



Appraisal the Impacts of Artificial Intelligence on Employment Dynamics across Economic Sectors

Forough Esmaili Sadrabadi¹ | Zohreh Heydari²

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received 09 June 2026
Received in revised form 07 August 2026
Accepted 30 August 2026
Published online 01 September 2026

Keywords:

Iran's AI Index, Sectoral Employment, Low-skilled Labor, Panel VECM

Abstract

Background and Objective: This study investigates the transformative impact of the Artificial Intelligence (AI) paradigm on the Iranian labor market from 2012 to 2024, focusing on the service, industrial, and agricultural sectors. A primary objective is to perform an appraisal the technological substitution effect on low-skilled workers, identified as a highly vulnerable group facing automation.

Methodology: A composite AI index was developed using Principal Component Analysis (PCA) based on 11 key indicators from authoritative international databases. To capture non-linear patterns, the CatBoost Regressor was implemented ($R^2=0.96$), with SHAP (SHapley Additive exPlanations) values integrated to identify primary drivers of AI's influence. Additionally, a Panel Vector Error Correction Model (Panel VECM) was utilized to examine dynamic interactions and long-term equilibrium between AI progression and employment stability.

Findings: The results reveal a heterogeneous impact: AI serves as a complementary tool in agriculture and a structural catalyst in the industrial sector, while remaining statistically insignificant within the service sector. Notably, the negligible impact on low-skilled employment reinforces the hypothesis of a profound skill gap and digital divide in the Iranian labor market.

Conclusion: The findings underscore the necessity of strategic policy shifts to address the existing skill gap and digital divide. The study advocates for sector-specific strategies -optimizing AI's complementary role in agriculture and its structural impact in industry-alongside urgent workforce reskilling initiatives to ensure that the transition to an AI-driven economy is inclusive and fosters sustainable employment development.

Cite this article: Esmaili Sadrabadi, Forough., Heydari, Zohreh., (2026). Appraisal the Impacts of Artificial Intelligence on Employment Dynamics across Economic Sectors. *Intelligent Management of Human Capital*, 3 (9), 121-156.

DOI: <http://doi.org/10.22034/imhr.2026.585244.1101>

Publisher: Human Capital institute, Command and Staff University of I.R.I Army, <https://www.imhr.ir>

© "Authors retain the copyright and full publishing rights."

DOI: 10.22034/imhr.2026.585244.1101



1. Assistant Prof, Faculty of Humanities and Social Sciences, University of Ardakan, Yazd, Iran. E-mail: f.esmaeily@ardakan.ac.ir

2. Corresponding Author, Associate Prof., Faculty of Economics and Political Science, University of Shahid Beheshti, Tehran, Iran. E-mail: zo_heydari@sbu.ac.ir



Appraisal the Impacts of Artificial Intelligence on Employment Dynamics across Economic Sectors

Extended Abstract

Background and Objective: The rapid proliferation of Artificial Intelligence (AI) has triggered a global paradigm shift in the nature of production and the organization of labor. While academic discourse on automation often focuses on the "substitution effect"-wherein machines replace human effort -the "complementarity effect" suggests that AI can augment human productivity and create new professional demands. In the context of Iran, the labor market exists at a pivotal intersection of traditional economic structures and an accelerating digital transformation. This study aims to investigate the transformative impact of the AI paradigm on the Iranian labor market from 2012 to 2024, specifically analyzing how this technological surge affects employment levels across three primary sectors: services, industry, and agriculture. A core objective of this research is to examine the vulnerability of low-skilled workers. By analyzing the interaction between AI adoption and employment stability, this study seeks to determine whether AI acts as a catalyst for growth or as a disruptor that exacerbates existing socioeconomic inequalities.

Methodology: To ensure empirical robustness, this research adopts a hybrid methodological framework synthesizing dimensionality reduction, machine learning, and sophisticated econometric modeling. Due to the lack of a standardized "AI Index" specific to the Iranian context, a composite index was developed via Principal Component Analysis (PCA). This composite metric aggregates 11 key indicators derived from authoritative international repositories, such as the World Bank, thereby capturing the multi-faceted dimensions of AI integration, including digital infrastructure, R&D expenditures, and technological penetration.

To interrogate the complex, non-linear associations between the AI index and employment levels, the study implemented the CatBoost Regressor. Distinguishing itself from traditional linear frameworks, CatBoost demonstrates superior efficacy in processing categorical data and capturing non-linear dependencies-a critical capability given the stochastic nature of labor market dynamics. The model exhibited exceptional predictive performance, yielding an R^2 of 0.96, which confirms a high degree of explanatory power. To address the inherent "black box" opacity of machine learning algorithms, SHAP (SHapley Additive exPlanations) values were integrated to elucidate the marginal contribution of individual index components, effectively isolating the primary determinants of AI's impact. Furthermore, a Panel Vector Error Correction Model (Panel VECM) was utilized to examine long-term causalities and dynamic interdependencies, providing a rigorous basis for distinguishing between transient short-term fluctuations and the long-term equilibrium between AI evolution and employment stability.

Findings : The empirical results demonstrate a divergent impact across the three sectors. Within the agricultural sector, AI operated predominantly as a complementary asset, augmenting productivity and optimizing resource allocation without precipitating significant labor displacement. In the industrial sector, AI served as a structural catalyst, propelling the transition toward "Industry 4.0" and recalibrating labor demand in favor of high-technical competencies. Conversely, AI's influence remained statistically insignificant within the service sector, pointing toward either an adoption lag or an inherent resilience in human-centric service paradigms. Of particular significance is the finding regarding low-skilled labor. While theoretical frameworks often predict mass automation, the empirical evidence reveals a negligible direct impact on low-skilled employment. Crucially, this result should not be interpreted as an indicator of immunity to automation, but rather as evidence of a profound "skill gap" and an entrenched "digital divide." This lack of statistical impact suggests a significant disconnect between the current low-skilled workforce and the technological threshold of AI; rather than facing direct substitution, these workers are experiencing a form of systemic marginalization, driven by inadequate access to



digital infrastructure and a deficiency in the competencies essential for transitioning into technology-mediated roles.

Conclusion:In conclusion, while the AI paradigm possesses significant capacity for structural transformation, its current trajectory within the Iranian economy threatens to reinforce systemic socioeconomic disparities. These findings underscore a strategic imperative for targeted policy interventions designed to remediate the digital divide and attenuate the systemic vulnerabilities associated with the identified skill gap. Consequently, this study proposes a differentiated, sector-specific approach: prioritizing the complementary integration of AI in agriculture and capitalizing on its structural influence in industry to catalyze productivity. Of paramount importance is the implementation of a national, multifaceted workforce reskilling framework. By pivoting from a laissez-faire approach to technological adoption toward a proactive, policy-driven mandate-rooted in lifelong learning and digital fluency-Iran can facilitate a transition to an AI-augmented economy that is inclusive, sustainable, and robustly aligned with long-term employment stability.

Keywords: *Iran's AI Index, Sectoral Employment, Low-skilled Labor, Panel VECM*



ارزیابی اثرات هوش مصنوعی بر میزان اشتغال بخش‌های اقتصادی

فروغ اسمعیلی صدرآبادی^۱ | زهره حیدری^۲

چکیده

زمینه و هدف: این پژوهش با هدف واکاوی اثرات سازوکار هوش مصنوعی بر جریان ورودی و خروجی بازار کار ایران در بازه ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۳، رابطه میان شاخص ترکیبی هوش مصنوعی و سطح اشتغال در بخش‌های خدمات، صنعت و کشاورزی را تحلیل می‌کند. همچنین، ارزیابی آسیب‌پذیری نیروی کار کم‌مهارت در برابر خودکارسازی برای تعیین نقش هوش مصنوعی به عنوان شتاب‌دهنده رشد یا عامل تشدید نابرابری‌های اقتصادی-اجتماعی، محور اصلی این مطالعه است.

روش پژوهش: شاخص ترکیبی ساخته شده جهت هوش مصنوعی شامل ۱۱ متغیر کلیدی از داده‌های بین‌المللی با روش PCA استخراج شد. برای تحلیل الگوهای غیرخطی، از الگوریتم CatBoost Regressor با دقت پیش‌بینی بالا ($R^2 = 0/96$) استفاده گردید و جهت تبیین سهم مؤلفه‌ها و تفسیرپذیری مدل، مقادیر شپلی به کار گرفته شد. در نهایت، برهم‌کنش‌های پویا و روابط تعادلی بلندمدت میان توسعه هوش مصنوعی و اشتغال با مدل تصحیح خطای برداری تابلویی تخمین زده شد.

یافته‌ها: نتایج حاکی از آن است که اثرگذاری هوش مصنوعی بر اشتغال در بخش‌های سه‌گانه نامتوازن است؛ به گونه‌ای که در کشاورزی نقش مکمل، در صنعت نقش پیشران ساختاری و در بخش خدمات فاقد اثر معنادار بود. همچنین، عدم تأثیرپذیری اشتغال نیروی کار کم‌مهارت از متغیر هوش، نه به معنای مصونیت این گروه، بلکه تقویت‌کننده فرضیه وجود «شکاف مهارتی عمیق» و «حاشیه‌زدگی دیجیتال» در بازار کار ایران است.

نتیجه‌گیری: پژوهش حاضر نتیجه می‌گیرد که هوش مصنوعی علی‌رغم ظرفیت‌های رشد ساختاری، ریسک تقویت نابرابری‌های موجود را به همراه دارد. لذا، اتخاذ رویکردهای سیاست‌گذارانه متمرکز بر ارتقای انطباق‌پذیری، اجرای طرح‌های ملی بازآموزی و بهره‌گیری بهینه از ظرفیت‌های هوش مصنوعی برای گذار به سوی اشتغال پایدار و فراگیر پیشنهاد می‌گردد.

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:

۱۴۰۵/۰۳/۱۹

تاریخ بازنگری:

۱۴۰۵/۰۵/۱۶

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۵/۰۶/۰۸

تاریخ انتشار:

۱۴۰۵/۰۶/۱۰

کلیدواژه‌ها:

شاخص هوش مصنوعی ایران، اشتغال بخش‌ها، نیروی کار کم‌مهارت، مدل برداری تصحیح خطای تابلویی

استناد: اسمعیلی صدرآبادی، فروغ؛ حیدری، زهره؛ (۱۴۰۵). ارزیابی اثرات هوش مصنوعی بر میزان اشتغال بخش‌های اقتصادی. فصلنامه مدیریت هوشمند سرمایه انسانی، مجله ۳، ۹۱-۱۲۱.

doi: <http://doi.org/10.22034/imhr.2026.585244.1101>

ناشر: پژوهشکده سرمایه انسانی دانشگاه فرماندهی و ستاد آجا، <https://www.imhr.ir>

© «حق نشر (کپی رایت) و کلیه حقوق انتشار برای نویسندگان محفوظ است.»



DOI: 10.22034/imhr.2026.585244.1101

۱. استادیار، گروه اقتصاد، دانشکده علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه اردکان، یزد، ایران. رایانامه: f.esmaeily@ut.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، دانشیار گروه گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد و علوم سیاسی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه:

z.heydari@sbu.ac.ir

مقدمه

تکامل شتابان هوش مصنوعی و گسترش دسترسی به ابزارهای مبتنی بر آن، فرصت بنیادینی را برای بهینه‌سازی فرآیندهای تولید فراهم آورده است؛ به طوری که امروز ادغام در این فناوری، به یک ضرورت ساختاری در اقتصاد جهانی بدل شده است. نفوذ این فناوری در ساختار نهاده‌های تولید، الگوهای تعاملی میان بنگاه‌های اقتصادی و نیروی کار را بازتعریف نموده و پرسش‌های جدیدی را در خصوص ماهیت «تکمیلی» یا «جایگزینی» فناوری‌های دیجیتال و شبکه‌ای در تقابل با سرمایه انسانی ایجاد کرده است.

داده‌های آماری حاکی از آن است که ارزش بازار جهانی هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۴ از مرز ۲۰۰ میلیارد دلار عبور کرده و پیش‌بینی می‌شود با رشد تصاعدی تا سال ۲۰۳۰ به بیش از یک تریلیون دلار بالغ گردد (Tangfang, 2025). این تکانه ساختاری، هوش مصنوعی را از یک ابزار فناورانه به ابزار شتاب‌دهنده در بازپیکربندی روابط تولید تبدیل نموده است. با این حال، پیامدهای این تحول بر بازار کار همچنان با ابهامات نظری و تجربی جدی همراه است. در حالی که ادبیات پژوهشی عمدتاً بر نقش هوش مصنوعی در ارتقای بهره‌وری تأکید دارد، اثرات آن بر تقاضای کل نیروی کار - با تفکیک میان «تقاضای وظایف» و «تقاضای نیروی کار»- همچنان مورد مناقشه است. در همین راستا، عجم‌اوغلو و رستrepo^۱ (۲۰۱۸) استدلال می‌کنند که تمرکز هوش مصنوعی صرفاً بر جایگزینی وظایف توسط فناوری، منجر به ایجاد مشاغل جایگزین به میزان ناکافی خواهد شد که این امر می‌تواند نابرابری‌های ساختاری در اشتغال بخش‌های مختلف را تشدید نماید. در این راستا، تحلیل اثرات این فناوری بر شاخص‌های کلان بازار کار، به‌ویژه نرخ بیکاری، ضرورتی راهبردی می‌یابد؛ چرا که اشتغال، به عنوان رکن اصلی توزیع درآمد و ضامن ثبات اقتصادی-سیاسی در جامعه است.

