

The Dual Effects of Artificial Intelligence on Income Inequality: A Quantile Analysis of Leading Economies

Ramin Khochiani* 

Associate Professor, Department of Economics, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Lorestan, Iran.

Younes Nademi 

Associate Professor, Department of Economics, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Lorestan, Iran.

Reza Maaboudi 

Associate Professor, Department of Economics, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Lorestan, Iran.

Abstract

In recent years, artificial intelligence (AI) has become one of the principal drivers of economic and social change worldwide, yet concerns have been raised about its social and economic consequences—particularly with respect to income distribution and inequality. AI can play a dual role: on the one hand, it may boost productivity and create new employment opportunities; on the other hand, because it is capital-intensive and requires specific skills, the returns to AI may accrue disproportionately to particular groups and thereby exacerbate inequality. This study examines the effect of AI investment on income inequality in countries that are at the forefront of AI deployment. Using panel quantile regression on a sample of 20 countries leading in AI investment over the period 2017–2023, the

* Corresponding Author: khochiany@abru.ac.ir

How to Cite: Khochiani, R., Nademi, Y. and Maaboudi, R. (2024). The Dual Effects of Artificial Intelligence on Income Inequality: A Quantile Analysis of Leading Economies. *Journal of Economic Research*, 94 (24), 185- 232.

Accepted: 13/09/2025

Revise: 13/08/2025

Received: 16/07/2025

ISSN: 1735-210x

eISSN: 2476-6453

analysis reveals that the impact of such investment is heterogeneous and stage-dependent. In the early stages of technological diffusion, higher-income groups benefit disproportionately and inequality increases; however, as AI adoption broadens into smaller firms and the services sector, this pattern reverses and inequality declines. The findings suggest that to harness AI's potential for reducing inequality, complementary policies are necessary—among them large-scale skills training, expansion of public health services, support for small enterprises, and transparent regulation of data ownership and market competition—so that AI contributes to inclusive and sustainable growth.

Introduction

Artificial intelligence has become one of the most important drivers of economic and social change in the world in recent years. With its ability to analyze vast data and make rapid decisions, this technology has enabled economies to improve productivity and service quality, and has created new opportunities for growth and development.

The main objective of this study is to examine the impact of investment in artificial intelligence on income inequality in leading countries in this field. In particular, the study seeks to answer the question of whether investment in artificial intelligence leads to increased inequality in the early stages and whether this trend is reversed as the technology spreads to different sectors of the economy. Given the rapid pace of investment in artificial intelligence and its potential effects on economic structure and income distribution, it is of great importance to examine the effects of this technology on income inequality in different countries. Many previous studies have examined the general relationship between technology and inequality, but few have examined the heterogeneity of these effects across income distributions, particularly using appropriate econometric methods such as quantile panel analysis. The main innovation of this study is to use data from the 20 leading countries in AI investment over the period 2017–2023 and to analyze the staged and

heterogeneous effects of this investment on income inequality. By focusing on the effects of trade, human capital, and public health alongside investment in AI, this study provides a comprehensive view of the factors affecting inequality and helps policymakers plan for the optimal use of technology's potential to reduce inequality.

Methods and Materials

In order to examine the impact of artificial intelligence on income inequality in leading countries in the field of artificial intelligence investment, the following econometric model has been specified, based on theoretical literature:

$$\text{Ineq}_{it} = \beta_1 + \beta_2 \text{AI}_{it} + \beta_3 \text{Gr}_{it} + \beta_4 \text{Prod}_{it} + \beta_5 \text{Hum}_{it} + \beta_6 \text{Open}_{it} + \beta_7 \text{Health}_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

