره آزمون همچنان در سطح معناداری ۵ درصد باقی مانده است، به‌طوری که $F > F_{0.05}$ و فرض وجود اثر آستانه‌ای به‌طور قوی تأیید می‌شود.

جدول ۹- نتایج آزمون Block Bootstrap برای کنترل وابستگی سریالی

تعداد تکرار	طول بلوک (سال)	آماره F مشاهده‌شده	مقدار بحرانی(۹۵٪)	نتیجه آزمون
۳۰۰	۱ (استاندارد)	۴۵.۸۱	۲۳.۴۵	رد فرض صفر (وجود آستانه)
۳۰۰	۲	۴۵.۸۱	۲۸.۱۲	رد فرض صفر (وجود آستانه)
۳۰۰	۳	۴۵.۸۱	۳۱.۰۵	رد فرض صفر (وجود آستانه)

یادداشت: با افزایش طول بلوک، مقدار بحرانی افزایش می‌یابد، اما آماره F مشاهده‌شده همچنان بزرگ‌تر از مقادیر بحرانی باقی می‌ماند که پایداری اثر آستانه‌ای را تأیید می‌کند.

در نهایت، حساسیت نتایج نسبت به پارامتر برش[1] در مدل PTR مورد آزمون قرار گرفت. نتایج در جدول ۱۰ بیانگر آن است که این پارامتر تعیین می‌کند که حداقل چه سهمی از مشاهدات باید در هر یک از رژیم‌ها قرار گیرد. تغییر مقدار این پارامتر از سطح استاندارد ۱۵ درصد به سطوح ۱۰ درصد و ۲۰ درصد نشان داد که نتایج به‌طور معناداری نسبت به نحوه توزیع مشاهدات در دو سوی آستانه مقاوم هستند و آستانه شناسایی‌شده را می‌توان به‌عنوان یک نقطه شکست ساختاری واقعی تلقی کرد، نه صرفاً پیامد محدودسازی دامنه جستجوی الگوریتم برآورد.

جدول ۱۰: تحلیل حساسیت نسبت به Trimming Parameter

پارامتر برش(Trim)	مقدار آستانه برآوردی($\hat{\gamma}$)	آمارهF	ضریب رژیم بالا(β_2)	وضعیت معناداری
%۱۰	- ۰.۲۸	۴۸.۲	۰.۱۱۵	معنادار (۱ ٪)
(مدل پایه) ۱۵٪	- ۰.۲۵	۴۵.۸	۰.۱۱۲	معنادار (۱ ٪)
۲۰٪	- ۰.۲۱	۴۱.۵	۰.۱۰۶	معنادار(۱ ٪)

یادداشت: ثبات نسبی در مقادیر آستانه و ضرایب رژیم بالا نشان می‌دهد که نتایج به انتخاب خاص پارامتر برش حساس نیستند.

[1] Trimming Parameter

۴-۴ .تحلیل ناهمگنی ساختاری

تفکیک نمونه بر اساس سطح درآمد نشان می‌دهد که اگرچه نتایج مدل پایه برای کل نمونه ۲۵ کشوری وجود اثرات آستانه‌ای را تأیید می‌کند، ناهمگنی ساختاری میان اقتصادهای نوظهور می‌تواند بر برآوردها اثرگذار باشد. تفاوت‌های معنادار در ساختار صنعتی، عمق بازارهای مالی و سطح بلوغ دیجیتال میان اقتصادهای "با درآمد متوسط به بالا" مانند چین یا لهستان و اقتصادهای "با درآمد متوسط به پایین" مانند ویتنام یا نیجریه وجود دارد. به‌منظور آزمون قابلیت تعمیم نتایج، نمونه بر اساس طبقه‌بندی بانک جهانی به دو زیرگروه تفکیک و مدل PTR مجدداً برآورد شد.

نتایج حاصل از این برآوردهای تفکیکی که در جدول ۱۱ گزارش شده‌اند، نشان می‌دهد که در هر دو زیرگروه فرضیه خطی بودن رد شده و وجود یک نقطه شکست ساختاری به‌طور آماری تأیید شده است. این یافته بیانگر آن است که ماهیت غیرخطی اثرگذاری هوش مصنوعی به سطح درآمد کشورها محدود نیست و می‌توان آن را به‌عنوان یک ویژگی ساختاری این فناوری در اقتصادهای در حال توسعه تلقی کرد.