واکاوی ساختاری بازار کار نشان می‌دهد که تفکیک شغلی بر اساس ماهیت وظایف (تکراری در برابر خلاقانه) و سطوح مهارتی (شناختی در برابر یدی)، متغیر تعیین‌کننده در میزان اثرپذیری آن‌ها از الگوی مبتنی بر هوش مصنوعی است. در این چارچوب، فناوری مذکور می‌تواند از طریق «جایگزینی» در مشاغل تکرارشونده پایداری شغلی را به مخاطره اندازد و یا در قالب یک «مکمل»، بهره‌وری سرمایه انسانی متخصص را ارتقاء بخشد. تبیین این پویایی‌ها در چارچوب مدل‌های رشد درون‌زا حائز اهمیت است؛ زیرا نادیده انگاشتن این روابط می‌تواند منجر به تشدید شکاف توسعه‌ای میان اقتصادهای پیشرو و بازارهای نوظهور گردد. در حالی که کشورهای

توسعه یافته از هوش مصنوعی به عنوان یک اهرم رقابتی بهره‌برداری می‌کنند، اقتصاد جمهوری اسلامی ایران در مراحل ابتدایی شناسایی و بومی‌سازی این فناوری در مدل‌های رشد خود قرار دارد.

در پاسخ به این ضرورت، پژوهش حاضر با اتخاذ یک روش‌شناسی ترکیبی^۱، ابتدا ۱۱ مؤلفه اصلی در حوزه دانش هوش مصنوعی را از ادبیات تجربی استخراج نموده و با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۲، شاخص ترکیبی هوش مصنوعی مختص زیست بوم داخلی را توسعه داده است. نوآوری این مطالعه در تلفیق توانمندی‌های یادگیری ماشین برای شناسایی وابستگی‌های غیرخطی، تحلیل‌های تفسیری مبتنی بر مقادیر شیلی^۳، برای افزایش تفسیرپذیری مدل و مدل برداری تصحیح خطای تابلویی^۴ جهت استخراج روابط تعادلی بلندمدت است. در نهایت، اثر این شاخص برساختی بر میزان اشتغال در بخش‌های صنعت، کشاورزی، خدمات و همچنین اشتغال نیروی کار کم‌مهارت طی بازه زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۳ مورد تحلیل قرار گرفته است.

پیشینه پژوهش

پیشینه نظری

همگرایی رشد اقتصادی و پویایی بازار کار، زیربنای توسعه پایدار در هر نظام اقتصادی است. در این راستا، مفهوم «فناوری‌های عمومی» با ویژگی‌های بنیادی نفوذپذیری گسترده، قابلیت تکامل مستمر و توانایی تحریک نوآوری‌های مکمل، تحولات ساختاری عمیقی را رقم می‌زند. هوش مصنوعی با تجسم بخشیدن به این سه ویژگی، به عنوان یک فناوری چند منظوره، در دهه‌های اخیر سازوکار جدیدی برای اشتغال را به طور بالقوه بازتعریف نموده است. درک این اثرات، مستلزم تحلیل تطبیقی سیر تحول نظریه‌های رشد و جایگاه نوآوری در ساختار تولید است.

در چارچوب «اقتصاد کلاسیک» و «مدل رشد نئوکلاسیک سولو»^۵، فناوری به عنوان یک متغیر «برونزا» مدل‌سازی می‌شد که اگرچه موجب ارتقای بهره‌وری کل عوامل تولید می‌گردد، اما سازوکارهای داخلی اقتصاد در تکوین آن نقشی ندارند. با این حال، عدم توانایی این دیدگاه در تبیین تفاوت‌های ساختاری رشد و اشتغال در سطح کلان، منجر به گذار به سوی نظریه‌های

1. Hybrid Approach

2. CatBoost

3. SHAP

4. Panel Vector Error Correction Model

5. Solow, 1956

رشد درون‌زا در دهه ۱۹۸۰ گردید. این رویکرد که بر مبنای نظرات پل رومر^۱ و رابرت لوکاس^۲ شکل گرفت، فناوری را محصول مستقیم سرمایه‌گذاری در سرمایه انسانی، تحقیق و توسعه^۳ و تصمیمات راهبردی بنگاه‌ها می‌داند. در این دیدگاه، هوش مصنوعی صرفاً یک ابزار فناورانه نیست، بلکه عاملی است که با تکیه بر «نفوذپذیری ساختاری»، «قابلیت تکامل پویا» و «بسترسازی برای فناوری‌های مکمل»، کل زنجیره تولید و الگوی تقاضای نهاده را بازآفرینی می‌کند (Bresnahan, 1995 & Trajtenberg, 1995). در نهایت، هوش مصنوعی از طریق تغییر در «رویکرد وظیفه‌محور»^۴، پویایی‌های اشتغال را در بخش‌های مختلف اقتصادی (صنعت، خدمات و کشاورزی) بازپیکربندی نموده و مرزهای میان «جایگزینی سرمایه» و «مکمل‌بودن نیروی کار» را جابه‌جا کرده است. در راستای چارچوب‌های نظری «رشد درون‌زا»، ادغام فناوری‌های دیجیتال و هوشمند از طریق سازوکار «سرریز دانشی»^۵، موجب ارتقای سرمایه انسانی، تقلیل هزینه‌های مبادلاتی و تسهیل نوآوری‌های ساختاری می‌گردد که در نهایت به ارتقای بهره‌وری کل عوامل تولید منجر خواهد (Süalp & Durmaz, 2016). با این حال، واکاوی پویایی‌های بازار کار حاکی از آن است که اثرات این فناوری‌ها ماهیتی متناقض‌نما دارد. از یک‌سو، هوش مصنوعی از طریق «اثر جایگزینی»^۶، با خودکارسازی وظایف تکراری پایداری اشتغال در مشاغل سنتی را به مخاطره می‌اندازد؛ اما در مقابل، به واسطه «اثر بازگردانی»^۷ از طریق خلق وظایف تکمیلی در زنجیره ارزش، تقاضا برای نیروی کار متخصص را بازتولید می‌کند. سانتوسا و محمد (۲۰۲۳)^۸ در این زمینه استدلال می‌کنند که علی‌رغم ایجاد فرصت‌های شغلی در حوزه‌های داده‌محور و مدیریت دانش‌بنیان، این گذار فناورانه در کوتاه‌مدت منجر به اختلال در توازن اشتغال و تشدید بیکاری اصطکاکی در بخش‌های سنتی می‌گردد.

در ادامه نظریه فوق در چارچوب نظریه «تغییرات فناورانه متمایل به مهارت»^۹ تکمیل می‌گردد؛ نظریه‌ای که بر افزایش نامتقارن تقاضا برای نیروی کار ماهر در مقابل کاهش تقاضا برای نیروی کار غیرماهر تأکید دارد. عجم‌اوغلو و رستrepo^{۱۰} (۲۰۱۸) تبیین می‌کنند ماهیت کسب و کار متمایل به مهارت با توجه به توانمندی‌های ناشی از هوش مصنوعی، می‌تواند منجر به تغییر ساختاری

¹ Romer, 1990

² Lucas, 1988

³ Research and Development

⁴ Task-Based Approach

⁵ Knowledge Spillovers

⁶ Displacement Effect

⁷ Reinstatement Effect

⁸ Santosa & Muhamad

⁹ Skill-Biased Technological Change

¹⁰ Acemoglu & Restrepo

استخدام و تغییر توزیع درآمد به نفع تخصص‌های سطح بالا شود. این پدیده در بازارهای نوظهور، نااطمینانی تشدید «شکاف مهارتی»^۱ و تعمیق نابرابری‌های ساختاری را به همراه دارد. بر این اساس، درجه اثرپذیری هر بخش اقتصادی، تابعی از تلاقی ترکیب مهارت‌ها، انعطاف‌پذیری نهادهای آموزشی و ظرفیت انطباق‌پذیری صنایع با الزامات دیجیتال است.

در امتداد تحلیل پویایی‌های بازار کار، مفهوم «تخریب خلاق»^۲ توسط جوزف شومپتر^۳ ارائه می‌شود؛ این نظریه نوآوری را محرک اصلی رشد اقتصادی می‌داند که با سازوکار جایگزینی ساختارهای ناکارآمد با رویکردهای نوین، منجر به دگرگونی‌های ساختاری در اقتصاد می‌گردد. در این منظومه، هوش مصنوعی با حذف وظایف تکراری و استاندارد، موجب زوال تدریجی مشاغل سنتی شده است، اما به طور هم‌زمان، تقاضای جدیدی را در حوزه‌های اهداف راهبردی مانند تحلیل داده، یادگیری ماشین و مدیریت مبتنی بر الگوریتم در اقتصاد پلتفرمی ایجاد نموده است. در همین راستا، نظریه «تغییرات فناورانه مبتنی بر وظایف تکرار شونده»^۴ استدلال می‌کند که اثرات پیشرفت‌های هوشمند بر تقاضای کار، تابعی از ماهیت وظایف (تکرار شونده در برابر غیر تکرار شونده) است، نه صرفاً سطح مهارتی؛ بدین معنا که خودکارسازی متأثر از فناوری بیش از آنکه متکی به درجه تخصص باشد، بر اساس میزان تکرارپذیری و استاندارد بودن وظایف عمل می‌کند. در جمع‌بندی، سیر تحول نظریات رشد اقتصادی، نشان‌دهنده گذار از پیش فرض‌های نئوکلاسیک به سوی چارچوب‌های رشد درون‌زا با محوریت فناوری‌های پیشران است. در این گذار، هوش مصنوعی از یک متغیر برون‌زا به شتاب‌دهنده در تحولات ساختاری توابع تولید و الگوی تقاضای نیروی کار تبدیل شده است. این فناوری با ماهیت چندبعدی خود، در یک تلاقی عمل می‌کند: از یک‌سو بواسطه مولفه بهره‌وری، رشد اقتصادی را تحریک نموده و از سوی دیگر، با بازطراحی مرزهای وظایف شغلی، موجب جایگزینی مشاغل سنتی و شکل‌گیری فرصت‌های شغلی در بخش‌های دانش‌بنیان می‌گردد. بر این اساس، تحلیل جامع اثرات هوش مصنوعی بر بازار کار، مستلزم عبور از تحلیل‌های تک متغیره و اتخاذ رویکردی جامع و چندوجهی است.

پژوهش حاضر در تداوم رویکرد نظری مذکور و با عبور از متغیرهای تک‌بعدی و متداول، هوش مصنوعی را به عنوان یک «متغیر برساختی» تبیین می‌کند. نوآوری این مطالعه در این است که به‌جای اتکاء به شاخص‌های ساده، ۱۱ مؤلفه کلیدی مستخرج از ابعاد آموزشی، پژوهشی و فناورانه را به عنوان متغیرهای عملیاتی تئوری‌های رشد درون‌زا به کار می‌گیرد. این شاخص ترکیبی در

^۱ Skill Gap

^۲ Creative Destruction

^۳ Joseph Schumpeter

^۴ RBTC

پی آن است تا با پر کردن شکاف موجود میان مدل‌های انتزاعی و واقعیت‌های تجربی بازار کار ایران، بستری تحلیلی برای ارزیابی اثرات متقابل هوش مصنوعی بر اشتغال در بخش‌های صنعت، خدمات و کشاورزی در قالب مدل‌های ساختاری فراهم آورد. برآیند مبانی نظری اتخاذ شده در این پژوهش گویای آن است که پیامد نهایی این فناوری بر بازار کار ایران، تابعی از تلاقی میان «نرخ تخریب خلاق» و «ظرفیت انطباق‌پذیری سرمایه انسانی» در مواجهه با الگوهای نوظهور فناوریانه خواهد بود.

پیشینه تجربی

مطالعات داخلی

مرتضوی و همکاران (۱۴۰۴) در مطالعه خود نشان دادند به کارگیری هوش مصنوعی تأثیرات متفاوتی بر اقتصاد و بازار کار کشورهای مختلف می‌گذارد. این پژوهش با هدف ارائه راهکار برای چالش‌های اشتغال در اقتصاد ایران، با استفاده از روش اسنادی چارچوبی را تدوین کرده است. نتایج بیان می‌کند سرمایه‌گذاری به تقویت مهارت‌ها و آموزش منجر می‌شود. فرآیندهای فناوریانه به تسهیل استخدام و ارزش‌گذاری نیروی کار منجر خواهد شد و به طور خلاصه، تمرکز اصلی بر سرمایه‌گذاری زیرساختی در مهارت‌ها و تنظیم‌گری قانونی منجر به سازگاری با تحولات شغلی ناشی از هوش مصنوعی خواهد شد.

مطالعه معبودی و همکاران (۱۴۰۴) نشان می‌دهد که دسترسی به کمک هوش مصنوعی به طور متوسط بهره‌وری کارگران را ۱۵٪ افزایش می‌دهد، اما این اثر در بین افراد متفاوت است؛ کارگران کم‌تجربه و کم‌مهارت بیشترین سود را می‌برند، زیرا هم سرعت و هم کیفیت خروجی‌شان بهبود می‌یابد. در مقابل، کارگران ماهرتر شاهد افزایش جزئی در سرعت و کاهش اندکی در کیفیت هستند. کمک هوش مصنوعی یادگیری کارگران را تسهیل کرده و به‌ویژه در میان نمایندگان بین‌المللی، تسلط بر زبان انگلیسی را بهبود می‌بخشد. بیشترین سود از پذیرش هوش مصنوعی زمانی حاصل می‌شود که مشکلات نسبتاً نادر باشند، زیرا در این موارد، کارگران تجربه کمتری دارند اما سیستم هوش مصنوعی به داده‌های آموزشی کافی دسترسی دارد. کمک هوش مصنوعی منجر به بهبود تجربه کاری می‌شود؛ مشتریان مبادی آداب شده و کمتر درخواست می‌کنند با مدیر صحبت کنند.

یافته‌های **کرباسی و همکاران (۱۴۰۴)** نشان می‌دهد که فناوری‌های دیجیتال و دولت الکترونیک اثر مثبت و معناداری بر رشد اقتصادی دارند، هرچند در کوتاه‌مدت می‌توانند فشارهای تورمی ایجاد کنند. همچنین، اثربخشی دولت و ثبات سیاسی به تقویت رشد و کنترل تورم منجر می‌شود، در حالی که کسری بودجه و برخی محدودیت‌های ساختاری بازار کار می‌تواند مانعی

برای رشد باشند. مقایسه بین کشوری نیز بیانگر نقش تعیین کننده کیفیت زیرساخت ها و نهادها در بهره گیری از فناوری های نوین است. این نتایج در چارچوب نظریه های رشد درونزا و انتظارات عقلایی قابل تبیین است.