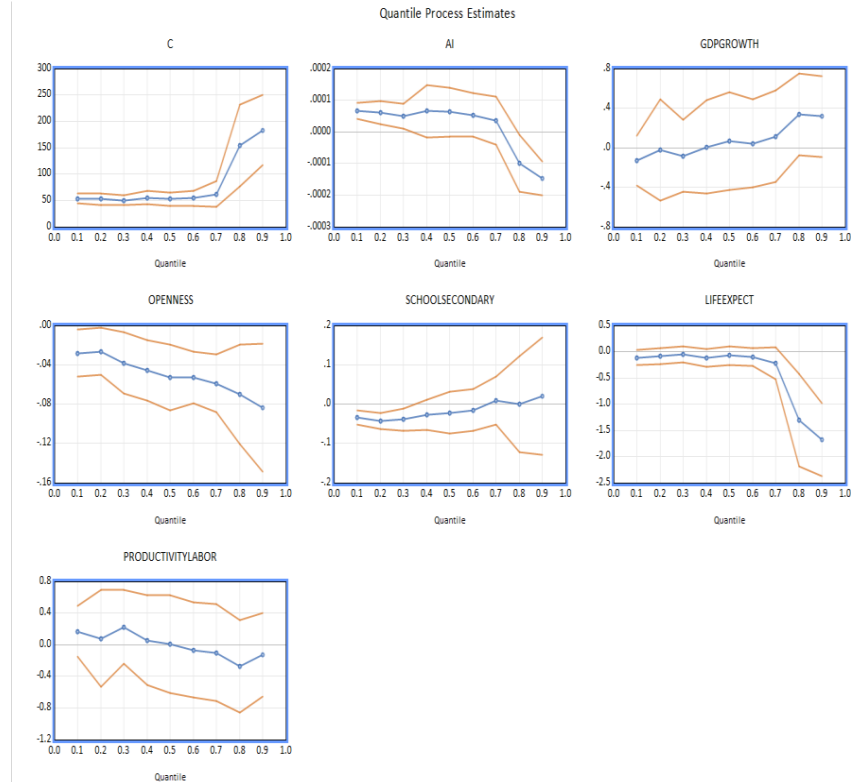
Ineq_{it}, the inequality of income distribution, is calculated using the share of the top 20 percent of the population, and the Gini coefficient is used to examine the robustness of the results. *AI_{it}* is the artificial intelligence index, which uses private sector investment in artificial intelligence in million dollars. The data for the AI index are from Stanford University. *Gr_{it}* is economic growth or real GDP growth, which is extracted from World Bank data. *Prod_{it}* is labor productivity, which shows the annual growth rate of output (constant 2021 GDP, international dollars based on purchasing power parity) per worker, whose data is extracted from the International Labor Organization. *Hum_{it}* is the human capital index, which uses the World Bank's secondary enrollment rate. *Open_{it}* is the openness index of the economy, which is obtained from the sum of exports and imports over GDP, and the source of this data is also the World Bank. Finally, *Health_{it}* is a health index that uses the life expectancy at birth index to indicate the health status of the community. The quantile method was used to estimate Model 1 in order to examine the impact of AI on different levels of income inequality at the level of each decile of the

inequality index. The sample studied includes 20 leading countries in private sector investment in AI in the period 2017-2023.

Results and Discussion

Quantile regression estimates show that the impact of AI technology on income distribution, contrary to conventional linear analyses, is significantly circular along the inequality distribution, rather than being constant. In the lower deciles of inequality, the significant positive coefficient of AI (especially in the 10th to 30th percentiles) suggests a strengthening of the “skill bias” of technology; just as the neoclassical literature on skill-based technological change predicts, the gains from digitization and machine learning initially benefit groups with complementary capabilities (human capital and digital infrastructure), thus increasing the share of the top 20. Beyond the middle of the distribution and entering the 80th and 90th percentiles, the sign of the coefficient reverses, and AI becomes a factor that reduces the weight of the rich deciles; a phenomenon that could reflect the second stage of the “digital Kuznets curve”: when technology penetrates smaller firms, service sectors, and data-driven welfare programs, the initial increasing returns cease and its redistributive effect is activated.

Figure 1. *Effects of explanatory variables on income distribution inequality among different deciles (inequality index: share of the top 20 percent of the population)*



Source: Research Calculations

Conclusion

This study showed that the effect of investment in AI on income inequality is heterogeneous and staged: at low percentiles of inequality, the technological shock increases the share of the upper income classes and, following a “digital Kuznets”-like path after passing through the midpoints of the distribution, reverses, and at high percentiles of inequality, leads to a decrease in the share of the rich and a decrease in the Gini coefficient. This finding confirms, on the one hand, the logic of the “skill bias” of technology and, on the other

hand, the hypothesis of widespread spillovers in the stages of technological maturity.