جدول ۱۱: نتایج برآورد رگرسیون آستانه‌ای به تفکیک سطح درآمد (متغیر آستانه: کیفیت نهادی)

متغیر / شاخص	اقتصادهای با درآمد متوسط به پایین	اقتصادهای با درآمد متوسط به بالا
متغیر وابسته	ln(TFP)	ln(TFP)
متغیر آستانه(q_{it})	WGI	WGI
آماره F (Bootstrap)	۱۹.۸۵**	۳۴.۱۲***
P-value	۰.۰۲۴	۰.۰۰۰
برآورد نقطه‌ای آستانه($\hat{\gamma}$)	- ۰.۴۲	- ۰.۱۸
فاصله اطمینان ۹۵٪	(-۰.۳۸ و -۰.۵۵)	(-۰.۱۵ و -۰.۲۲)
رژیم $q_{it} \leq \gamma 1$:	-۰.۰۲۴(۰.۰۱۵)	۰.۰۱۲ (۰.۰۱۹)
رژیم $q_{it} > \gamma 2$:	۰.۰۷۹** (۰.۰۲۸)	۰.۱۴۸*** (۰.۰۳۲)
تحقیق و توسعه(R&D)	۰.۰۳۱ (۰.۰۲۴)	۰.۰۶۵** (۰.۰۲۱)
سرمایه انسانی (Human Capital)	۰.۰۴۵* (۰.۰۲۶)	۰.۰۸۸*** (۰.۰۱۸)
باز بودن تجاری(Trade)	۰.۰۱۸ (۰.۰۱۵)	۰.۰۲۱(۰.۰۱۴)
سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی (FDI)	۰.۰۱۱ (۰.۰۰۹)	۰.۰۰۹ (۰.۰۰۷)
اثرات ثابت کشور و زمان	بله	بله
تعداد مشاهدات	۱۷۵	۲۷۵
R^2	۰.۷۴	۰.۸۶

یادداشت‌ها :۱ .اعداد داخل پرانتز نشان‌دهنده خطاهای معیار هستند .۲ .نمادهای *، ** و *** به ترتیب بیانگر معناداری آماری در سطوح ۱۰، ۵ و ۱ درصد می‌باشند .۳ .طبقه‌بندی کشورها بر اساس معیار درآمد ناخالص ملی (GNI) بانک جهانی انجام شده است. گروه (۱) شامل کشورهایی نظیر چین، ترکیه، مالزی و برزیل؛ و گروه (۲) شامل کشورهایی نظیر ویتنام، هند، نیجریه و پاکستان است.

با این حال، شدت این اثرات میان دو گروه تفاوت معناداری دارد؛ به‌طوری‌که در کشورهای با "درآمد متوسط به بالا"، ضریب اثرگذاری هوش مصنوعی پس از عبور از آستانه بزرگ‌تر بوده و از نظر آماری معنادارتر است ($\beta \approx 0.14$)، در حالی که در گروه "درآمد متوسط به پایین" حتی پس از عبور از آستانه، شیب اثرگذاری ملایم‌تر باقی می‌ماند ($\beta \approx 0.14$).

تفسیر نهادی این نتایج حاکی از آن است که در سطوح درآمدی پایین‌تر، بهبود کیفیت نهادها به‌تنهایی برای فعال‌سازی کامل اثرات فناوری کافی نیست و احتمالاً وجود "مکمل‌های ساختاری" نظیر زیرساخت‌های فیزیکی برق و اینترنت که در کشورهای کم‌درآمدتر ضعیف‌تر هستند، نقش عوامل محدودکننده را ایفا می‌کند. در نتیجه، مسیر همگرایی بهره‌وری در این کشورها دشوارتر بوده و مستلزم مجموعه‌ای هماهنگ از سیاست‌های حمایتی چندبعدی است.

۴-۵ .تحلیل عمیق موردکاوی ایران

بخش پنجم پژوهش به تحلیل عمیق موردکاوی ایران اختصاص دارد و این کشور در برآوردهای انجام‌شده به‌عنوان نمونه‌ای کلاسیک از "پارادوکس ظرفیت جذب نامتوازن" شناسایی می‌شود. شواهد تجربی نشان می‌دهد که ایران از حیث شاخص سرمایه انسانی، شامل نرخ ثبت‌نام در آموزش عالی و تعداد فارغ‌التحصیلان رشته‌های STEM ، در سطحی بالاتر از مقدار آستانه برآوردشده قرار دارد ($\gamma_{HC} > 0.40$)، در حالی که در شاخص کیفیت نهادی به‌طور معناداری پایین‌تر از سطح آستانه قرار گرفته است ($\gamma_{INS} < -0.25$). این ناهمخوانی نهادی موجب می‌شود که ظرفیت فنی بالفعل موجود به‌طور کامل به رشد بهره‌وری تبدیل نشود.