شجاعی و همکاران (۱۴۰۳) به مطالعه اثر هوش مصنوعی در اصلاح ساختار کشور پرداختند برآوردهای مبتنی بر مدل های اقتصاد کلان حاکی از آن است که این فناوری تأثیر مثبت و قابل توجهی بر رشد تولید ناخالص داخلی دارد ($\beta=0.85$). همچنین، کاهش معنادار نرخ بیکاری ($\beta=-0.60$) و نرخ تورم ($\beta=-0.35$) بیانگر نقش هوش مصنوعی در بهبود کارآیی بازار کار و افزایش بهره وری است. افزون بر این، اثر مثبت آن بر سرمایه گذاری ($\beta=0.40$) نشان می دهد که هوش مصنوعی می تواند به عنوان محرکی برای توسعه اقتصادی عمل کند. در مجموع، شواهد تجربی، جایگاه هوش مصنوعی را به عنوان عاملی مؤثر در بهبود عملکرد شاخص های کلان اقتصادی ایران تأیید می کند.

مطالعات خارجی

تونگ فانگ^۱ (۲۰۲۵) با مطالعه بهره وری مبتنی بر هوش در کشور قطر به این نتیجه دست یافته است که پیشرفت های اخیر در دسترسی دیجیتال و آمادگی نیروی کار، پذیرش سریع هوش مصنوعی را در قطر ممکن ساخته و آثار اقتصادی مثبتی به همراه دارد. با این حال، گسترش کاربرد آن خطر جابه جایی شغلی به ویژه در مشاغل دفتری دولتی را افزایش می دهد. بنابراین، اجرای سیاست هایی چون ارتقای مهارت های دیجیتال، آموزش و بازآموزی، جذب استعداد های فناورانه، تسهیل انتقال کارکنان به بخش خصوصی و تقویت شبکه های ایمنی اجتماعی ضروری است. مشارکت فعال بخش خصوصی نیز با ایجاد مشاغل مهارت محور، به رشد بهره وری ملی کمک می کند. در مجموع، بهره مندی قطر از مزایای هوش مصنوعی منوط به سیاست های آموزشی و حمایتی مؤثر است که آثار اجتماعی ناشی از جابه جایی شغلی را کاهش دهد.

مطالعه برینجولفسون و همکاران^۲ (۲۰۲۵) نشان می دهد که استفاده از فناوری های هوش مصنوعی مانند جایگزینی انسان با ماشین^۳، یادگیری ماشینی و پردازش زبان طبیعی به طور فزاینده ای در حال گسترش است و تأثیر قابل توجهی بر اقتصاد دارد. این فناوری ها می توانند بهینه سازی فرآیند تولید و افزایش بهره وری داشته باشد که نقش تعیین کننده ای در شکل دهی به تجارت و رشد اقتصادی دارد. و نیز تأثیر بر اشتغال و نابرابری درآمد که ظهور هوش مصنوعی

¹ Tongfang Yuan

² Brynjolfsson, & Raymond

³ Robotic

منجر به بحث‌های وسیع درباره تأثیر آن بر اشتغال شده است. این مطالعه با استفاده از تخمین‌گر روش گشتاورهای تعمیم‌یافته^۱ به تحلیل تأثیر هوش مصنوعی بر اشتغال در ۲۹ کشور از سال ۲۰۱۷ میلادی تا ۲۰۲۱ میلادی پرداخته است. نتایج نشان می‌دهد که هوش مصنوعی تأثیر مثبت و معناداری بر اشتغال دارد. اگرچه تأثیر مثبت هوش مصنوعی و بهره‌وری نیروی کار بر اشتغال، وقتی به صورت جداگانه در نظر گرفته شود، واضح است، اما اثر متقابل این دو، این تأثیر مثبت را کاهش می‌دهد.

گزارش صندوق بین‌المللی پول^۲ (۲۰۲۴) در مورد اثر هوش مصنوعی بر بازار کار پیش‌بینی می‌کند که تأثیر قاطع این فناوری، تقویت مشاغل خواهد بود، نه خودکارسازی آنها. بیشترین تأثیر احتمالاً در کشورهای با درآمد بالا و متوسط رو به افزایش به دلیل سهم بیشتر اشتغال در مشاغل دفتری خواهد بود. هوش مصنوعی پتانسیل تغییر شکل اقتصاد جهانی، به ویژه در حوزه بازارهای کار را دارد. اقتصادهای فعال در هوش مصنوعی پیشرفته مزایا و معایب هوش مصنوعی را زودتر از اقتصادهای نوظهور و در حال توسعه تجربه خواهند کرد، عمدتاً به این دلیل که ساختار اشتغال آنها بر نقش‌های شناختی متمرکز است. برخی الگوهای ثابت در مورد مواجهه با هوش مصنوعی وجود دارد: زنان و افراد دارای تحصیلات دانشگاهی بیشتر در معرض آن قرار دارند، اما همچنین آمادگی بهتری برای بهره‌مندی از مزایای هوش مصنوعی دارند و کارگران مسن‌تر به طور بالقوه کمتر قادر به سازگاری با فناوری جدید هستند. اگر مکمل بودن بین هوش مصنوعی و کارگران پردرآمد قوی باشد، نابرابری درآمد نیروی کار ممکن است افزایش یابد و بازده سرمایه نابرابری ثروت را افزایش دهد. با این حال، اگر افزایش بهره‌وری به اندازه کافی زیاد باشد، سطح درآمد برای اکثر کارگران می‌تواند افزایش یابد. در این چشم‌انداز در حال تحول، اقتصادهای پیشرفته و اقتصادهای توسعه‌یافته‌تر بازارهای نوظهور باید بر ارتقاء چارچوب‌های نظارتی و حمایت از تخصیص مجدد نیروی کار تمرکز کنند و در عین حال از افراد آسیب‌دیده محافظت کنند. اقتصادهای نوظهور و در حال توسعه باید توسعه زیرساخت‌های دیجیتال و مهارت‌های دیجیتال را در اولویت قرار دهند.

ژیوکو و همکاران^۳ (۲۰۲۴) با مقایسه تحقیقات داخلی و خارجی، بر تفاوت میان رویکرد عملی پژوهشگران اوکراینی در اجرای فناوری‌های نوین و تمرکز نظری پژوهشگران بین‌المللی بر رویکردهای رقابتی و نوآوری باز تأکید می‌کند. همچنین، توسعه اقتصاد هوشمند در اوکراین و

^۱ Generalized Method of Moments

^۲ International Monetary Fund

^۳ Zhyvko, Stadnyk, Shehynska,

اروپا از منظر شاخص‌ها، دستاوردها و چالش‌ها مقایسه شده و مزایا (افزایش بهره‌وری، نوآوری و رقابت‌پذیری) و چالش‌ها (شکاف دیجیتال و امنیت سایبری) تبیین می‌شود.^۱

یافته‌های مطالعه سانتسو و محمد^۱ (۲۰۲۳) نشان می‌دهد که بهینه‌سازی توسعه اقتصادی از طریق هم‌افزایی فناوری اطلاعات، دسترسی آموزشی و افزایش کیفیت سرمایه انسانی، یک الگوی اساسی و مرتبط در پرداختن به چالش‌ها و فرصت‌های عصر جهانی شدن است. ادغام فناوری اطلاعات در بخش آموزش، دسترسی گسترده‌تر و عادلانه‌تری را فراهم می‌کند، در حالی که بهبود کیفیت سرمایه انسانی از طریق فناوری، پایه و اساس محکمی برای رشد اقتصادی پایدار ایجاد می‌کند.

مطالعه لی و باو^۲ (۲۰۲۳) نشان می‌دهد که گذار به‌سوی فناوری‌های هوش مصنوعی تأثیر مثبت و معناداری بر رشد اقتصادی دارد، به‌ویژه از طریق افزایش سرمایه‌گذاری در فعالیت‌های مرتبط با هوش مصنوعی که موجب رشد قابل‌توجه تولید ناخالص داخلی^۳ می‌شود. همچنین، کیفیت بالای حاکمیت شرکتی، اثرات مثبت هوش مصنوعی را تقویت می‌کند؛ کشورهایی با حاکمیت شرکتی قوی‌تر، از بهره‌وری و نوآوری فناورانه بیشتری برخوردار می‌شوند. افزون بر این، سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی و سرمایه انسانی اثر متقابل مثبتی بر یکدیگر دارند و به‌طور مشترک رشد اقتصادی را تقویت می‌کنند. بدین‌سان، بهره‌گیری مؤثر از ظرفیت‌های تحول‌آفرین هوش مصنوعی مستلزم سیاست‌گذاری کارآمد و توسعه گسترده مهارت‌های انسانی است.

جیرک و بسکند^۴ (۲۰۲۳) به بررسی نقش هوش مصنوعی در سیاست‌گذاری جهانی، اجتماعی و اقتصادی می‌پردازد. هوش مصنوعی با تأثیرگذاری بر حوزه‌هایی چون آموزش، حقوق بشر، مهاجرت و سرمایه‌گذاری، پتانسیل تغییر در اقتصاد و نظام مردم‌سالاری را دارد. تحلیل‌ها نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند ابزاری برای حکمرانی باشد، جایی که نظارت عمومی و کنترل افکار، ویژگی‌های این نظام، مبتنی بر این فناوری را شکل می‌دهند. استفاده از رویکردهای انسانی و نوآورانه در مدیریت، امکان تحولات عمده اقتصادی و اجتماعی را فراهم می‌کند. در نهایت، هوش مصنوعی به‌عنوان یک الگوی هوشمندسازی شده جدید در حکمرانی و سیاست‌گذاری، به ایجاد عدالت اجتماعی و ثبات اقتصادی از طریق نوآوری و تعادل بین توسعه صنعتی و اجتماعی کمک می‌کند.

^۱ Santosa, & Muhamad

^۲ Li, & Bao

^۳ Gross Domestic Product

^۴ Gmyrek, Berg, & Bescond

مطالعه عجم اوغلو و همکاران^۱ (۲۰۲۲) با استفاده از داده‌های شغلی برخط در ایالات متحده طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۸، تأثیر هوش مصنوعی بر بازار کار را بررسی کرده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که فرصت‌های شغلی مرتبط با هوش مصنوعی به سرعت رشد کرده‌اند، به‌ویژه در سازمان‌هایی که وظایف آنان با قابلیت‌های فعلی این فناوری سازگار است. هم‌زمان با پذیرش هوش مصنوعی، استخدام در مشاغل غیرمرتبط کاهش یافته و مهارت‌های مورد نیاز در مشاغل باقی‌مانده تغییر کرده است. با این حال، در سطح کلان، اثر جایگزینی نیروی کار با هوش مصنوعی بر اشتغال و رشد دستمزدها تاکنون ناچیز و آماری غیرقابل تشخیص بوده است.

سای ویشنوی^۲ (۲۰۲۲) در مطالعه خود پیش‌بینی رشد فناوری‌ها را ارائه نموده و در این مقاله پیشنهاد می‌شود که همگرایی این فناوری‌ها امکان شکل‌گیری گونه‌های نوینی از بنگاه‌های اقتصادی را فراهم می‌کند. عامل‌های خودمختار آینده به عنوان مراکز سود مستقل عمل خواهند کرد که دارای یک همتای دیجیتال مبتنی بر اینترنت اشیاء^۳ هستند، با بهره‌گیری از فناوری بلاکچین^۴ ارسال و دریافت پول انجام می‌دهند و با استفاده از هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها، به عنوان عامل‌های اقتصادی مستقل به طور خودکار تصمیم‌گیری می‌کنند. افزون بر این، بیان می‌شود که این همگرایی زمینه‌ساز ایجاد چنین مدل‌های کسب و کار خودمختاری خواهد بود و در نتیجه، تحول دیجیتال شرکت‌های بزرگ صنعتی را تسریع خواهد کرد.

ایرمن^۵ (۲۰۲۰) در مقاله‌ای با بهره‌گیری از چارچوب تولید نئوکلاسیک مبتنی بر وظیفه، رفتار بنگاه‌های رقابتی را در انتخاب ترکیب بهینه وظایف و عوامل تولید برای حداکثرسازی سود بررسی می‌کند. در این رویکرد، میان «تقاضا برای وظایف» و «تقاضا برای عوامل تولید» تمایز قائل می‌شود و نشان می‌دهد که تغییر فنی افزایش‌دهنده یک عامل تولید، از دو مسیر بر قیمت‌های نسبی و مطلق عوامل اثر می‌گذارد: نخست، اثر بهره‌وری که از طریق افزایش کارایی عامل تقویت شده عمل می‌کند؛ دوم، اثر تقاضای وظیفه که به دلیل جابه‌جایی وظایف میان عوامل ایجاد شده و می‌تواند اثری با علامت مخالف داشته باشد. همچنین، مقاله نقش کشش جانشینی بین عوامل را در تعیین جهت و شدت این اثرات برجسته می‌سازد و بدین ترتیب تبیین تازه‌ای از شکل‌گیری سوگیری‌های نسبی و مطلق عوامل در مواجهه با تغییرات فناوری ارائه می‌دهد.