Keywords: Artificial Intelligence, Income Inequality, Quantile Panel Regression, Bias

JEL Classification: O3, I3, C5, E7

دو روی سکه هوش مصنوعی: تحلیل چند کی نابرابری درآمد در اقتصادهای پیشرو

دانشیار گروه اقتصاد دانشگاه آیت اله بروجردی، عضو گروه پژوهشی علوم داده
زاگرس، بروجرد، لرستان، ایران

رامین خوچانی * 

دانشیار گروه اقتصاد دانشگاه آیت اله بروجردی، عضو گروه پژوهشی علوم داده
زاگرس، بروجرد، لرستان، ایران

یونس نادمی 

دانشیار گروه اقتصاد دانشگاه آیت اله بروجردی، عضو گروه پژوهشی علوم داده
زاگرس، بروجرد، لرستان، ایران

رضا معبودی 

چکیده

هوش مصنوعی در سال‌های اخیر به یکی از مهم‌ترین پیشران‌های تغییرات اقتصادی و اجتماعی در جهان تبدیل شده است، اما نگرانی‌هایی نیز درباره پیامدهای اجتماعی و اقتصادی این فناوری -به ویژه در حوزه توزیع درآمد و نابرابری- مطرح شده است؛ به طوری که ممکن است نقش دوگانه‌ای ایفا کند؛ از یک سو، استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند منجر به افزایش بهره‌وری و خلق فرصت‌های شغلی جدید شود و از سوی دیگر، ممکن است این فناوری به دلیل ماهیت سرمایه‌بر و نیاز به مهارت‌های خاص، درآمدهای حاصل از آن را به گروه‌های خاصی محدود کرده و موجب تشدید نابرابری شود. هدف از این پژوهش، بررسی اثر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی در کشورهای پیشرو در این حوزه است. این پژوهش با استفاده از تحلیل پانل کوانتایل، سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی طی سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۳ را برای ۲۰ کشور پیشرو بررسی کرده است. نتایج نشان داد اثر این سرمایه‌گذاری ناهمگن و مرحله‌ای است؛ به طوری که در مراحل اولیه نفوذ فناوری، گروه‌های پردرآمد سود بیشتری می‌برند و نابرابری افزایش می‌یابد، اما با گسترش استفاده از هوش مصنوعی در بنگاه‌های کوچک‌تر و بخش خدمات، این روند معکوس شده و نابرابری کاهش می‌یابد. نتایج نشان می‌دهد برای بهره‌گیری از ظرفیت‌های هوش مصنوعی در جهت کاهش نابرابری، سیاست‌های مکملی همچون مهارت‌آموزی گسترده، توسعه بهداشت عمومی، حمایت از بنگاه‌های کوچک و تنظیم شفاف مالکیت داده‌ها و رقابت در بازار نیاز است تا فناوری به رشد فراگیر و پایدار منجر شود. کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، نابرابری درآمدی، رگرسیون پانل کوانتیل، سوگیری.