تحلیل تفصیلی داده‌های بخش صنعت و فناوری اطلاعات نشان می‌دهد که فرسایش سرمایه انسانی یکی از مهم‌ترین کانال‌های انتقال این ناکارآمدی است. برخلاف بسیاری از اقتصادهای نوظهور که با کمبود مهارت مواجه‌اند، مسئله اصلی در ایران ناتوانی در حفظ نیروی انسانی ماهر است. ضعف در مؤلفه‌های نهادی مرتبط با ثبات سیاسی و کیفیت مقررات، نرخ تنزیل انتظارات آتی را برای متخصصان حوزه هوش مصنوعی افزایش داده و انگیزه برای مشارکت بلندمدت در چرخه تولید داخلی را تضعیف کرده است. در نتیجه، اگرچه موجودی سرمایه انسانی در سطح بالایی قرار دارد، اما جریان مؤثر آن به سمت فرآیندهای تولید داخلی با نشت قابل توجهی مواجه است.

علاوه بر این، هزینه‌های مبادله در اقتصاد دیجیتال به‌عنوان یک محدودیت ساختاری عمل می‌کند. توسعه کارآمد هوش مصنوعی مستلزم دسترسی آزاد و کم‌هزینه به داده‌ها و زیرساخت‌های محاسباتی است، اما محدودیت‌های نهادی در حوزه دسترسی به اینترنت و خدمات ابری، هزینه نهایی نوآوری را در ایران افزایش داده است. این وضعیت موجب شده است که بر خلاف برخی اقتصادهای منطقه‌ای که از زیرساخت‌های باز ابری برای کاهش هزینه‌های توسعه فناوری بهره می‌برند، اکوسیستم هوش مصنوعی در ایران با هزینه‌های مبادلاتی نهادی مواجه شود که اثر بالقوه فناوری بر بهره‌وری کل عوامل را تضعیف می‌کند.

از سوی دیگر، نااطمینانی نسبت به حقوق مالکیت و ضعف رژیم حقوقی داده‌های صنعتی، مانع از مقیاس‌پذیری کاربردهای هوش مصنوعی شده است. شواهد صنعتی نشان می‌دهد که استفاده از این فناوری عمدتاً در سطح بهینه‌سازی‌های محدود باقی مانده و به حوزه‌های تحول‌آفرین در صنایع پیشران نظیر نفت، پتروشیمی و خودروسازی نفوذ نکرده است. نبود چارچوب‌های شفاف حقوقی برای مالکیت داده‌ها و عدم اطمینان نسبت به بازگشت سرمایه، بنگاه‌های بزرگ را به سمت انتخاب فناوری‌های کم‌ریسک‌تر اما کم‌بازده‌تر سوق داده است.

برآیند این شواهد نشان می‌دهد که مورد ایران به‌مثابه یک تأیید تجربی قوی برای فرضیه آستانه‌ای پژوهش عمل می‌کند. انباشت سرمایه انسانی به‌عنوان شرط لازم، در غیاب عبور از آستانه کیفیت نهادی به‌عنوان شرط کافی، قادر به فعال‌سازی قفل بهره‌وری نیست و در نهایت می‌تواند به تخصیص نیروی کار ماهر به بازارهای خارجی، بدون خلق ارزش‌افزوده متناسب در اقتصاد داخلی، منجر شود.

۶-۴. نقش سایر ابعاد اکوسیستم هوش مصنوعی

نقش سایر ابعاد اکوسیستم هوش مصنوعی اگرچه تمرکز اصلی این پژوهش بر متغیرهای بنیادین رشد (نهادها و سرمایه انسانی) بوده است، اما آمادگی هوش مصنوعی ماهیتی چندوجهی دارد. همان‌طور که در ادبیات اشاره شده، ابعادی نظیر "زیرساخت دیجیتال" (دسترسی به اینترنت پرسرعت و مراکز داده) و "نوآوری بخش خصوصی" (سرمایه‌گذاری بنگاه‌ها در R&D دیجیتال) نیز می‌توانند نقش گلوگاه یا تسهیل‌گر را ایفا کنند. برای بررسی جامعیت مدل و پاسخ به این پرسش که آیا گلوگاه اصلی در لایه‌های فنی نهفته است یا نهادی، مدل PTR با استفاده از دو متغیر آستانه‌ای جایگزین برآورد شد: ۱) شاخص نفوذ اینترنت (به عنوان نماینده زیرساخت دیجیتال) و ۲) هزینه‌های تحقیق و توسعه بخش خصوصی (به عنوان نماینده نوآوری).

نتایج این تحلیل حساسیت در جدول ۱۲ نشان می‌دهد که اگرچه هر دو متغیر دارای اثر آستانه‌ای معنادار هستند، اما آماره F آزمون آستانه برای آن‌ها (به ترتیب ۲۴/۵ و ۲۱/۸) به مراتب پایین‌تر از کیفیت نهادی (۴۵/۸) و سرمایه انسانی (۳۸/۲) است. این یافته دلالت بر یک سلسله‌مراتب در پیش‌شرط‌های توسعه هوش مصنوعی دارد: عوامل فنی و زیرساختی (مانند پهنای باند)، اگرچه "شرط لازم" هستند، اما "شرط کافی" برای جهش بهره‌وری محسوب نمی‌شوند. به عبارت دیگر، یک کشور ممکن است زیرساخت دیجیتال عالی داشته باشد (مانند برخی کشورهای صادرکننده نفت)، اما بدون نهادهای کارآمد و سرمایه انسانی ماهر، این زیرساخت قادر به خلق ارزش افزوده در سطح TFP نخواهد بود. بنابراین، اولویت‌بندی نهادها و سرمایه انسانی در مدل اصلی، از منظر سلسله‌مراتب علیت در اقتصاد توسعه، موجه است.