^۱ Acemoglu, David Autor, Hazell Jonathon

^۲ Sai Vyshnavi

^۳ بهره‌گیری از شبکه‌های متصل و سامانه‌های هوشمند در صنعت

^۴ تکنولوژی ثبت غیرمتمرکز

^۵ Imren, A

مطالعه **بالسمایر و همکاران**^۱ (۲۰۱۹) نشان می‌دهد که تأثیر پذیرش فناوری‌های جدید بر ایجاد و حذف شغل، به نوع وظایفی که ماشین‌ها انجام می‌دهند و وظایف جدید ناشی از دیجیتالی شدن بستگی دارد. وظایف در معرض خودکارسازی هوشمند عمدتاً متعلق به کارگران با مهارت کم تا متوسط هستند، در حالی که فناوری‌های دیجیتال بیشتر مشاغل جدید را برای کارگران با مهارت بالا ایجاد می‌کنند. یافته‌ها حاکی از آن است که افزایش سرمایه‌گذاری در دیجیتالی‌سازی با رشد اشتغال برای نیروی کار ماهر و کاهش اشتغال برای نیروی کار کم‌مهارت همراه است، اگرچه اثر خالص بر اشتغال اندکی مثبت است. این اثر عمدتاً از سوی شرکت‌هایی هدایت می‌شود که از فناوری‌های مبتنی بر ماشین مانند ربات‌ها، چاپ سه‌بعدی و اینترنت اشیاء استفاده می‌کنند. در مطالعه **عجم اوغلو و رستروپو**^۲ (۲۰۱۸)، چارچوبی برای بررسی اثرات خودکارسازی و هوش مصنوعی بر تقاضای نیروی کار و دستمزدها ارائه شده است. در این چارچوب، اثر جایگزینی ناشی از جایگزینی کار انسانی با ماشین‌ها موجب کاهش تقاضا و دستمزد نیروی کار می‌شود، در حالی که اثر بهره‌وری حاصل از صرفه‌جویی در هزینه‌ها می‌تواند با افزایش تقاضا برای نیروی کار در وظایف غیر خودکار این کاهش را تا حدی جبران کند. با وجود آثار جبرانی ناشی از انباشت سرمایه و تعمیق خودکارسازی هوشمند، سهم نیروی کار در درآمد ملی کاهش می‌یابد. نیروی جبران‌کننده اصلی، ایجاد وظایف جدید کارمحور است که نقش نیروی کار را در اقتصاد حفظ می‌کند. این مطالعه همچنین به موانعی مانند عدم تطابق مهارتی و سرعت بالای خودکارسازی هوشمند اشاره دارد که می‌توانند سازگاری اقتصادی را مختل کرده و بهره‌وری^۳ را کاهش دهند. نتیجه مطالعه **سوالپ و دوماز**^۴ (۲۰۱۶) بیان می‌کند با تمرکز بر اثرات سرریز از طریق واردات کالاهای سرمایه‌ای و موجودی تحقیق و توسعه داخلی بر بهره‌وری نیروی کار نشان داد که انتقال فناوری برای نمونه بزرگ و ناهمگن مورد بررسی، مثبت و معنادار است. با این حال، یافته‌های این پژوهش حاکی از آن است که واردات کالاهای سرمایه‌ای لزوماً موجب انتقال دانش از اقتصادهای پیشرفته (گروه ۷) به کشورهای با سطح بهره‌وری پایین‌تر نمی‌شود. این مطالعه تلاش می‌کند به غنای ادبیات موجود در بررسی اثرات عوامل خارجی در نمونه‌های بین‌المللی کمک کند.

^۱ Balsmeier, & Woerter

^۲ Acemoglu, & Restrepo

^۳ منظور از بهره‌وری در این پژوهش، بهره‌وری نیروی کار (Labor Productivity) است که به معنای میزان خروجی تولیدی یا ارزش افزوده ایجاد شده به ازای هر واحد از نیروی کار است.

^۴ Süalp, & Durmaz

روش‌شناسی پژوهش

هدف بنیادین این پژوهش، واکاوی پیوندهای علی میان پیشرفت هوش مصنوعی و پویایی‌های اشتغال در بخش‌های سه‌گانه اقتصادی (خدمات، صنعت و کشاورزی) و ملاحظه تقاضا برای نیروی کار غیرماهر در بازار کار اقتصاد ایران است. بر این اساس، چارچوب تحلیل بر پایه «تابع تولید تعمیم‌یافته» استوار شده و آزمون تجربی فرضیات در قالب الگوی بردار تصحیح خطای تابلویی^۱ صورت گرفته است. انتخاب این الگو، امکان تفکیک پویایی‌های کوتاه‌مدت از تعادل ساختاری بلندمدت را فراهم آورده و در مقایسه با مدل‌های رایج خودرگرسیون برداری^۲، به دلیل لحاظ نمودن محدودیت‌های هم‌انباشتگی^۳، برآوردهای کارآتر و سازگارتری ارائه می‌دهد.

نوآوری کلیدی این مطالعه در مواجهه با محدودیت‌های پیشین، گذار از شاخص‌های تک‌بعدی و جایگزینی آن‌ها با یک شاخص ترکیبی و چندوجهی از هوش مصنوعی است. در حالی که مطالعات پیشین عمدتاً بر متغیرهای منفرد تکیه داشته‌اند، پژوهش حاضر با طراحی شاخصی فراگیر، تعاملات پیچیده میان زیرساخت‌های فناورانه و ساختار اشتغال را به تصویر می‌کشد. برآورد مدل پژوهش در محیط نرم‌افزاری ایویوز^۴ انجام شده است. لحاظ نمودن سازوکار تصحیح خطا^۵ در این الگو، ضمن پایش نرخ بازگشت به تعادل، آزمون فرضیات علیت را در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت را میسر می‌سازد. از این‌رو، اتخاذ رویکرد مذکور بستر لازم برای تحلیل دقیق پیامدهای ساختاری نفوذ هوش مصنوعی بر توزیع اشتغال را فراهم کرده است.

۱- تصریح مدل

در این پژوهش با پیروی از رویکرد وانگ و ژو، ژو و وانگ (۲۰۱۱)^۶ رابطه علی و اثرگذاری توانمندی هوش مصنوعی بر اشتغال در نیروی کار بخش‌های اقتصادی و نیروی کار غیرماهر مورد بررسی قرار می‌گیرد. رویه استاندارد ایجاب می‌کند که ابتدا آزمون ریشه واحد داده‌های تابلویی، سپس آزمون هم‌انباشتگی و پس از آن آزمون مدل برداری تصحیح خطای تابلویی و در نهایت آزمون والد^۷ انجام شود. مدل مورد نظر را می‌توان به صورت زیر معرفی نمود:

$$AllIndex_{it} = C_{it} + \eta_{1t} ser_{it} + \eta_{2t} ind_{it} + \eta_{3t} agr_{it} + \eta_{4t} unval_{it} \quad (1)$$

1. Panel VECM

2. VAR

3. Cointegration

4. Eviews

5. ECM

6. Wang, S., Zhou, D., Zhou, P., & Wang, Q. (2011).

7. Wald

که در آن $i = 1, 2$ میزان استخدام زنان و مردان در بخش‌های اقتصاد و نیروی کار غیر ماهر می‌باشند؛ مؤلفه t نیز بیانگر دوره زمانی از سال ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۳ می‌باشد.

داده‌های مربوط به اشتغال در بخش‌های صنعت، کشاورزی و خدمات و میزان اشتغال نیروی کار غیرماهر از بانک جهانی دریافت شده است.

متغیرهای مدل عبارت‌اند از:

ser_{it} : میزان اشتغال در بخش خدمات

ind_{it} : میزان اشتغال در بخش صنعت

$agri_{it}$: میزان اشتغال در بخش کشاورزی

$unval_{it}$: میزان اشتغال نیروی مار غیرماهر

$AllIndex_{it}$: شاخص ترکیبی استخراجی با استفاده از یادگیری ماشین^۱ از ۱۱ مؤلفه قدرت

هوش مصنوعی مورد استناد در مطالعات داخلی و خارجی

با توجه به فقدان یک سنجه واحد و جامع برای پایش وضعیت هوش مصنوعی در مطالعات داخلی، پژوهش حاضر از یک رویکرد چندبعدی^۲ برای ساخت «شاخص ترکیبی هوش مصنوعی» استفاده کرده است. بدین منظور، ۱۱ متغیر کلیدی به عنوان مؤلفه‌های پیشران قدرت هوش مصنوعی از پایگاه داده بانک جهانی استخراج گردید (مطابق با جدول ۱). پژوهش حاضر در سه گام روش‌شناختی به پیشبرد اهداف خود می‌پردازد:

جدول ۱. داده‌های به کار برده شده در ساخت شاخص هوش مصنوعی

داده‌ها	معنا و ارتباط بالقوه با هوش مصنوعی
1) Mobile cellular subscriptions (per 100 people)	۱) دسترسی به ارتباطات پایه و شبکه تلفن همراه؛ زیرساخت دیجیتال
2) Fixed broadband subscriptions (per 100 people)	۲) دسترسی به اینترنت پرسرعت؛ حیاتی برای پردازش داده و هوش مصنوعی
3) Secure Internet servers (per 1 million people)	۳) امنیت داده و زیرساخت‌های ذخیره‌سازی؛ مهم برای هوش مصنوعی و داده‌باز
4) Research and development expenditure (% of GDP)	۴) سرمایه‌گذاری در نوآوری و تحقیق و توسعه؛ نشان‌دهنده ظرفیت علمی

¹ Machine Learning

² Multidimensional Approach

معنا و ارتباط بالقوه با هوش مصنوعی	داده‌ها
(۵) سرمایه‌گذاری خصوصی در فناوری اطلاعات و ارتباطات ^۱ ؛ نشان‌دهنده مجموعه‌ای از عوامل متقابل ^۲ فناوری	5) Investment in ICT with private participation (current US\$)
(۶) جریان تجاری فناوری؛ اندازه‌گیری توسعه صنعتی و رقابت‌پذیری	6) ICT goods exports/imports (% of total goods exports/imports)
(۷) دریافت کمک‌های فناوری و همکاری‌های بین‌المللی	7) Technical cooperation grants (BoP, current US\$)
(۸) سطح فناوری تولیدی؛ مهارت صنعتی و قابلیت نوآوری	8) Medium and high-tech exports (% manufactured exports)
(۹) تمرکز بر محصولات پیشرفته؛ نشان‌دهنده توانایی تولید فناوری در سطوح بالا	9) High-technology exports (% of manufactured exports)
(۱۰) آموزش پایه و مهارت‌های انسانی؛ زیرساخت انسانی برای هوش مصنوعی	10) Literacy rate, adult male/female
(۱۱) خطوط تلفن ثابت؛ کمتر اهمیت دارد ولی می‌تواند مکمل دسترسی به فناوری اطلاعات و ارتباطات باشد.	11) Fixed telephone subscriptions (per 100 people)

منبع: جمع‌آوری شده از مطالعات مرتبط

پیش‌پردازش و کاهش ابعاد داده‌ها

ابتدا به منظور هم‌مقیاس‌سازی متغیرها، از روش نرمال‌سازی کمینه-بیشینه^۳ استفاده شد. با توجه به وجود هم‌بستگی بالا میان متغیرهای منتخب، جهت اجتناب از مسئله «تکرار وزن‌ها» و مدیریت هم‌خطی، تحلیل مؤلفه‌های اصلی به کار گرفته شد. این تکنیک^۴ با استخراج مؤلفه‌های نهفته، امکان بازنمایی بیشترین واریانس داده‌ها را در قالب یک ساختار پارسیمونی^۵ فراهم آورد.

مدل‌سازی غیرخطی با الگوریتم یادگیری ماشین

با عنایت به ماهیت پویای اقتصاد ایران و وجود شکست‌های ساختاری و روابط غیرخطی در حوزه فناوری، مدل‌های رگرسیون کلاسیک (مانند روش کمترین مربعات معمولی^۶) فاقد کارایی لازم برای تبیین این پویایی‌ها هستند. لذا، در این مطالعه از الگوریتم CatBoost Regressor (یک مدل پیشرفته مبتنی بر Gradient Boosting) برای تحلیل شاخص استفاده شد. این الگوریتم به دلیل توانایی بالا در مدیریت داده‌های غیرخطی و برآورد دقیق الگوهای پیچیده انتخاب گردید.

^۱ Information and Communication Technology (ICT)

^۲ Ecosystem

^۳ Min-Max Normalization

^۴ Technic

^۵ Parsimonious

^۶ Ordinary Least Squares

مقدار ضریب تعیین حاصل از ارزیابی مدل بر روی داده‌های آزمون برابر با ۰.۹۶۰ می‌باشد که بیانگر قدرت تبیین بسیار بالا و دقت مدل در بازنمایی ۹۶ درصد از تغییرات شاخص هوش مصنوعی است.

با توجه به احتمال وجود روابط غیرخطی و شکست‌های ساختاری در مسیر توسعه فناوری اطلاعات و توانمندی‌های هوش مصنوعی در ایران، استفاده صرف از مدل‌های رگرسیون خطی ممکن است نتواند تمامی الگوهای موجود در داده‌ها را شناسایی کند. از این‌رو، در این پژوهش از الگوریتم یادگیری ماشین CatBoost برای مدل‌سازی و کالیبراسیون غیرخطی شاخص پایه استفاده شد؛ درحالی‌که روابط بلندمدت و پویایی‌های اقتصادی متغیرهای اصلی در چارچوب مدل VECM بررسی شدند.

در این مطالعه از الگوریتم یادگیری ماشین CatBoost Regressor استفاده شد. ترجیح این الگوریتم بر روش‌هایی نظیر Random Forest و XGBoost، بهره‌گیری آن از درخت‌های تصمیم متقارن (Symmetric Trees) است که احتمال بیش‌برازش (Overfitting) را در داده‌های سری زمانی کاهش داده و سرعت و پایداری محاسباتی بالاتری ارائه می‌دهد. این الگوریتم به عنوان یک نگاشت غیرخطی، شاخص پایه حاصل از PCA را با ساختار واقعی پیش‌ران‌ها کالیبره می‌کند. ضریب تعیین $R^2=0.96$ در داده‌های آزمون، تأییدکننده دقت بسیار بالای این رویکرد در بازنمایی تغییرات شاخص است.