طبقه‌بندی JEL: O3, I3, C5, E7

* نویسنده مسئول: khochiany@abru.ac.ir

۱. مقدمه

هوش مصنوعی در سال‌های اخیر به یکی از مهم‌ترین پیشران‌های تغییرات اقتصادی و اجتماعی در جهان تبدیل شده است. این فناوری با قابلیت تحلیل داده‌های گسترده و تصمیم‌گیری سریع، امکان ارتقای بهره‌وری و بهبود کیفیت خدمات را برای اقتصادها فراهم کرده و فرصت‌های جدیدی برای رشد و توسعه به وجود آورده است. بسیاری از کشورها به‌ویژه کشورهای پیشرو در فناوری، سرمایه‌گذاری‌های وسیعی برای توسعه و استفاده از ظرفیت‌های هوش مصنوعی انجام داده‌اند. در کنار این فرصت‌ها، نگرانی‌هایی نیز درباره پیامدهای اجتماعی و اقتصادی این فناوری به‌ویژه در حوزه توزیع درآمد و نابرابری مطرح شده است. نابرابری درآمدی یکی از چالش‌های مهم اقتصادی و اجتماعی در سطح جهانی است که می‌تواند موجب کاهش کارایی اقتصادی، ایجاد تنش‌های اجتماعی و محدود کردن فرصت‌های رشد شود، اما در این میان، هوش مصنوعی ممکن است نقش دوگانه‌ای ایفا کند. از یک سو، استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند منجر به افزایش بهره‌وری، رشد اقتصادی و خلق فرصت‌های شغلی جدید شود و از سوی دیگر، ممکن است این فناوری به دلیل ماهیت سرمایه‌بر و نیاز به مهارت‌های خاص، درآمد‌های حاصل از آن را به گروه‌های خاصی محدود کرده و موجب تشدید نابرابری شود.

هدف اصلی این پژوهش بررسی اثر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی در کشورهای پیشرو در این حوزه است. به‌ویژه پژوهش به دنبال پاسخ به این سوال است که آیا سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی منجر به افزایش نابرابری در مراحل اولیه می‌شود و آیا با گسترش نفوذ این فناوری به بخش‌های مختلف اقتصادی این روند معکوس می‌شود یا خیر.

با توجه به روند سریع سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی و اثرات بالقوه آن بر ساختار اقتصادی و توزیع درآمد، بررسی اثرات این فناوری بر نابرابری درآمدی در کشورهای مختلف اهمیت زیادی دارد. بسیاری از مطالعات پیشین به بررسی رابطه کلی میان فناوری و نابرابری پرداخته‌اند، اما کمتر پژوهشی به بررسی ناهمگنی این اثرات در سطوح مختلف توزیع درآمد و به‌ویژه با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی مناسب همچون تحلیل پانل

کوانتایل پرداخته است. نوآوری اصلی این پژوهش استفاده از داده‌های ۲۰ کشور پیشرو در سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی طی دوره ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۳ و تحلیل اثرات مرحله‌ای و ناهمگن این سرمایه‌گذاری بر نابرابری درآمدی است. این پژوهش با تمرکز بر اثرات تجارت، سرمایه انسانی و سلامت عمومی در کنار سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی دید جامعی از عوامل موثر بر نابرابری ارائه می‌دهد و به سیاست‌گذاران کمک می‌کند در جهت استفاده بهینه از ظرفیت‌های فناوری در مسیر کاهش نابرابری برنامه‌ریزی کنند.

این مقاله در ادامه به پنج بخش تقسیم شده است؛ در بخش دوم به مرور ادبیات نظری و تجربی مرتبط با اثرات فناوری‌های نوین به‌ویژه هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی پرداخته شده است. در بخش سوم پیشینه پژوهش و در بخش چهارم روش پژوهش تشریح شده است. در این بخش داده‌ها و متغیرهای مورد استفاده، مدل پانل کوانتایل و دلیل انتخاب این روش برای تحلیل ناهمگنی اثرات فناوری بر توزیع درآمد به تفصیل توضیح داده شده است. در بخش پنجم نتایج تجربی پژوهش ارائه و تحلیل گردید. این بخش شامل بررسی اثرات سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری در صدک‌های مختلف توزیع درآمد، اثرات باز بودن تجارت، سرمایه انسانی و سلامت عمومی و همچنین بررسی آزمون‌های استحکام و اعتبار نتایج است. در بخش ششم بحث و نتیجه‌گیری ارائه شده است. در این بخش نتایج پژوهش با مطالعات قبلی مقایسه شده و سیاست‌های پیشنهادی برای بهره‌برداری از ظرفیت‌های هوش مصنوعی در جهت کاهش نابرابری و دستیابی به رشد پایدار و فراگیر پیشنهاد شده است.