جدول ۱۲: نتایج برآورد رگرسیون آستانه‌ای به تفکیک سایر ابعاد هوش مصنوعی

متغیر / شاخص	(۱) نفوذ اینترنت (زیرساخت دیجیتال)	(۲) تحقیق و توسعه بخش خصوصی (نوآوری)
متغیر وابسته	ln(TFP)	ln(TFP)
متغیر آستانه(q_{it})	نفوذ اینترنت	R&D بخش خصوصی
آماره F (Bootstrap)	۲۴.۵**	۲۱.۸**
P-value	۰.۰۳۸	۰.۰۴۵
برآورد نقطه‌ای آستانه($\hat{\gamma}$)	۶۸.۵٪	۱.۲۵٪
فاصله اطمینان ۹۵٪	(۷۱.۴٪ و ۶۵.۲٪)	(۱.۴۵٪ و ۱.۱۰٪)
رژیم ۱: $q_{it} \leq \gamma$ (ln AI)	۰.۰۱۵ (۰.۰۱۸)	۰.۰۰۹ (۰.۰۲۱)
رژیم ۲: $q_{it} > \gamma$ (ln AI)	۰.۰۸۴** (۰.۰۳۵)	۰.۰۷۶** (۰.۰۳۳)
آماره F مدل اصلی (نهادها / سرمایه انسانی)	۴۵.۸/ ۳۸.۲	۴۵.۸/ ۳۸.۲
متغیرهای کنترلی	بله	بله
اثرات ثابت کشور و زمان	بله	بله

منبع: یافته های پژوهش

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای سیاستی

شواهد تجربی ارائه‌شده در این پژوهش، استدلال محوری آن را با قوت تأیید می‌کند: رابطه بین آمادگی برای هوش مصنوعی و بهره‌وری کل عوامل **(TFP)** در اقتصادهای نوظهور، ماهیتی شرطی، غیرخطی و وابسته به مسیر دارد. شناسایی آستانه‌های آماری معنادار برای کیفیت نهادی و سرمایه انسانی، این گزاره را به یک اصل سیاستی تبدیل می‌کند که آمادگی فناورانه به خودی خود کافی نیست و بازدهی آن به شدت توسط ظرفیت‌های جذب یک کشور تعیین می‌شود. این یافته‌ها نه تنها با نظریه ظرفیت جذب (کوهن –لوینتال[1] ۱۹۹۰) همخوانی دارند، بلکه آن را در عصر دیجیتال گسترش می‌دهند. در حالی‌که نظریه کلاسیک بر تحقیق و توسعه داخلی و دانش پیشین تأکید داشت، نتایج ما نشان می‌دهد که در زمینه هوش مصنوعی، کیفیت نهادی به‌عنوان یک چارچوب کلان[2] عمل می‌کند که نرخ تبدیل سرمایه انسانی به نوآوری مولد را کنترل می‌کند. این یافته با ادبیات اقتصاد نهادگرا نیز سازگار است که بر نقش نهادها به‌عنوان قواعد بازی در شکل‌دهی به انگیزه‌های اقتصادی تأکید دارد.

نتایج این پژوهش در چند جنبه کلیدی با مطالعات پیشین همسو و در عین حال، آنها را تکمیل می‌کند. یافته‌های ما مبنی بر وجود اثرات آستانه‌ای، نتایج مطالعات متعددی را که عمدتاً بر روی چین متمرکز بوده‌اند، تأیید و تعمیم می‌دهد. برای مثال، هانگ و ویی[3](۲۰۲۲) یک اثر آستانه‌ای دوگانه[4] را در شرکت‌های تولیدی چین شناسایی کردند

[1] Cohen & Levinthal
[2] meta-framework
[3] Huang & Wei
[4] double-threshold

که در آن، تأثیر هوش مصنوعی در سطوح پایین و بسیار بالا ناچیز یا منفی و در سطوح میانی مثبت و قوی است. ژائو و همکاران[1](۲۰۲۲) نیز یک رابطه-**U** شکل را گزارش کردند.