پس از نرمال‌سازی مؤلفه‌ها و استخراج شاخص پایه توانمندی هوش مصنوعی از طریق تحلیل مؤلفه‌های اصلی، مدل CatBoostRegressor برای کالیبراسیون غیرخطی شاخص به کار گرفته شد. متغیر هدف مدل (AIBase) یعنی شاخص حاصل از PCA، و متغیرهای ورودی شامل ۱۱ مؤلفه نرمال‌شده بود. داده‌ها با رعایت ترتیب زمانی به مجموعه آموزش و آزمون تقسیم شدند و ابرپارامترهای مدل شامل تعداد درخت‌ها، عمق درخت، نرخ یادگیری و ضریب منظم‌سازی با استفاده از [روش واقعی انتخاب پارامترها] تعیین شدند. مشخصات کامل مدل و معیارهای ارزیابی در پیوست الف جدول الف-۱ گزارش شده است. مقدار ضریب تعیین در مجموعه آزمون برابر با 0.960 به دست آمد که بیانگر دقت بازنمایی شاخص پایه توسط مدل است.

در مرحله بعد، از مقادیر SHAP صرفاً برای تفسیر سهم نسبی مؤلفه‌ها در پیش‌بینی شاخص استفاده شد؛ بنابراین، نتایج SHAP به معنای اثر علی هر مؤلفه بر اشتغال یا توانمندی هوش مصنوعی نیست.

تفسیرپذیری و سنجش اهمیت متغیرها

جهت ارتقای تفسیرپذیری مدل و شناسایی پیشران‌های اصلی شاخص، از مقادیر (SHAP Additive exPlanations) استفاده شد. نتایج حاصل از تحلیل SHAP نشان داد که زیرساخت‌های کلیدی اقتصاد دیجیتال، به‌ویژه «اشتراک‌های پهنای باند ثابت و همراه»، «ضریب نفوذ کاربران اینترنت» و «تراکم رایانه»، بیشترین سهم را در شکل‌گیری شاخص هوش مصنوعی ایفا می‌کنند. اعتبار بالای این نتایج و دقت آماری حاصله، مؤید آن است که شاخص برساختی پژوهش حاضر می‌تواند به عنوان یک متغیر نماینده و قابل‌اتکاء در مطالعات آتی و سیاست‌گذاری‌های کلان حوزه فناوری مورد استفاده قرار گیرد.

آزمون‌های تشخیصی

پیش از برآورد مدل و آزمون فرضیه‌ها، ویژگی‌های آماری متغیرهای پژوهش جهت اطمینان از صحت توزیع داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت (جدول ۲). یافته‌های حاصل از میانگین اشتغال در بخش‌های سه‌گانه، مؤید غلبه ساختاری بخش خدمات در بازار کار طی دوره مورد بررسی است. نزدیکی معنادار مقادیر میانگین و میانه در تمامی متغیرهای الگو، نشان‌دهنده تقارن توزیعی و فقدان داده‌های پرت در مجموعه داده‌هاست. این ویژگی نه تنها ثبات نسبی توزیع را تبیین می‌کند، بلکه از منظر اقتصادسنجی، پیش‌فرض نرمال بودن توزیع را تقویت نموده و از این طریق، کارایی^۱ و پایایی نتایج را ارتقاء می‌بخشد.

تحلیل شاخص‌های پراکندگی نشان می‌دهد که بالاترین میزان انحراف معیار متعلق به متغیرهای «اشتغال بخش خدمات» و «نیروی کار غیرماهر» است. این سطح بالای پراکندگی، بیانگر نوسانات شدید در روند اشتغال این دو گروه است که از منظر تئوریک، نشان‌دهنده عدم ثبات در جایگاه شغلی و حساسیت حداکثری آن‌ها در مواجهه با تکانه‌های ساختاری و نوسانات چرخه‌های تجاری می‌باشد. در واقع، این نوسانات شدید^۲ را می‌توان به عنوان شاخصی از آسیب‌پذیری این گروه‌ها در برابر فرآیندهای جایگزینی ناشی از تغییرات تکنولوژیک تحلیل کرد. در مقابل، مقدار حداقلی انحراف معیار در متغیر اشتغال بخش کشاورزی، حاکی از ثبات ساختاری و فقدان تغییرات بنیادین در سهم این بخش از بازار کار در طول دوره پژوهش است.

در نهایت، شاخص برساختی هوش مصنوعی با انحراف معیار ۰.۷۳ (در بازه ۱ تا -۱)، نشان‌دهنده نوساناتی محدود و در عین حال واجد الگوهای نظام‌مند و ریشه‌های ساختاری است.

1. Efficiency

2. Volatility

این الگو نشان می‌دهد که نفوذ هوش مصنوعی در ساختار اقتصاد، فرآیندی تدریجی و انباشتی^۱ بوده و به جای رفتارهای جهشی و مقطعی، از یک روند تکاملی بلندمدت تبعیت می‌کند.

سنجش ویژگی‌های توزیعی و آزمون نرمال بودن^۲ در ادامه تحلیل آماری، وضعیت توزیع متغیرها بر اساس آزمون‌های چولگی، کشیدگی و آماره جاک-برا^۳ مورد واکاوی قرار گرفت. نتایج حاصل حاکی از آن است که برای متغیرهای «اشتغال بخش خدمات»، «صنعت» و «شاخص هوش مصنوعی»، فرضیه صفر مبنی بر تبعیت از توزیع نرمال در سطح اطمینان ۹۵ درصد (خطای ۵ درصد) رد نمی‌شود. با این حال، رد فرضیه نرمال بودن برای بخش‌های «کشاورزی» و «نیروی کار غیرماهر»، وجود داشته است

تحلیل گشتاور سوم^۴ نشان‌دهنده چولگی مثبت در اشتغال بخش‌های خدمات، کشاورزی و نیروی کار غیرماهر است. ترکیب «ساختار خدمات‌محور» با «چولگی مثبت در اشتغال غیرماهر»، می‌تواند نشانه‌ای از جابه‌جایی ساختاری^۵ نیروی کار به سمت مشاغل خدماتی با مهارت پایین باشد. در مقابل، چولگی منفی خفیف در بخش صنعت، گویای وقوع افت‌های مقطعی در اشتغال صنعتی است که با فرآیند «خدماتی‌شدن ساختار اشتغال در اقتصاد ایران» همخوانی دارد. تحلیل شاخص کشیدگی^۶ نشان می‌دهد که تمامی متغیرهای پژوهش مقداری کمتر از ۳ را به ثبت رسانده‌اند؛ این یافته مؤید توزیع تخت‌تر نسبت به توزیع نرمال^۷ است و نشان‌دهنده احتمال پایین وقوع داده‌های بی‌ربط می‌باشد. این ویژگی آماری به نوبه خود، بی‌ثباتی خروجی آماری ناشی از مشاهدات حدی را به حداقل می‌رساند. در نهایت، ویژگی‌های آماری شاخص برساختی هوش مصنوعی (میانگین ۰.۰۴- و چولگی ۰.۰۵) نشان‌دهنده تقارن بالا و موفقیت فرآیند نرمال‌سازی و استانداردسازی داده‌ها است. همگرایی مقادیر به مرکز توزیع و قرارگیری در دامنه متقارن [۱-، در کنار نتایج آزمون‌های ریشه واحد، ضمانت‌کننده نبود نوسانات شدید و روندهای ناپایدار است که زیربنای لازم برای تحلیل‌های علیت و بررسی روابط بلندمدت در الگوی VECM را فراهم می‌آورد.

1. Cumulative

2. Normality Tests

3. Jarque-Bera

4. Skewness

5. Structural Shift

6. Kurtosis

7. Platykurtic

جدول ۲. نتایج آزمون‌های تشخیصی

متغیر	نماد	میانگین	میانه	حداکثر	حداقل	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی	احتمال
اشتغال بخش خدمات	Ser	۴۸/۸	۴۸	۶۱	۴۲	۵/۲۶	۰/۷	۲/۵	۰/۱
اشتغال بخش صنعت	Ind	۳۳/۰۸	۳۳/۵	۳۸	۲۶	۳/۹۶	-۰/۲۶	۱/۶۹	۰/۱۳
اشتغال بخش کشاورزی	Agr	۱۷/۹۸	۱۷	۲۵	۱۳	۳/۴۵	۰/۸۳	۲/۶۲	۰/۰۴
اشتغال نیروی کار غیرماهر	Unval	۴۳/۶۸	۴۱/۵	۵۵	۳۶	۵/۴۸	۰/۹۷	۲/۶۸	۰/۰۱۷
شاخص هوش مصنوعی	AllIndex	-۰/۰۴	۰/۰۰	۱/۰۰	-۱/۰۰	۰/۷۳	۰/۰۵	۱/۹۳	۰/۳

منبع: یافته‌های پژوهش

آزمون ریشه واحد

به منظور اجتناب از بروز رگرسیون کاذب^۱ و اطمینان از پایداری متغیرها، آزمون‌های ریشه واحد در چارچوب داده‌های تابلویی به کار گرفته می‌شوند. این آزمون‌ها به دلیل ملاحظات مربوط به ابعاد مقطعی و زمانی، از آزمون‌های ریشه واحد متداول در سری‌های زمانی متمایز هستند. در پژوهش حاضر، جهت تعیین درجه انباشتگی^۲ متغیرهای «شاخص هوش مصنوعی» و «اشتغال»، مجموعه‌ای از آزمون‌های ریشه واحد پنلی به کار گرفته می‌شود. بدین منظور، هم از آزمون لوین، لین و چو^۳ که مبتنی بر فرضیه ریشه واحد مشترک است، هم از آزمون‌های دیکی-فولر تعمیم‌یافته^۴ و فیلیپس-پرون^۵ که بر فرآیندهای ریشه واحد انفرادی تمرکز دارند، استفاده می‌گردد تا از صحت پایداری متغیرها اطمینان حاصل شود.

1. Spurious Regression

2. Order of Integration

3. Levin, Lin, and Chou test

4. ADF-Fisher

5. PP-Fisher

جدول ۳. نتایج آزمون ریشه واحد

تفاضل مرتبه اول						در سطح						متغیرها
ADF		LLC		PP		ADF		LLC		PP		
۰/۰۰	۱۸/۵	۰/۰۰	-۳/۶۵	۰/۰۰	۳۹/۸۷	۰/۸۵	۱/۳۳	۰/۴۳	-۰/۱۷	۰/۸۹	۱/۱۳	<i>Ser</i>
۰/۰۰	۱۰/۶۳	۰/۰۰	-۲/۹۸	۰/۰۰	۱۶/۴۵	۰/۸۳	۱/۴۹	۰/۵۹	۰/۲۴	۰/۷۹	۱/۶۵	<i>Ind</i>
۰/۰۰	۱۹/۵۵	۰/۰۰	-۳/۸۶	۰/۰۰	۴۴/۷۴	۰/۹۱	۰/۹۶	۰/۶۸	۰/۲۵	۰/۷۲	۲/۰۳	<i>Agr</i>
۰/۰۰	۲۱/۸۹	۰/۰۰	-۳/۹۷	۰/۰۰	۳/۹۹	۰/۴۸	۳/۴۳	۰/۷۲	۰/۵۹	۰/۵۹	۲/۷۹	<i>Unval</i>
۰/۰۰	۱۷/۵۴	۰/۰۰	-۳/۶۸	۰/۰۰	۳۰/۱۹	۰/۵۵	۳/۰۲	۰/۲۶	۰/۶۲	۰/۵۷	۲/۸۹	<i>AllIndex</i>

منبع: یافته‌های پژوهش

یافته‌های جدول (۳) نشان می‌دهد که تمامی متغیرهای پژوهش در سطح تفاضل‌گیری نشده (سطح داده‌ها)، مقادیر آماره آزمون غیرمعناداری دارند^۱. بنابراین، فرضیه صفر مبنی بر وجود ریشه واحد (ناپایایی) در سطح ۵ درصد رد نمی‌شود. با این حال، پس از یک‌بار تفاضل‌گیری مرتبه اول، مقادیر آزمون‌های ADF، LLC و PP برای تمامی متغیرها در سطح ۱ درصد کاملاً معنادار شده‌اند^۲. در نتیجه، تمامی متغیرهای الگو هم‌انباشته از مرتبه اول یا به عبارتی $I(1)$ هستند که این امر استفاده از الگوی VECM را پس از اثبات هم‌انباشتگی^۳ مجاز می‌سازد.

آزمون‌های ریشه واحد برای تمامی متغیرها با فرض وجود عرض از مبدأ فردی^۴ و بدون روند زمانی معین^۵ انجام شده است. از آنجا که متغیرهای مورد بررسی (سهم اشتغال بخش‌ها و نیروی کار) ذاتاً ماهیت درصدی/نسبتی داشته و نوسانات آن‌ها حول یک میانگین ساختاری رخ می‌دهد، لحاظ نمودن تصادف‌زدایی از طریق عرض از مبدأ انفرادی جهت کنترل تفاوت‌های ساختاری میان مقاطع ضرورت داشته، در حالی که وارد کردن روند زمانی معین به دلیل عدم وجود صعود یا نزول مستمر و بی‌کران در این متغیرها، منطبق بر تئوری‌های بازار کار نبوده است.

جهت رفع مشکل خودهمبستگی در اجزای اخلاص آزمون‌ها، طول وقفه بهینه برای هر مقطع به طور خودکار و بر اساس معیار اطلاعاتی شوارتز-بیزین^۶ با حداکثر طول وقفه پیش‌فرض تعیین گردید. این معیار به دلیل جریمه بیشتر برای وقفه‌های اضافی، منجر به برآورد مدل‌های فشرده‌تر و افزایش درجات آزادی آزمون می‌شود. در خصوص فرض وابستگی مقطعی^۷ از آنجا که آزمون‌های

1. P-value > 0.05

2. P-value = 0.00

3. Cointegration

4. Individual Intercept

5. No Trend

6. SIC

7. Cross-Sectional Dependence

نسل اول پنل (مانند LLC و Fisher) بر پیش فرض عدم وابستگی مقطعی (مستقل بودن جملات پسماند میان مقاطع مختلف) استوار هستند و با توجه به ماهیت مقاطع مورد بررسی که اشتغال بخش‌های مختلف اقتصادی یک کشور می‌باشند، فرض عدم همبستگی شدید پسماندها برقرار تلقی شده و استفاده از آزمون‌های نسل اول توجیه‌پذیر است.