۲. ادبیات نظری

مطالعات اخیر تا سال ۲۰۲۵ نشان می‌دهد که هوش مصنوعی نابرابری درآمدی را از طریق چهار کانال اصلی تغییر می‌دهد:

الف- تغییر مهارت‌محور^۱ که با خودکارسازی وظایف ساده، تقاضا برای نیروی کار ماهر را بالا می‌برد و دستمزدها را نامتقارن رشد می‌دهد. به این صورت که هوش مصنوعی

1. Skill-Biased Technical Change

وظایف تکراری و استاندارد شده مانند ورود داده را خودکار می‌کند و در نتیجه تقاضا برای مهارت‌های شناختی و تحلیلی افزایش می‌یابد. مطالعات پانل داده‌ای نشان می‌دهد هر واحد سرمایه‌گذاری بیشتر در AI با افزایش ۰/۲ درصدی رشد TFP همراه است که بیشتر از مهارت‌محور بودن این تغییر ناشی می‌شود. مدل‌های اقتصادسنجی تاریخی نیز تایید می‌کنند که فناوری‌های جدید غالباً نیروی کار کم‌مهارت را جایگزین و نیروی کار ماهر را تکمیل می‌کنند. در نتیجه دستمزد متخصصان AI و تحلیلگران داده تا ۲۰-۳۰ درصد سریع‌تر از دستمزد سایر مشاغل رشد می‌کند. این روند به افزایش ضریب جینی دستمزد منجر شده و شکاف میان دهک‌های بالای درآمد و دهک‌های پایین را گسترش می‌دهد (Cornelli, et al., 2023). در نتیجه جمعیت‌های کم‌مهارت بدون دسترسی به آموزش‌های تخصصی با کاهش تقاضا و کاهش حقوق مواجه می‌شوند.

پژوهش OECD نشان می‌دهد که در کشورهایی با شاخص بالای مواجهه شغلی با AI، شکاف دستمزد درون‌صنعتی کاهش، اما شکاف میان‌صنعتی افزایش یافته است. عدم تطبیق مهارت^۱ میان آنچه نیروی کار آموزش دیده و آنچه بازار طلب می‌کند این اثر مهارت‌محور را تشدید می‌کند (Georgieff, 2024).

به نظر می‌رسد آموزش مجدد^۲ و آموزش متمرکز بر داده‌کاوی و مهارت‌های ML^۳ برای تعدیل این نابرابری ضروری است. در غیاب سیاست‌های آموزشی هدفمند، این کانال مهارت‌محور می‌تواند به نابرابری دائمی در بازار کار بینجامد (Cornelli, et al., 2023). ب- تغییر سرمایه‌محور^۴ AI به مثابه نوعی سرمایه فیزیکی-دیجیتال، بازده سرمایه را نسبت به نیروی کار افزایش می‌دهد و سهم ثروت را متمرکز می‌سازد. مدل‌های تجربی با استفاده از داده‌های سرمایه AI نشان داده‌اند که انباشت سرمایه AI با افزایش ۰/۳ تا ۰/۵ واحد درصدی در سهم سرمایه در تولید همراه است. (Skare, et al., 2024)

-
1. Skill mismatch
 2. Reskilling
 3. Machine Learning
 4. Capital-Biased Change

سرمایه‌داران فناوری با دسترسی به منابع مالی و داده‌های گسترده می‌توانند بازدهی بیشتری از سرمایه‌گذاری‌های AI کسب کنند. این تمرکز بازدهی در نهایت به انباشت ثروت در دست گروه کوچکی از سرمایه‌گذاران منجر می‌شود و همزمان دستمزد نیروی کار به دلیل اتوماسیون و جایگزینی وظایف تکراری تحت فشار نزولی قرار می‌گیرد.

مطالعات پانل کشورهای پیشرفته نشان می‌دهند افزایش سهم سرمایه‌گذاری در AI با کاهش سهم نیروی کار در تولید همراه است. این کاهش سهم نیروی کار می‌تواند منجر به کاهش درآمد متوسط خانوار و افزایش نابرابری ثروت شود. ادبیات نشان می‌دهد چرخه‌های بازخوردی میان بازدهی بالای سرمایه و سرمایه‌گذاری بیشتر در AI باعث تشدید این بی‌عدالتی می‌شود (Ibid). مکانیسم مالیات بر سرمایه یا مالیات بر بازده AI می‌تواند تا حدودی این تمرکز ثروت را تعدیل کند. در نبود سازوکارهای توزیعی، اثرات سرمایه‌محور به گسترش نابرابری درآمد و ثروت دامن می‌زند.