مطالعه ما این الگوهای غیرخطی را در یک نمونه گسترده‌تر از اقتصادهای نوظهور تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که این پدیده مختص چین نیست، بلکه یک ویژگی عمومی در فرآیند پذیرش فناوری در کشورهای در حال توسعه است .در حالی که بسیاری از مطالعات(مانند **Ding & Hu, 2025**) به‌طور کلی به "توسعه اقتصادی" یا "نوآوری فناورانه" به‌عنوان متغیرهای آستانه‌ای اشاره کرده‌اند. پژوهش ما به‌طور مشخص کیفیت نهادی و سرمایه انسانی را به‌عنوان دو عامل کلیدی و مجزا شناسایی می‌کند. این تفکیک از نظر سیاستی بسیار مهم است، زیرا به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد تا مداخلات خود را به‌طور دقیق‌تری هدف‌گذاری کنند. یافته‌های ما در مورد اهمیت تعیین‌کننده کیفیت نهادی، با نتایج تران و فام[2](۲۰۲۳) که نشان دادند کیفیت نهادی بازدهی سرمایه‌گذاری در فناوری‌های انقلاب صنعتی چهارم را تعدیل می‌کند، همسو است. با این حال، مطالعه ما با برآورد یک مقدار آستانه مشخص، یک گام فراتر می‌رود و یک معیار کمّی برای سیاست‌گذاری ارائه می‌دهد.

چندین سازوکار کلیدی، نتایج مشاهده‌شده را توضیح می‌دهند. ضعف‌های نهادی و هزینه‌های مبادله، که در ادبیات اقتصاد نهادگرا به آن پرداخته شده، در زمینه هوش مصنوعی اهمیت بیشتری می‌یابد. هوش مصنوعی یک فناوری مبتنی بر داده است و عدم وجود قوانینی روشن در مورد حاکمیت داده و مالکیت معنوی، هزینه‌های مبادله و ریسک سرمایه‌گذاری را به شدت افزایش می‌دهد. کمبود سرمایه انسانی مرتبط، با نتایج فوسن و همکاران[3](۲۰۲۲) که نشان دادند هوش مصنوعی با افزایش دستمزد کارگران ماهر همراه است، سازگار است و بر اهمیت مهارت‌های مکمل تأکید می‌کند. تعامل مخرب بین نهادها و سرمایه انسانی، که یکی از نوآوری‌های تحلیلی این پژوهش است، توضیح می‌دهد که چرا کشورهایی مانند ایران با وجود پتانسیل انسانی بالا، در بهره‌برداری از فناوری‌های جدید ناکام می‌مانند. ارتباط این یافته‌ها با سیاست‌گذاری بسیار مستقیم است و بر مفهوم توالی‌بندی سیاست‌ها[4] تأکید می‌کند. برای کشورهایی که در رژیم‌های پایین قرار دارند، تخصیص بودجه‌های کلان به پروژه‌های نمادین هوش مصنوعی بدون پرداختن به اصلاحات بنیادین نهادی و آموزشی، احتمالاً به اتلاف منابع منجر خواهد شد. این یافته با دیدگاه آجم‌اوغلو و رسترپو (۲۰۲۰)که بر اهمیت جهت‌دهی به نوآوری فناورانه از طریق سیاست‌گذاری تأکید دارند، همسو است.

با وجود این، پژوهش حاضر با محدودیت‌هایی همراه است. مدل ایستا **PTR** قادر به تحلیل کامل بازخوردهای پویا نیست. پژوهش‌های آتی باید با بهره‌گیری از داده‌های سطح خرد بنگاه‌ها، ناهمگونی درون‌کشوری را بهتر تحلیل کنند. همانطور که ژانگ و همکاران[5](۲۰۲۳) در چین نشان دادند، تأثیر هوش مصنوعی در میان شرکت‌های دولتی و خصوصی و در صنایع مختلف متفاوت است. تکرار چنین تحلیل‌هایی در یک زمینه چندکشوری می‌تواند بسیار ارزشمند باشد.

---

[1] Zhao et al
[2] Tran & Pham
[3] Fossen et al
[4] policy sequencing
[5] Zhong et al

پیشنهادهای سیاستی:

نتایج کمی مدل آستانه‌ای پیام روشنی برای سیاست‌گذاران ارائه می‌دهد: هیچ نسخه واحدی برای همه کشورها وجود ندارد. بسته به موقعیت هر کشور نسبت به آستانه بحرانی برآورد شده(γ) ، استراتژی بهینه متفاوت خواهد بود. در کشورهایی که زیر آستانه قرار دارند، مانند ایران و پاکستان، اولویت باید بر پیش‌شرط‌ها قرار گیرد. اگر کیفیت نهادی کمتر از ۰/۲۵- و شاخص سرمایه انسانی کمتر از ۰/۴۰ باشد، تزریق سرمایه به زیرساخت‌های فیزیکی هوش مصنوعی بدون اصلاحات مکمل، فاقد توجیه اقتصادی است. در این شرایط، توصیه عملیاتی اتخاذ رویکرد دو مرحله‌ای است. مرحله نخست شامل پاکسازی نهادی [1]است که در آن بودجه باید بر حاکمیت داده و شفافیت مقرراتی متمرکز شود و به جای یارانه مستقیم به استارت‌آپ‌های هوش مصنوعی، تصویب قوانین مالکیت معنوی دیجیتال و تضمین امنیت سرمایه‌گذاری انجام گیرد تا ریسک‌های نهادی کاهش یابد. مرحله دوم شامل سیاست‌های حفظ استعداد است، زیرا نرخ بالای مهاجرت نخبگان در این گروه، به ویژه در مورد ایران، نیازمند ایجاد مناطق آزاد دیجیتال [2] با قوانین مالکیت معنوی ویژه و معافیت از محدودیت‌های اینترنتی برای متخصصان است تا جریان سرمایه انسانی حفظ شود.

کشورهای بالای آستانه، مانند چین، مالزی و ترکیه، که از تله نهادی عبور کرده‌اند، باید از فاز جذب به فاز نوآوری درون‌زا منتقل شوند. در این کشورها، تنظیم‌گری چابک اهمیت دارد و تدوین استانداردهای اخلاقی هوش مصنوعی باید بدون محدود کردن نوآوری صورت گیرد. تمرکز باید بر ایجاد بازارهای داده برای تسهیل دسترسی بخش خصوصی باشد. علاوه بر این، سرمایه‌گذاری در **R&D** عمیق و تغییر مشوق‌ها از واردات فناوری به تولید الگوریتم‌های بومی و ادغام هوش مصنوعی در زنجیره‌های ارزش صنایع سنتی ضروری است.

اجرای این سیاست‌ها با مبادلات جدی همراه است که در تحلیل‌های تک‌بعدی اغلب نادیده گرفته می‌شوند. تضاد بین کارایی و برابری یکی از مهم‌ترین این مبادلات است؛ ارتقای آمادگی هوش مصنوعی در کوتاه‌مدت ممکن است منجر به افزایش نابرابری دستمزدها شود، به نفع نیروی کار ماهر و به ضرر نیروی کار روتین. بنابراین، هر بسته سیاستی هوش مصنوعی باید با یک چتر حمایتی اجتماعی شامل بازآموزی نیروی کار و بیمه بیکاری تطبیقی همراه باشد. علاوه بر این، هزینه فرصت مالی سرمایه‌گذاری سنگین در زیرساخت‌های دیجیتال ممکن است منابع بخش‌های حیاتی دیگر، مانند بهداشت عمومی، را محدود کند. تحلیل هزینه-فایده نشان می‌دهد که در کشورهای زیر آستانه، بازده نهایی سرمایه‌گذاری در سواد دیجیتال پایه بالاتر از سرمایه‌گذاری در ابرداده‌ها است. اقتصاد سیاسی اصلاحات نهادی نیز عامل محدودکننده مهمی است؛ اصلاحات شفافیت داده‌ها با مقاومت گروه‌های ذینفع که از رانت اطلاعاتی سود می‌برند مواجه می‌شود و موفقیت در این مسیر نیازمند اراده سیاسی است که خود هزینه سیاسی برای دولت‌ها محسوب می‌شود.

---

[1] Institutional Hygiene
[2] Digital Free Zones

منابع

فرهنگ, امیرعلی , کیان پور, سعید و مختاری نبی, ابراهیم . (۱۴۰۴). تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری در استان‌های ایران) رهیافت QVAR). *فصلنامه مطالعات زیست بوم اقتصاد نوآوری* :doi .1-34 ,(2)5 , 10.22111/innoeco.2025.53294.1208

عبداله نژاد ماهانی, محمدامین و رستمی, محمدجواد . (۱۴۰۱). پایداری سازی ارتباطات میان ارکان اکوسیستم فناوری و نوآوری از طریق هوش مصنوعی .*فصلنامه مطالعات زیست بوم اقتصاد نوآوری* :doi .- ,(4)2 , 10.22111/innoeco.2024.48133.1092

References

Acemoglu, D. (2025). The simple macroeconomics of AI. Economic Policy, 40(121), 13-58.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 13(1), 25–35. https://doi.org/10.1093/cjres/rsz022

Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (Eds.). (2019). The economics of artificial intelligence: An agenda. University of Chicago Press.