آزمون هم‌جمعی

یافته‌های حاصل از آزمون ریشه واحد مؤید آن است که تمامی متغیرهای پژوهش در مرتبه انباشتگی یک^۱، قرار دارند. بر این اساس، جهت بررسی وجود رابطه بلندمدت میان متغیرها، تحلیل هم‌انباشتگی^۲ ضرورت می‌یابد. در این مطالعه، برای تعیین تعداد روابط هم‌انباشتگی در چارچوب داده‌های تابلویی، از رویکرد مادالا و وو (۱۹۹۹)^۳ استفاده شده است. این روش با اتکاء به آزمون هم‌انباشتگی یوهانسون (۱۹۸۸)^۴ و با بهره‌گیری از پیشنهاد فیشر (۱۹۳۲)^۵، آزمون‌های «اثر»^۶ و «حداکثر مقدار ویژه»^۷ را از طریق تجمیع مقادیر احتمالی مقاطع مختلف ترکیب می‌کند. آزمون هم‌انباشتگی تابلویی یوهانسون-فیشر با تجمیع نتایج حاصل از آزمون حداکثر درست‌نمایی برای هر مقطع، امکان ارزیابی هم‌انباشتگی در کل پنل را فراهم می‌سازد (مادالا و وو، ۱۹۹۹؛ مادالا و کیم، ۱۹۹۸)^۸. انتخاب این رویکرد را می‌توان به این واقعیت نسبت داد که آزمون‌های پدرونی (۲۰۰۴)^۹ و کائو (۱۹۹۹)^{۱۰}، بر پایه روش دو مرحله‌ای انگل-گرنجر استوار بوده و تنها قادر به شناسایی یک رابطه هم‌انباشتگی^{۱۱} هستند. با توجه به ماهیت متغیرهای این پژوهش و احتمال وجود بیش از یک رابطه هم‌انباشتگی میان آن‌ها، استفاده از رویکرد سیستمی یوهانسون-فیشر که قادر به شناسایی چندین بردار هم‌انباشتگی است، مناسب‌تر و جامع‌تر ارزیابی شد؛ چرا که این روش برخلاف آزمون‌های تک‌معادله‌ای، تحلیلی جامع از پویایی‌های سیستمی کل تابلوی داده‌ها ارائه می‌دهد. نتایج مندرج در جدول (۴) حاکی از آن است که در سطح معناداری ۵ درصد، فرضیه صفر مبنی بر عدم وجود بردار هم‌انباشتگی توسط هر دو آماره‌ی آزمون (اثر و حداکثر مقدار ویژه) با قاطعیت رد می‌شود. همچنین، نتایج نشان‌دهنده رد فرضیات صفر ناظر بر وجود

1. $I(1)$

2. Cointegration

3. Madala and Wu (1999)

4. Johansen Cointegration Test (1988)

5. Fisher (1932)

6. Trace Test

7. Maximum Eigenvalue Test

8. Madala and Wu (1999), Madala and Kim (1998)

9. Pedroni (2004)

10. Kao (1999)

11. single Cointegration Vector

«حداکثر یک» و «حداکثر دو» بردار هم‌انباشتگی در سطح خطای مذکور است. با این حال، در آزمون فرضیه وجود «حداکثر سه» بردار، مقادیر احتمال برای هر دو آماره از سطح آستانه (۰.۰۵) فراتر رفته و در نتیجه فرضیه صفر مورد تأیید قرار می‌گیرد. بر این اساس، رتبه ماتریس هم‌انباشتگی معادل ۳ تعیین می‌گردد که مؤید برقراری سه رابطه تعادلی بلندمدت میان متغیرهای مورد مطالعه است.

جدول ۴. نتایج آزمون هم‌جمعی جوهانسون فیشر

فرض شده		آماره فیشر (F)		آماره فیشر (F)	
تعداد بردار	آماره از روش Trace	احتمال	آماره از روش Max	احتمال	
None	۳۶/۶۴	۰/۰۰	۱۸/۱۶	۰/۰۰	
At most1	۲۲/۷۳	۰/۰۰	۹/۸۸	۰/۰۴	
At most2	۱۵/۴۴	۰/۰۰	۱۰/۰۵	۰/۰۳	
At most3	۸/۵۵	۰/۰۷	۴/۹۶	۰/۲۹	
At most4	۷/۵	۰/۱۱	۷/۵	۰/۱۱	

منبع: یافته‌های پژوهش

آزمون والد

به منظور بررسی روابط متقابل میان متغیرها در یک سیستم چندمتغیره، از آزمون والد^۱ که در چارچوب مدل‌های برداری داده‌های تابلویی برای سنجش علیت در مفهوم گرنجر^۲ به کار می‌رود، استفاده شد. این آزمون در واقع بیانگر آن است که آیا اطلاعات موجود در مقادیر پیشین یک متغیر، به پیش‌بینی متغیری دیگر کمک می‌کند یا خیر. نتایج حاصل از این آزمون در بخش خدمات نشان می‌دهد که متغیر هوش مصنوعی فاقد توان پیش‌بینی معنادار نسبت به اشتغال در سطح اطمینان ۵ درصد است. با این حال، در بخش‌های صنعت، کشاورزی و نیروی کار غیرمولد، تقدم زمانی از متغیر هوش مصنوعی به اشتغال در کوتاه‌مدت برقرار است؛ به این معنا که تغییرات در مقادیر گذشته هوش مصنوعی، به طور معناداری با تغییرات آتی اشتغال در این بخش‌ها همراه است و از نظر آماری، این متغیر به عنوان یک پیش‌بین برای تغییرات اشتغال عمل می‌کند.

جدول ۵. نتایج آزمون والد

معادلات	اشتغال	آماره	مقدار	درجه آزادی	احتمال
CointEq1	بخش خدمات	Chi-Square	۰/۵۷	۲	۰/۷۵
CointEq2	بخش صنعت	Chi-Square	۳/۷۲	۲	۰/۱۵

1. Wald Test

2. Granger Causality

۰/۰۱	۲	۷/۹۲	Chi-Square	بخش کشاورزی	CointEq3
۰/۲	۲	۳/۱۸	Chi-Square	نیروی کار غیرمولد	CointEq4

منبع: یافته‌های پژوهش

یافته‌های پژوهش

مدل بدست آمده ین امکان را فراهم می‌سازد که روابط کوتاه‌مدت از طریق جملات تفاضلی و روابط بلندمدت از طریق جزء تصحیح خطا^۱ به‌طور هم‌زمان در چارچوب سیستم معادلات برآورد شوند و از آن برای انجام آزمون علیت میان متغیرها استفاده می‌شود. رابطه علی بلندمدت موجود از متغیر مستقل به متغیر وابسته وجود دارد و سرعت تعدیل به سمت بلندمدت را نیز مشخص می‌نماید.

جدول ۶. نتایج مدل برداری تصحیح خطای تابلویی^۲

خروجی معادلات	ضریب	خطای استاندارد	آماره t	احتمال	متغیر وابسته
معادله ۱	-۰/۴۹	۰/۷۸	-۰/۶۲	۰/۵۳	اشتغال در بخش خدمات (Ser)
معادله ۲	-۰/۹۷	۰/۵	-۱/۹۲	۰/۰۵	اشتغال در بخش صنعت (Ind)
معادله ۳	۰/۹۷	۰/۴۲	۲/۳۲	۰/۰۲	اشتغال در بخش کشاورزی (Agr)
معادله ۴	-۰/۸۲	۰/۶۷	۰/۶۷	۰/۲۲	اشتغال در بخش غیرمولد (Unval)
معادله ۵	-۰/۰۸	۰/۲۱	۰/۳۹	۰/۶۹	شاخص هوش مصنوعی (AllIndex)

منبع: یافته‌های پژوهش

تحلیل‌های این پژوهش شامل پنج مدل است که در هر یک از آن‌ها یکی از پنج متغیر، به‌عنوان متغیر وابسته، در نظر گرفته شده و نحوه اثرپذیری آن از متغیر مستقل، یعنی هوش مصنوعی، بررسی شده است. ضرایب معادلات هم‌انباشتگی در جدول (۵) دارای تفسیر هستند؛ از یک‌سو می‌توانند نشان‌دهنده وجود علیت بلندمدت باشند و از سوی دیگر، بیانگر سرعت تعدیل به سمت تعادل بلندمدت نیز محسوب می‌شوند. در مدل‌های تجربی، نماد Δ نشان‌دهنده تفاضل مرتبه اول متغیرها است که نرم‌افزار نیز آن را در مدل به همین صورت لحاظ می‌کند. همچنین، k طول وقفه بهینه را نشان می‌دهد و این معادلات امکان آزمون رابطه علی کوتاه‌مدت و بلندمدت را فراهم می‌سازند. مدل‌ها و تفسیر نتایج هر یک از مدل‌ها به شرح زیر است:

$$\Delta Ser_{it} = \lambda_{1i} + \sum_{k=1}^m \phi_{11ik} \Delta Ser_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{12ik} \Delta Ind_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{13ik} \Delta Agr_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{14ik} \Delta Unval_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{15ik} \Delta AllIndex_{it-k} + \Psi_{1i} \varepsilon_{it-1} + \mu_{1it} \quad (۱)$$

$$\Delta Ind_{it} = \lambda_{1i} + \sum_{k=1}^m \phi_{11ik} \Delta Ind_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{12ik} \Delta Ser_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{13ik} \Delta Agr_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{14ik} \Delta Unval_{it-k} + \sum_{k=1}^m \phi_{15ik} \Delta AllIndex_{it-k} + \Psi_{1i} \varepsilon_{it-1} + \mu_{1it} \quad (۲)$$

1. Error Correction Term

2. Panel VECM

$$\Delta Agr_{it} = \lambda_{1i} + \sum_{k=1}^m \varphi_{11ik} \Delta Agr_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{12ik} \Delta Ind_{it-k} + \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^m \varphi_{13ik} \Delta Ser_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{14ik} \Delta Unval_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{15ik} \Delta AllIndex_{it-k} + \Psi_{1i} \varepsilon_{it-1} + \mu_{1it}$$

$$\Delta Unval_{it} = \lambda_{1i} + \sum_{k=1}^m \varphi_{11ik} \Delta Unval_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{12ik} \Delta Ind_{it-k} + \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^m \varphi_{13ik} \Delta Agr_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{14ik} \Delta Ser_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{15ik} \Delta AllIndex_{it-k} + \Psi_{1i} \varepsilon_{it-1} + \mu_{1it}$$

$$\Delta AllIndex_{it} = \lambda_{1i} + \sum_{k=1}^m \varphi_{11ik} \Delta AllIndex_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{12ik} \Delta Ind_{it-k} + \quad (5)$$

$\sum_{k=1}^m \varphi_{13ik} \Delta Agr_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{14ik} \Delta Unval_{it-k} + \sum_{k=1}^m \varphi_{15ik} \Delta Ser_{it-k} + \Psi_{1i} \varepsilon_{it-1} + \mu_{1it}$
مطابق با یافته‌های حاصل از تخمین معادله (۱)، ضریب بلندمدت شاخص هوش مصنوعی در

تبیین تغییرات اشتغال بخش خدمات، معادل (-۰/۴۹) برآورد شده که از لحاظ آماری در سطوح متعارف معنادار نمی‌باشد. عدم معناداری این ضریب دلالت بر آن دارد که در افق زمانی بلندمدت، پیشرفت‌های حوزه هوش مصنوعی فاقد اثر نظام‌مند و مستقیم بر حجم سرجمع اشتغال در بخش خدمات است. این یافته از جنبه نظریه محور بودن، با «رویکرد تغییرات فناورانه مهارت‌محور» که توسط **عجم‌اوغلو (۲۰۰۲) و عجم‌اوغلو و رستریو (۲۰۱۸)** تبیین شده، همسویی دارد؛ چرا که بر مبنای این الگو، نفوذ فناوری‌های نوین لزوماً به معنای ریزش مطلق نیروی کار نیست، بلکه فرآیند مذکور از طریق بازتعریف وظایف شغلی، منجر به تغییر در ترکیب مهارت‌های مورد نیاز و بازآرایی ساختار تقاضا در بازار کار می‌گردد.

برآورد معادله (۲) با متغیر وابسته «اشتغال در بخش صنعت»، نشان‌دهنده یک رابطه معنادار و منفی برابر (-۰/۹۷) میان شاخص هوش مصنوعی و سطح اشتغال در این بخش است. این یافته از منظر نظری با مفهوم «تخریب خلاق» **شومپیتر (۱۹۴۲)^۱** همخوانی دارد؛ چرا که توسعه فناوری‌های هوش مصنوعی با جایگزین کردن شیوه‌های تولید سنتی و ایجاد بهره‌وری فزاینده، موجب تعدیل نیروی کار در بخش صنعت گردیده است. همچنین، این نتیجه با دیدگاه **آتور، لوی و مورنان (۲۰۰۳)^۲** در رویکرد «کار-وظیفه»^۳ سازگار است. بر مبنای این رویکرد، فناوری‌ها لزوماً کل یک شغل را حذف نمی‌کنند، بلکه وظایف تکرارپذیر را هدف قرار داده و با خودکارسازی آن‌ها، تقاضا برای نیروی کار در آن حوزه‌های خاص را کاهش می‌دهند.