ج- تمرکز بازار و شرکت‌های ابرستار^۱ که موانع ورود جدیدی ایجاد می‌کنند و قدرت چانه‌زنی نیروی کار را تضعیف می‌کند^۲. شرکت‌های بزرگ فناوری با سرمایه‌گذاری گسترده در AI توانسته‌اند سهم بازار خود را به شدت افزایش دهند. این ابرستارها با استفاده از داده‌های کلان و زیرساخت‌های ابری موانع ورود را برای رقبای بالا برده‌اند. قدرت چانه‌زنی چشمگیر این شرکت‌ها باعث شده نیروی کار نتواند دستمزدهای منصفانه مطالبه

1. Superstar firms

۲. ابرستار به آن دسته از شرکت‌ها گفته می‌شود که به واسطه بهره‌مندی از مزیت‌های فناوری، شبکه‌های کاربری و اقتصاد مقیاس، سهم بسیار بالایی از سود و بازار را در صنایع خود به دست می‌آورند. این شرکت‌ها معمولاً در فهرست ۲۰ شرکت برتر از نظر ارزش بازار در سطح اقتصاد کلان و یا ۴ شرکت برتر در هر صنعت قرار می‌گیرند. رشد فناوری‌هایی مانند AI و سرمایه‌گذاری‌های عظیم در زیرساخت‌های دیجیتال فرصت‌های انحصاری بیشتری برای ابرستارها ایجاد می‌کند و موانع ورود رقبای کوچک‌تر را تقویت می‌نماید. در نتیجه، بازده سرمایه‌گذاری این شرکت‌ها بسیار سریع‌تر از متوسط بازار رشد می‌کند و قدرت چانه‌زنی آن‌ها در تعیین قیمت‌ها و دستمزدها افزایش می‌یابد. ظهور ابرستارها به گسترش نابرابری درآمدی و ثروت بین طبقات و شرکت‌ها منجر می‌شود، چرا که سهم نیروی کار و شرکت‌های متوسط و کوچک کاهش می‌یابد.

کند. نابرابری میان شرکت‌های بزرگ و SME^۱ افزایش یافته و بهره‌برداری از اقتصاد مقیاس AI در انحصار عده‌ای محدود قرار می‌گیرد (Cornelli, et al., 2023).

یافته‌های بانک تسویه حساب‌های بین‌المللی^۲ نشان می‌دهد تمرکز سرمایه‌گذاری AI در بخش‌هایی مانند شبکه‌سازی و رباتیک، نابرابری را تشدید کرده است. مدل‌های اقتصادسنجی حاکی از آن است که این تمرکز بازار با کاهش اشتغال در شرکت‌های کوچک و متوسط همراه بوده است. قدرت انحصاری شرکت‌های ابرستار می‌تواند نوآوری رقبا را نیز محدود و به تثبیت نابرابری کمک کند. البته ابزارهای ضدتراست و سیاست‌های رقابتی می‌توانند این موانع را کاهش دهند. در غیاب مقررات قوی، کانال تمرکز بازار به نابرابری درآمدی و ثروت دامن می‌زند.

د- شکاف دسترسی دیجیتال^۳، دسترسی نابرابر به اینترنت پرسرعت و آموزش دیجیتال، گروه‌های محروم را از فرصت‌ها دور نگه می‌دارد. در مناطق روستایی متوسط سواد دیجیتال ۳۷/۷ درصد کمتر از مناطق شهری است (Liu & Zhou, 2023) که موانع جدی در بهره‌گیری از AI می‌تواند ایجاد کند.