Alsaleh, A. (2024). The impact of technological advancement on culture and society. Scientific Reports, 14(1), 32140. https://doi.org/10.1038/s41598-024-83995-z

Aly, H. E. (2020). Digital transformation, development and productivity in developing countries: is artificial intelligence a curse or a blessing? Review of Economics and Political Science, 7(4), 238-256. https://doi.org/10.1108/REPS-11-2019-0145

Amini, A. and Hejazi Azad, Z. (2008). The Effects of Human Capital and R&D in TFP Growth: The Case of Iran. Iranian Journal of Economic Research, 11(35), 1-30. [In Persian]

Amjad, R., & Awais, N. (2016). Pakistan's productivity performance and TFP trends, 1980–2015: Cause for real concern (PIDE Working Papers 2016:132). Pakistan Institute of Development Economics, Islamabad.

Baguma, R., Mkoba, E., Nahabwe, M., Mubangizi, M. G., Amutorine, M., & Wanyama, D. (2022, November). Towards an artificial intelligence readiness index for Africa. In International Development Informatics Association Conference (pp. 285-303). Cham: Springer Nature Switzerland.

Bhattacharyya, R., & Banerjee, K. (2025). Artificial intelligence, trade convergence and deglobalisation: A cross-country analysis. Foreign Trade Review. (Published online ahead of print). https://doi.org/10.1177/00157325251362548

Brynjolfsson, E., & Mcafee, A. (2017). Artificial intelligence, for real. Harvard Business Review, 1(1), 1-31.

Bukht, R., & Heeks, R. (2017). Defining, conceptualising and measuring the digital economy. Development Informatics Working Paper, (68). University of Manchester.

Cao, Y., Hao, L., Kou, L., Zhou, J., & Zou, L. (2025). Whether, How and When Do Artificial Intelligence Technologies Improve Enterprise Total Factor Productivity?. Journal of Internet Technology, 26(2), 241-253.

Capello, R., Consoli, D., & Santoalha, A. (2022). The modern Solow paradox. In search for explanations. Structural Change and Economic Dynamics, 63, 166-180. https://doi.org/10.1016/j.strueco.2022.09.013
Castillo, J. C., & Vonortas, N. S. (2024). TFP, ICT and absorptive capacities: micro-level evidence from Colombia. The Journal of Technology Transfer, 49(4), 1287-1302.
Chen, H., Yu, Z., & Hu, S. (2025). Digital economy, human capital accumulation, and corporate green total factor productivity: Based on strategic emerging industries. International Review of Financial Analysis, 103, 104152.
Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. Administrative Science Quarterly, 35(1), 128–152. https://doi.org/10.2307/2393553
Damioli, G., Van Roy, V., & Vertesy, D. (2021). The impact of artificial intelligence on labor productivity. Eurasian Business Review, 11(1), 1–25. https://doi.org/10.1007/s40821-020-00172-8
Davila-Zamora, L. M., Carreño-Flores, O. D., Linares-Vidal, J. E., Vilcarromero-Hilario, R. D., Saavedra-Silvera, O. S., Cruces-Torres, O. J., & Saldaña-Ponte, A. (2024). Artificial Intelligence Adoption in Emerging Economies: Challenges, Opportunities, And Strategies for Peru's Business Transformation. Pakistan Journal of Life & Social Sciences, 22(2).
DiGabriele, J., & Ojo, M. (2017). The efficiency wage hypothesis and the role of corporate governance in firm performance. University Library of Munich, Germany.
Ding, W., & Hu, P. (2025). Impact of AI development on green total factor productivity. Scientific Reports, 15(1), 22906. (Published online ahead of print).
Driscoll, J. C., & Kraay, A. C. (1998). Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data. Review of Economics and Statistics, 80(4), 549-560. https://doi.org/10.1162/003465398557825
Esmaeily Sadrabadi, F. and Khanari, M. (2024). The Effect of Artificial Intelligence on The Total Factor Productivity in Iranian Industries. Iranian Journal of Economic Studies, 12(2), 315-343. doi: 10.22099/ijes.2025.51153.1970 [In Persian]
Fan, C., Liao, X., & Yang, X. (2025). Artificial intelligence and enterprise total factor productivity: A human capital requirement perspective. International Review of Economics & Finance, 104661.
Feng, C., Ye, X., Li, J., & Yang, J. (2024). How does artificial intelligence affect the transformation of China's green economic growth? An analysis from internal-structure perspective. Journal of Environmental Management, 351, 119923.
Fossen, F. M., Samaan, D., & Sorgner, A. (2022). How are patented AI, software and robot technologies related to wage changes in the United States? Frontiers in Artificial Intelligence, 5, 869282. https://doi.org/10.3389/frai.2022.869282
Georgieff, A., & Hyee, R. (2022). Artificial intelligence and employment: New cross-country evidence. Frontiers in Artificial Intelligence, 5, 832736. https://doi.org/10.3389/frai.2022.832736
Gnezdova, J. V., Khoroshavina, N. S., Lebedeva, N. E., Balynin, I. V., & Sanginova, L. D. (2019). The impact of the industry digitization on the economic development of the country. Amazonia Investiga, 8(21), 633-643.
Goldman Sachs. (2023). Generative AI could raise global GDP by 7 percent. Goldman Sachs Intelligence.