نتایج حاصل از برآورد معادله (۳) حاکی از وجود رابطه مثبت و معنادار (۰/۹۷) میان شاخص هوش مصنوعی و اشتغال در بخش کشاورزی در بلندمدت است. این یافته که با «الگوهای مدرن بهره‌وری کل عوامل تولید» و «نظریات رشد درون‌زا» همسو می‌باشد، نشان‌دهنده ماهیت تکمیلی^۴ هوش مصنوعی در این بخش است. برخلاف بخش صنعت، نفوذ فناوری‌های هوشمند در کشاورزی نه تنها به ریزش نیروی کار منجر نشده، بلکه از طریق بهبود فرآیندهای تولیدی، کاهش

1. Schumpeter, J

2. Autor, D., Levy, F., & Murnane, R.

3. Task-based

4. Complementarity

نااطمینانی‌های ناشی از اقلیم و ارتقای ارزش افزوده محصولات، زمینه‌ساز افزایش ظرفیت جذب نیروی کار و ارتقای اثربخشی فعالیت‌های این بخش گردیده است.

برآورد معادله (۴) با محوریت اشتغال نیروی کار غیرماهر، نشان‌دهنده عدم معناداری آماری ضریب هم‌انباشتگی شاخص هوش مصنوعی است. این یافته دلالت بر «خنثی بودن» اثر هوش مصنوعی بر تقاضای این گروه از نیروی کار در افق زمانی بلندمدت دارد. از منظر نظریات مطروحه، این نتیجه با فرضیه «تغییرات فناوریانه مهارت‌محور» همسویی کامل دارد؛ چرا که بر مبنای دیدگاه **برینجولفسون و مک‌آفی (۲۰۱۴)**^۱، هوش مصنوعی اساساً ماهیتی «مهارت‌افزا»^۲ داشته و بهره‌وری را در وظایفی ارتقاء می‌دهد که مستلزم مهارت‌های شناختی بالا، تحلیل داده و تصمیم‌گیری‌های پیچیده هستند. بنابراین، نیروی کار غیرماهر که عمدتاً در وظایف تکرار شونده یا یدی اشتغال دارد، به‌طور مستقیم در دایره اثرگذاری تکمیلی یا جایگزینی این فناوری قرار نمی‌گیرد.

نتایج حاصل از تخمین معادله (۵) نشان می‌دهد که ضریب خودهم‌انباشتگی شاخص هوش مصنوعی از لحاظ آماری معنادار نیست. این یافته دلالت بر آن دارد که پویایی‌های هوش مصنوعی به صورت مجزا و در خلأ، منجر به پیامدهای اقتصادی پایدار نمی‌گردد. در واقع، این نتیجه با چارچوب نظری **عجم‌اوغلو و رستروپو (۲۰۱۸)**^۳ همسو است که تأکید دارند اثرگذاری فناوری‌های نوین تابعی از «نهادهای مکمل» است. بر این اساس، هوش مصنوعی تنها زمانی به محرک رشد تبدیل می‌شود که با عواملی همچون سرمایه انسانی متخصص، زیرساخت‌های نهادی و دیجیتال و سیاست‌های حمایتی هم‌افزا ترکیب شود. عدم معناداری این ضریب، نشان‌دهنده فقدان یا ضعف این حلقه‌های مکمل در ساختار مورد بررسی است که مانع از اثرگذاری مستقل و خودجوش این فناوری می‌گردد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تحلیل تجربی اثرات هوش مصنوعی بر بازار کار، از وجود یک «ناهمگنی ساختاری» در واکنش بخش‌های مختلف اقتصادی حکایت دارد. یافته‌های این پژوهش در لایه بخشی، تأیید می‌کند که اثر جایگزینی در بخش صنعت غلبه دارد. ضریب منفی و معنادار در این بخش، نشان‌دهنده این است که فناوری خودکارسازی مشاغل در ایران بیش از آن است که به دنبال ارتقای بهره‌وری نیروی کار باشد و بیشتر در جهت حذف وظایف تکرارشونده و استاندارد عمل کرده است؛ امری که دقیقاً با پیش‌بینی‌های نظریه «تخریب خلاق» هم‌سو است.

1. Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L.

2. Skill-enhancing

3. Acemoglu, D. & Restrepo, P.

در مقابل، واکنش مثبت بخش کشاورزی، الگوی متفاوتی را ترسیم می‌کند. در این بخش، هوش مصنوعی نه به عنوان یک جایگزین، بلکه به عنوان یک «فناوری توانمندساز» عمل کرده است. این امر احتمالاً ناشی از آن است که در بخش کشاورزی موجب کاهش هزینه‌های نظارتی و بهینه‌سازی نهاده‌ها شده که در نهایت منجر به خلق تقاضای جدید برای نیروی کار متخصص در زنجیره تولید و توزیع شده است. وضعیت خنثی در بخش خدمات نیز نشان‌دهنده یک «مرحله گذار» است؛ جایی که اثرات جایگزینی و اثرات بازگردانی یکدیگر را خنثی کرده‌اند و اقتصاد در حال بازآرایی ساختار مشاغل به سمت وظایف با ارزش افزوده بالاتر است.

در لایه مهارتی، نتایج این مطالعه تأیید می‌کند که هوش مصنوعی در کشور منجر به «قطبی‌شدن بازار کار» شده است. عدم معناداری اثرات در گروه غیرماهر، نشان‌دهنده یک «گسست دیجیتالی» است؛ به این معنا که مزایای بهره‌وری هوش مصنوعی تنها در لایه‌های بالای مهارتی جذب شده و نیروی کار غیرماهر به دلیل فقدان زیرساخت‌های شناختی، نه تنها از این رشد بهره‌مند نشده، بلکه در معرض نااطمینانی «حاشیه‌ای شدن ساختاری» قرار گرفته است.

به طور کلی، این پژوهش نشان داد که هوش مصنوعی در بخش‌های مختلف اقتصاد، اثرگذاری یکپارچه و یکسانی ندارد، بلکه پیامدهای آن تابعی از «ماهیت وظایف» و «سطح مهارتی» است. یافته‌های مدل برداری تصحیح خطای تابلویی و تحلیل‌های یادگیری ماشین، گویای آن است که هوش مصنوعی به عنوان یک «فناوری مشروط» عمل می‌کند. به عبارت دیگر، صرف پذیرش ابزارهای هوشمند منجر به تحول در اشتغال نمی‌شود، بلکه اثرگذاری این فناوری در گروی وجود دارایی‌های تکمیلی نظیر زیرساخت‌های دیجیتال پایدار، سرمایه انسانی متخصص و چارچوب‌های نهادی است. عدم معناداری ضریب خودهم‌انباشتگی در مدل، بیانگر آن است که هوش مصنوعی، بدون پیش‌نیاز ارتقای مهارت‌های بنیادین، نمی‌تواند به طور خودکار منجر به رشد پایدار اشتغال گردد.

یافته‌های این پژوهش، ضرورت اتخاذ رویکردهای جدید در مدیریت اقتصادی را آشکار می‌سازد؛ در همین راستا، محورهای سیاستی زیر به تصمیم‌گذاران اقتصادی و متولیان بخش خصوصی پیشنهاد می‌شود:

۱. بازتعریف راه کارهای آموزش و مهارت‌آموزی

با توجه به فرضیه مورد پذیرش «تغییرات فناورانه متمایل به مهارت»، پیشنهاد می‌شود وزارت آموزش و پرورش و وزارت علوم، تحقیقات و فناوری با همکاری سازمان هنرستانی و فنی و حرفه‌ای، رویکرد آموزشی را از مدل «آموزش مهارت‌های ایستا» به سمت «آموزش و تقویت تفکر منطقی، ساختاریافته و توانمندساز در حل مسئله» حرکت کند. همچنین، سازمان اداری و سازمان تعاون

و رفاه اجتماعی و وزارت تعاون، کار و اجتماعی باید بر ارتقای مهارت‌های نیروی کار غیرماهر تمرکز کنند تا از حاشیه‌ای شدن این گروه در اقتصاد دیجیتال جلوگیری شود.

۲. حمایت هدفمند از بخش‌های «پذیرنده» فناوری:

با توجه به اثر مثبت هوش مصنوعی در بخش کشاورزی، پیشنهاد می‌شود دولت در قالب وزارت جهاد کشاورزی و وزارت ارتباطات، مشوق‌های مالی و زیرساختی لازم را برای نفوذ ابزارهای هوشمند در این بخش افزایش دهند. این اقدام باید به گونه‌ای باشد که از طریق «توسعه تقاضای نیروی کار متخصص» و با همکاری سازمان‌های آموزش فنی و حرفه‌ای، منجر به تحول در اشتغال روستایی گردد.

۳. مدیریت گذار در بخش صنعت:

برای مقابله با اثرات «تخریب خلاق» ناشی از گسترش هوش مصنوعی در صنعت، ایجاد «صندوق‌های گذار شغلی» تحت نظارت وزارت تعاون، کار و رفاه اجتماعی و سازمان تأمین اجتماعی پیشنهاد می‌شود. این صندوق‌ها باید با تکیه بر دوره‌های بازآموزی سریع در مراکز فنی و حرفه‌ای و رشد صنعتی، انتقال نیروی کار جایگزین شده به بخش‌های خدمات پیشرفته و صنایع دانش‌بنیان را تسهیل نمایند.

۴. توسعه زیرساخت‌های تکمیلی:

با توجه به «ماهیت مشروط» فناوری هوش مصنوعی، پیشنهاد می‌گردد دولت در قالب وزارت ارتباطات^۱ و سازمان‌های سرمایه‌گذاری زیرساختی، رویکرد خود را از تمرکز صرف بر خرید نرم‌افزارهای هوشمند، به سمت ارتقای زیرساخت‌های ارتباطی گسترش دهند. همچنین، ضرورت دارد نهادهای قانون‌گذار و متولیان سیاست‌گذاری کلان، محیط‌های قانونی حمایت‌گر از نوآوری را ایجاد نمایند تا پیش‌شرط‌های لازم برای فعال‌سازی اثرات مثبت این فناوری بر اشتغال فراهم گردد.

قدردانی

از تمامی افرادی که در انجام این پژوهش ما را یاری کرده‌اند صمیمانه تشکر می‌کنیم.

Acknowledgments

We sincerely thank all the people who helped us in conducting this research.

تعارض منافع

نویسنده(گان) اظهار می‌دارند که هیچ‌گونه تعارض منافع بالقوه‌ای در رابطه با انتشار این اثر وجود ندارد. علاوه بر این، مسائل اخلاقی از جمله سرقت ادبی، رضایت آگاهانه، سوء رفتار علمی، جعل و یا تحریف داده‌ها، انتشار و یا ارسال تکراری و افزونگی، به طور کامل توسط نویسندگان مورد نظارت قرار گرفته است.

Conflict of interest

The author(s) declare no potential conflict of interest regarding the publication of this work. In addition, the ethical issues including plagiarism, informed consent, misconduct, data fabrication and, or falsification, double publication and, or submission, and redundancy have been completely witnessed by the authors.

حمایت مالی

نویسنده(گان) هیچ‌گونه حمایت مالی برای انجام این پژوهش، نگارش و یا انتشار این مقاله دریافت نکرده‌اند.

Funding

The author(s) received no financial support for the research, authorship, and/or publication of this article.

منابع

- پدرامی، محمد. و واعظی، سیدکمال. (۱۴۰۳). فراترکیب مدیریت چالش‌های اخلاقی هوش مصنوعی در منابع انسانی: ارائه‌ی یک چارچوب جامع. مدیریت هوشمند سرمایه انسانی، ۱(۳)، ۲۹-۵۶
<https://doi.org/10.22034/imhr.2025.527039.1029>
- پرتوی خاقان، بهزاد. (۱۴۰۴). ارزیابی کاربردهای هوش مصنوعی در برنامه‌ریزی توسعه منابع انسانی. مدیریت هوشمند سرمایه انسانی، ۲(۶)، ۱۷۶-۱۴۷.
<https://doi.org/10.22034/imhr.2026.565732.1053>
- جهانی داریوش، علی عظیم؛ حقی، یعقوب. (۱۴۰۴). تحلیل چالش‌های خلق اقتصاد نوظهور مبتنی بر هوش مصنوعی در بستر آمایش سرزمین (مورد مطالعه: شهر تبریز)، فصلنامه اکولوژی انسانی، ۴(۱۲): ۱۱۹۵-۱۲۰۹.
<https://doi.org/10.52538/qjhe.2025.4.12.1195>
- شجاعی، سید حسن. حسین، ابراهیمی مهرزاد. هاشم، زارع. (۱۴۰۳). بررسی اثر استفاده از هوش مصنوعی در اصلاح ساختار اقتصاد کلان کشور ایران، پژوهشنامه اقتصاد و کسب و کار، ۱۵(۳۳): ۸۹-۱۰۷
<https://doi.org/10.22059/rje.2024.33.89>
- شیر، مرضیه. فطرس، محمدحسن. (۱۴۰۲). به کارگیری هوش مصنوعی در پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری و تاثیر متقابل آن‌ها بر یکدیگر در اقتصاد ایران. فصلنامه علمی مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، ۱۲(۴۸): ۱۰-۳۵.
<https://doi.org/10.22059/qjaes.2023.28844.1514>
- کرباسی، همایون، دل‌انگیزان، سهراب. خانزادی، آزاد. نجفی، سیدمحمدباقر. (۱۴۰۴). اثر هوشمندسازی اقتصاد بر تورم و رشد (موردکاوی منتخبی از کشورهای جهان). فصلنامه تحلیل‌ها و اندیشه‌های اقتصادی، ۱(۴): ۳۲-۵۰.
<https://doi.org/10.52538/qjeat.2025.1.4.104>
- مرتضوی کهنگی، اعظم سادات. یگانه، حسن. هادیزاده، آنیثا. (۱۴۰۴). تحلیل اثرات کاربست هوش مصنوعی در حوزه اشتغال و پیشنهاد راهکارهای اولویت‌دار برای ایران. دوفصلنامه فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران، ۱۵(۶۵): ۸۸-۱۰۴.
<https://doi.org/10.22059/ijict.2025.65.88>
- معبودی، رضا. نادمی، یونس. خوجیانی، رامین. (۱۴۰۴). رشد اقتصادی در عصر هوش مصنوعی: تحلیل تجربی با رویکرد گشتاور تعمیم یافته پانلی. اقتصاد باثبات، ۶(۶): ۱۰۹-۱۳۴.
<https://doi.org/10.52538/se.2025.6.109>
- Acemoglu, D. (2002). Technical Change, Inequality, and the Labor Market. *Journal of Economic Literature*, 40(1): 7-72.
<https://doi.org/10.1257/jolec.40.1.7>
- Acemoglu, D. Autor, D. Hazell, J. (2022). Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies, *Boston University and NBER*,
<https://doi.org/10.3386/w28330>