پژوهش دانشگاه کالیفرنیا نشان می‌دهد کارگران لاتین تبار بیشتر در صنایعی هستند که با کمبود آموزش دیجیتال مواجه‌اند و در معرض خطر بیکاری AI قرار می‌گیرند (<https://apnews.com>). بدون دسترسی به ابزارها و آموزش مناسب، این گروه‌ها نمی‌توانند مهارت‌های AI را یاد بگیرند و درآمدشان کاهش می‌یابد (Liu & Zhou, 2023). ایجاد مراکز آموزشی محلی برای AI و تامین اینترنت رایگان می‌تواند این شکاف را کاهش دهد. تنها با رفع موانع دسترسی می‌توان از پتانسیل AI برای کاهش نابرابری بهره برد. مشارکت بخش خصوصی و دولت در زیرساخت‌های دیجیتال کلید حل شکاف دیجیتال است. این بررسی نشان می‌دهد که بدون سیاست‌های توزیعی و آموزشی هدفمند، نفوذ گسترده AI نابرابری درآمدی و ثروت را تشدید می‌کند، اما با طراحی هوشمندانه

1 . small and medium-sized enterprises

2 . Bank for International Settlements: BIS

3. Digital Divide

چارچوب‌های مالیاتی، آموزشی و رقابتی می‌توان این روند را به سمت توسعه فراگیر و عادلانه هدایت کرد.

تنظیم مالیات بر سرمایه و بازده AI می‌تواند انگیزه سرمایه‌گذاران را به سمت استخدام نیروی کار معطوف کند. اصلاح نسبت مالیات بر کار به مالیات بر سرمایه از جمله پیشنهادات OECD برای کاهش اتوماسیون مفرط است. همچنین سیاست‌های آموزشی هدفمند در مهارت‌های AI و علوم داده می‌تواند جلوی تشدید شکاف مهارتی را بگیرد. بهره‌گیری از یادگیری تقویتی برای طراحی مالیات پویا می‌تواند هم بهره‌وری و هم عدالت را افزایش دهد. حمایت از برنامه‌های آموزش مجدد و انتقال شغلی می‌تواند بیکاری ساختاری را کاهش دهد و در نهایت، مشارکت ذی‌نفعان دولتی و خصوصی در تدوین سیاست‌های AI محور برای توزیع فراگیر منافع حیاتی است.

۳. پیشینه پژوهش

ژائو و هو^۱ (۲۰۲۵) با بهره‌گیری از داده‌های پنل استانی چین طی دوره ۲۰۲۳-۲۰۱۰ رابطه بین نفوذ AI و تغییرات نابرابری درآمدی میان صنایع را تحلیل می‌کند. پژوهشگران از رگرسیون‌های پنل با کنترل آثار ثابت زمانی و مکانی استفاده کردند تا اثرات بالقوه متغیرهای همزمانی را خنثی کنند. نتایج نشان می‌دهد هر ۱ درصد افزایش در شاخص هوشمندسازی صنعتی درآمد بخش خدمات را نسبت به بخش تولید تا ۰/۴۱ درصد افزایش می‌دهد و شکاف صنایع پیشرفته و سنتی را گسترش می‌دهد.

کرنلی، فراست و میشر^۲ (۲۰۲۳) با استفاده از داده‌های ۸۶ کشور طی بازه ۲۰۱۹-۲۰۲۱۰ رابطه میان سرمایه‌گذاری‌های مرتبط با AI و تغییرات سهم درآمدی دهک‌های مختلف را بررسی می‌کند. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد افزایش سرمایه‌گذاری AI با انتقال سهم درآمد به دهک‌های بالاتر همراه است چرا که AI موجب جابه‌جایی ساختاری در تولید و بازار کار می‌شود.

1. Zhao, X. & Hou, Z.

2. Cornelli, G., et al.

یو^۱ (۲۰۲۳) در پژوهشی تاثیر AI بر اشتغال و نابرابری درآمد را از منظر جانشینی و خلق مشاغل، استثمار عاطفی، شکاف دیجیتال و تقابل میان نخبه‌های کدنویس و طبقه کارگر سایبری بررسی می‌کند. برای بررسی مشکلات پیش روی عصر هوش مصنوعی این مقاله به طور عمیق رابطه انسان و ماشین، اشتغال و نابرابری درآمد در عصر دیجیتال را تجزیه و تحلیل می‌کند و بر اساس تحقیقات موجود در مورد تاثیر هوش مصنوعی بر اشتغال چشم‌اندازی را ارائه می‌دهد.