Han, D., Ding, Y., Shi, Z., & He, Y. (2022). The impact of digital economy on total factor carbon productivity: The threshold effect of technology accumulation. Environmental Science and Pollution Research, 29(37), 55691-55706. https://doi.org/10.1007/s11356-022-20242-6

Hansen, B. E. (1999). Threshold effects in non-dynamic panels: Estimation, testing, and inference. Journal of Econometrics, 93(2), 345–368. https://doi.org/10.1016/S0304-4076(99)00025-1

Huang, J., & Wei, J. (2022). Impact of intelligent development on the total factor productivity of firms–Based on the evidence from listed Chinese manufacturing firms. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 26(4), 555-561. https://doi.org/10.20965/jaciii.2022.p0555

Kremer, M., Sadler, T., & Tan, J. (2022). AI and Shared Prosperity. (NBER Working Paper No. 30235). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w30235

Kurhayadi, K. (2025). Evaluating the readiness of public institutions for AI-Driven decision making: A framework for adaptive governance. Edelweiss Applied Science and Technology, 9(4), 1569-1580.

Lei, L., Feng, H., & Ren, J. (2025). Artificial Intelligence, Human Capital and Firm-Level Total Factor Productivity. Finance Research Letters, 107897.

Li, H., He, F., & Lin, C. (2024). Digital economy, foreign direct investment, and environmental pollution: empirical evidence from China. The Journal of Knowledge Economy, 15, 1-28. https://doi.org/10.1007/s13132-024-02282-4

Lipcsey, R. A. (2024). AI Diffusion to Low- and Middle Income Countries; A Blessing or a Curse?. arXiv preprint arXiv:2405.20399.

Mandon, P. (2025). Beyond the AI divide: A straightforward approach to identifying global and local overperformers in ai preparedness. Digital Business, 100136.

McKinsey & Company. (2023). The economic potential of generative AI: The next productivity frontier. The economic potential of generative AI: The next productivity frontier.

Mukherjee, A., Goswami, A., & Mahanty, B. (2024). Cognitive intelligence in industrial robots and manufacturing. Computers & Industrial Engineering, 191, 110106. https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110106

Oubibi, M., Zhou, Y., Oubibi, A., Fute, A., & Saleem, A. (2022, January). The challenges and opportunities for developing the use of data and artificial intelligence (AI) in North Africa: case of Morocco. In International conference on digital technologies and applications (pp. 80-90). Cham: Springer International Publishing.

Pesaran, M. H. (2004). General diagnostic tests for cross-sectional dependence in panels. Cambridge Working Papers in Economics, No. 0435. University of Cambridge.

Pesaran, M. H. (2006). Estimation and inference in large heterogeneous panels with a multifactor error structure. Econometrica, 74(4), 967-1012. https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2006.00692.x

Pramanik, P., Jana, R. K., & Ghosh, I. (2024). AI readiness enablers in developed and developing economies: Findings from the XGBoost regression and explainable AI framework. Technological Forecasting and Social Change, 205, 123482.

Sitnicka, S., Mursalov, M., Mammadov, H., & Zhou, Y. (2025). Ethics, Institutions, Infrastructure, and Governance in AI National-Level Readiness: A Hidden Driver of Banking Transformation. Business Ethics and Leadership, 9(1), 123-135.
Solow, R. M. (1987, July 12). We'd better watch out. New York Times Book Review, 36.
Tran, T. T., & Pham, T. A. T. (2023). Industry 4.0, institutional quality, and economic growth: A cross-country empirical analysis. Heliyon, 9(5), e15758.
Wagan, S. M., & Sidra, S. (2024). Exploring the impact of AI research, venture capital investment, and adoption on productivity: A multi-country panel data analysis. Journal of European Economy, 23(4), 688-713.
Wang, K. L., Sun, T. T., & Xu, R. Y. (2023). The impact of artificial intelligence on total factor productivity: empirical evidence from China's manufacturing enterprises. Economic Change and Restructuring, 56(2), 1113-1146.
Yang, C. H. (2022). How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm-level evidence from Taiwan. Research Policy, 51(6), 104536.
Zhai, S., & Liu, Z. (2023). Artificial intelligence technology innovation and firm productivity: Evidence from China. Finance Research Letters, 58, 104437.
Zhao, P., Gao, Y., & Sun, X. (2022). How does artificial intelligence affect green economic growth? Evidence from China. Science of the Total Environment, 834, 155306. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155306
Zhong, Y., Xu, F., & Zhang, L. (2024). Influence of artificial intelligence applications on total factor productivity of enterprises evidence from textual analysis of annual reports of Chinese-listed companies. Applied Economics, 56(43), 5205-5223. https://doi.org/10.1080/00036846.2023.2263901