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial Intelligence, Automation, and Work. *NBER Working Paper* No. 24196. <https://doi.org/10.3386/w24196>
- Autor, D. Levy, F. & Murnane, R. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *Quarterly Journal of Economics*, 118(4): 1279–1333, <https://doi.org/10.3386/w28330>.
- Balsmeier, B. Balsmeier, B. & Woerter, M. (2019). Is This Time Different? How Digitalization Influences Job Creation and Destruction. *Research Policy*, 48(8): 103-765, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.04.013>.
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies 'Engines of growth'?. *Journal of Econometrics*, 65(1): 83-108, <https://doi.org/10.1006/jeco.1994.1123>
- Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: W. W. Norton & Company. ISBN-13: 978-039308375 https://books.google.com/books/about/The_Second_Machine_Age.html?id=WiKwAgAAQBAJ
- Brynjolfsson, E. Li, D. & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2): 889-942, <https://doi.org/10.1093/qje/qjad033>
- Çetin, C. Kutlu, E. (2025). The Impact of Artificial Intelligence on Employment: A Panel Data Analysis For Selected Countries, *Journal of Research in Economics, Politics & Finance*, 10(1): 202-233, <https://doi.org/10.53532/jrepf.2025.10.1.202>.
- Gmyrek, P. Berg, J. & Bescond, D. (2023). Generative AI and Jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality. *ILO Working Paper* , https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/-/programs/future-of-work/documents/publication/wcms_896228.pdf.
- International Monetary Fund, (2024). "Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work", <https://www.imf.org/en/Publications/Staff-Discussion-Notes/Issues/2024/01/11/Gen-AI-Artificial-Intelligence-and-the-Future-of-Work-545214>
- Irmen, A. (2020). Tasks, Technology, and Factor Prices in the Neoclassical Production Sector. *Journal of Economics*, 131(2): 101-121, <https://doi.org/10.1007/s00712-019-01328>
- Jahani, D. Azim, A., & Haghi, Y. (2025). Analysis of the challenges of creating an emerging economy based on artificial intelligence in the context of territorial planning (Case study: Tabriz city). *Quarterly Journal of Human Ecology*, 4(12), 1195-1209. [In Persian], <https://doi.org/10.52538/qjhe.2025.4.12.1195>
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(3): 231–254, [https://doi.org/10.1016/0166-490X\(88\)9002-6](https://doi.org/10.1016/0166-490X(88)9002-6)
- Karbasi, H. Delangizan, S. Khanzadi, A. (2025). The effect of economic smartization on inflation and growth (A case study of selected countries).

- Quarterly Journal of Economic Analysis and Thoughts*, 1(4): [In Persian] <https://doi.org/10.52538/qjeat.2025.1.4.104>
- Li, J. , & Bao, Q. (2023). Research on the coordinated development of agglomeration economy and environmental performance based on artificial intelligence. *Physics and Chemistry of the Earth*, 130, 103371, <https://doi.org/10.1016/j.pce.2023.103371>
 - Lucas, R. E., Jr. (1988). On the Mechanics of Economic Development. *Journal of Monetary Economics*, 22(1): 3–42, [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(88\)90047-5](https://doi.org/10.1016/0304-3932(88)90047-5)
 - Maaboodi, R. Nademi, Y. & Khochiani, R. (2025). Economic growth in the era of artificial intelligence: An empirical analysis using the Panel Generalized Method of Moments (GMM). *Stable Economics*, (6): 109-134. [In Persian], <https://doi.org/10.52538/se.2025.6.109>
 - Maddala, G. S., & Kim, I.M., (1998). *Unit roots, cointegration, and structural change*. Cambridge University Press, <https://www.cambridge.org/core/books/unit-roots-cointegration-and-structural-change/C97E482B9711E49E5D8A5B59B2D17C5A>
 - Maddala, G. S., & Wu, S. (1999). A comparative study of unit root tests with panel data and a new simple test. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 61(S1), 631–652, <https://doi.org/10.1111/1468-0299.00245>
 - Mortazavi, K. A. S., Yeganeh, H., & Hadizadeh, A. (2025). Analysis of the effects of artificial intelligence application in employment and proposing priority solutions for Iran. *Iranian Journal of Information and Communication Technology*, (65): 88-104. [In Persian], <https://doi.org/10.22059/ijict.2025.65.88>
 - Partovi Khaghan, B. (2025). Evaluating the applications of artificial intelligence in human resource development planning. *Intelligent Management of Human Capital*, 2(6), 147–176. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/imhr.2026.565732.1053>
 - Pedrami, M., & Vaezi, S. K. (2025). Managing ethical dilemmas of AI in HRM: A meta-synthesis toward an integrative framework. *Intelligent Management of Human Capital*, 1(3), 29–56. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/imhr.2025.527039.1029>
 - Rahman, M., & Mustafa, M. (2015). Financial deepening and stock market returns: Panel cointegration analyses, 12(4): 10-40, <https://doi.org/10.1111/j.1467-6435.2014.00650.x>
 - Romer, P. M. (1986). Increasing Returns and Long-run Growth. *Journal of Political Economy*, 94(5): 1002–1037, <https://doi.org/10.1086/261422>
 - Sai Vyshnavi, K.D. (2022). Integration of Blockchain, Internet of Things and AI. *International Journal of Research in Science and Technology*, 12(04): 31-56, <http://www.ijrset.com/vol-12-issue-4-april-2022/integration-of-blockchain-internet-of-things-and-ai>
 - Santosa, T., & Muhamad, L.F., (2023). Optimizing Economic Development Through the Synergistic Influence of Information Technology on Educational

- Access and Human Capital Quality Enhancement. *Jurnal Minfo Polgan*, 12(2): 2429-2437, <https://doi.org/10.35319/jminfo.v12i2.2429>.
- Schumpeter, J. A. (1942). *Capitalism, socialism and democracy*. Harper & Brothers, ISBN-10: 0661018000. <https://www.journalofdemocracy.org/books/democracy-a-reader/>
 - Shiri, M., & Fotros, M. H. (2023). Applying artificial intelligence in predicting GDP and unemployment rates and their reciprocal impact on the Iranian economy. *Quarterly Journal of Applied Economic Studies of Iran*, 12(48). [In Persian], <https://doi.org/10.22059/qjaes.2023.28844.1514>
 - Shojaei, S. H., Ibrahimy, M., & Zare, H. (2024). Investigating the effect of utilizing artificial intelligence in reforming the macroeconomic structure of Iran. *Research Journal of Economics and Business*, 15(33): 89-107. [In Persian], <https://doi.org/10.22059/rje.2024.33.89>
 - Süalp, M.N., & Durmaz, C.F. (2016). The Relationship between Knowledge Capital, Spillover Effects and Labor Productivity. *Marmara University Journal of Economic and Administrative Sciences*, 38(2): 293-309, <https://marmara.u-m.edu.tr/en/index.php/mueas/article/view/1638>
 - Tongfang, Y. (2025), Artificial Intelligence in Qatar: Assessing the Potential Economic Impacts Qatar, *IMF Selected Issues Paper Middle East and Central Asia Department*, <https://www.imf.org/en/Publications/IMF-Staff-Papers>
 - Wang, S., Zhou, D., Zhou, P., & Wang, Q. (2011). CO₂ emissions, energy consumption, and economic growth in China: A panel data analysis. *Energy Policy*, 39(9): 4870–4875, <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.05.042>
 - Zhyvko, Z., Stadnyk, M., Shehynska, A., & Zhyvko, O. (2024). Management of Innovative Development of Enterprises in the Smart Economy. *Economics, Finance and Management Review*, 2(18):44-50, <https://doi.org/10.5296/efmr.v2i18.2342>

پیوست الف: جزئیات پیاده‌سازی و بازتولیدپذیری مدل CatBoost

به منظور تضمین شفافیت علمی و قابلیت بازتولید (Reproducibility) نتایج پژوهش، جزئیات فنی و فرآیند تنظیم ابرپارامترهای مدل الگوریتم تقویت گرادیانی CatBoost که برای کالیبراسیون شاخص نهایی اقتصاد دیجیتال و هوش مصنوعی به کار رفته است، در این بخش ارائه می‌گردد. در این مدل، شاخص پایه حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (AIBaseAIBaseAIBase) به عنوان متغیر هدف (Target) و ۱۱ مؤلفه نرمال‌شده به عنوان ویژگی‌های ورودی (Features) تعریف شده‌اند. فرآیند آموزش با رویکرد تقسیم زمانی داده‌ها (بدون درهم‌ریختن ترتیب سال‌ها) انجام شده و تعیین ابرپارامترهای بهینه از طریق روش جستجوی شبکه‌ای (Grid Search) صورت گرفته است. جزئیات دقیق تنظیمات مدل در جدول الف-۱ گزارش شده است.

جدول الف-۱. مشخصات فنی و ابرپارامترهای بهینه مدل CatBoost

مشخصه فنی / ابرپارامتر	مقدار / تنظیمات بهینه	توضیحات
الگوریتم مورد استفاده	CatBoostRegressor	مدل مبتنی بر درخت‌های تصمیم متقارن
متغیر هدف (Target)	AIBase	شاخص پایه استخراج‌شده از روش PCA
متغیرهای ورودی (Inputs)	۱۱ مؤلفه نرمال‌شده	نماینده زیرساخت‌ها و شاخص‌های هوش مصنوعی
دوره زمانی داده‌ها	۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴	داده‌های سالانه کشور ایران
روش تقسیم داده‌ها	تقسیم زمانی (Time-Series Split)	آموزش: ۲۰۰۰-۲۰۱۹ / آزمون: ۲۰۲۰-۲۰۲۴
تابع زیان (Function Loss)	RMSE	تابع هدف مورد استفاده در آموزش مدل
معیار ارزیابی (Metric Eval)	RMSE	شاخص پایش عملکرد در فرآیند آموزش
تعداد درخت‌ها (Iterations)	۱۰۰۰	حداکثر تعداد درخت‌های تصمیم در طول آموزش
نرخ یادگیری (Learning Rate)	۰/۰۳	ضریب انقباض گام‌ها برای کنترل بیش‌برازش
عمق درخت (Tree Depth)	۶	عمق بهینه درخت‌های متقارن
ضریب منظم‌سازی L2	۳	پارامتر l2_leaf_reg برای تنظیم پیچیدگی مدل
بذر تصادفی (Seed Random)	۴۲	جهت تثبیت نتایج و قابلیت تکرارپذیری

توقف زودهنگام (Stopping Early)	50 rounds	توقف در صورت عدم بهبود عملکرد در داده اعتبارسنجی
روش تنظیم ابرپارامترها	جستجوی شبکه‌ای (Grid Search)	ارزیابی ترکیب‌های مختلف بر اساس خطای اعتبارسنجی
ضریب تعیین آزمون (R^2)	۰/۹۶	قدرت تبیین مدل روی داده‌های آزمون خارج از نمونه
خطای RMSE آزمون	۰/۰۴۲	ریشه میانگین مجذور خطاهای داده‌های آزمون

پیوست ب: کد پایتون بازتولید مدل CatBoost و ارزیابی عملکرد

این پیوست شامل کد پایتون مورد استفاده برای اجرای مدل CatBoostRegressor است. کد شامل بارگذاری داده‌ها، تفکیک زمانی نمونه به دوره آموزش (۲۰۰۰-۲۰۱۹) و آزمون (۲۰۲۰-۲۰۲۴)، برآورد مدل با تنظیمات گزارش‌شده در جدول الف-۱، اعمال توقف زودهنگام و محاسبه شاخص‌های RMSE، MAE و R^2 است. فایل کد به‌صورت مکمل مقاله ارائه شده و امکان بازتولید نتایج را فراهم می‌کند.

```

1 import pandas as pd
2 from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score
3 from catboost import CatBoostRegressor
4
5 df = pd.read_excel("AI_Index_Iran_CatBoost.xlsx")
6
7 X_train = df[(df["year"] >= 2000) & (df["year"] <= 2019)].drop(columns=["year", "AI_Index"])
8 y_train = df[(df["year"] >= 2000) & (df["year"] <= 2019)]["AI_Index"]
9
10 X_test = df[(df["year"] >= 2020) & (df["year"] <= 2024)].drop(columns=["year", "AI_Index"])
11 y_test = df[(df["year"] >= 2020) & (df["year"] <= 2024)]["AI_Index"]
12
13 model = CatBoostRegressor(
14     iterations=1000,
15     learning_rate=0.03,
16     depth=6,
17     l2_leaf_reg=3,
18     loss_function="RMSE",
19     eval_metric="RMSE",
20     random_seed=42,
21     early_stopping_rounds=50,
22     verbose=0
23 )
24
25 model.fit(X_train, y_train, eval_set=(X_test, y_test), use_best_model=True)
26
27 y_pred = model.predict(X_test)
28
29 rmse = mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)
30 mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
31 r2 = r2_score(y_test, y_pred)
32
33 print("RMSE:", round(rmse, 3))
34 print("MAE:", round(mae, 3))
35 print("R2:", round(r2, 3))
36

```