وانگ، کائو و دانگ^۲ (۲۰۲۳) با بهره‌گیری از پتنت‌های AI و داده‌های نظرسنجی بنگاه‌های خصوصی چین رابطه میان AI و توزیع درآمد میان سود و دستمزد را بررسی کرده‌اند. نتایج نشان می‌دهد اثر AI بر توزیع درآمد U شکل است: در مرحله اولیه سهم نیروی کار کاهش و سهم سرمایه افزایش می‌یابد، سپس با ملاحظه ویژگی‌های بنگاه آموزش کارکنان و مشوق‌های سود، توزیع به سمت دستمزد حرکت می‌کند.

کیلنوا و کورینک^۳ (۲۰۲۱) پیشرفت‌های AI که به اتوماسیون نیروی کار منجر می‌شوند می‌توانند پیامدهای شدیدی برای بازار کار و نابرابری داشته باشند. این مقاله چارچوبی برای تحلیل اثرات انواع مختلف سیستم‌های AI بر تقاضای نیروی کار و نابرابری ارائه می‌دهد؛ به گونه‌ای که هم افزایش بهره‌وری و ثروت کلی جامعه و هم آثار جابه‌جایی شغلی در نظر گرفته شود. چنین تحلیلی به شرکت‌ها، پژوهشگران و سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا مسیر توسعه AI را به سوی رفاه مشترک و آینده‌ای فراگیر هدایت کنند.

لیانگ^۴ (۲۰۲۴) پیامدهای گسترده نفوذ AI بر اشتغال و توزیع درآمد را به‌ویژه در پاندمی COVID-19 بررسی می‌کند. لیانگ نتیجه می‌گیرد که با خودکارسازی وظایف تکراری، جابه‌جایی شغلی و شکل‌گیری نقش‌های جدید، نابرابری میان گروه‌های کم‌درآمد و پردرآمد تداوم می‌یابد. تحول شغلی نیازمند انعطاف‌پذیری و کسب مهارت‌های جدید است تا فرصت‌های AI به صورت عادلانه توزیع شود.

1. Yue, Q.

2. Wang, L., et al.

3 . Klinova, K. & Korinek, A.

4. Liang, Y.

عبدووالیف^۱ (۲۰۲۵) نشان داد که ظهور AI با ایجاد تفاوت‌های شدید در بازار کار، تقاضا برای نیروی کار ماهر را افزایش داده و شغل‌های کم‌مهارت را کاهش می‌دهد. این پدیده نابرابری درآمدی را در کشورهای توسعه‌یافته تشدید کرده و شکاف میان کشورها را افزایش می‌دهد. برای کاهش این اثرات، پیشنهاد‌های سیاستی شامل برنامه‌های بازآموزی، مالیات تصاعدی بر درآمد AI و همکاری بین‌المللی برای دسترسی برابر به فناوری ارائه شده است.

پایچ و سرکین^۲ (۲۰۲۵) بر آثار AI بر برابری جهانی، توانمندی‌های شناختی و ثبات اقتصادی متمرکز شده است و نشان داده که اگرچه AI فرصت‌هایی در حوزه‌های سلامت و آموزش ایجاد می‌کند، رشد سریع آن می‌تواند نابرابری جهانی را تشدید و وابستگی به سیستم‌های خودکار شناختی را افزایش دهد. از این رو، نیازمند حکمرانی قوی و چارچوب‌های اخلاقی برای تضمین توزیع عادلانه منافع AI هستیم.

در حوزه سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی در داخل مطالعاتی صورت نگرفته است، اما در بحث مدل پژوهش که از رگرسیون چندک استفاده شده است؛ می‌توان به مطالعه ازوجی و همکاران (۱۳۹۸) اشاره کرد که رابطه سرمایه انسانی و بهره‌وری نیروی کار از منظر خرد به ویژه ابعاد مختلف سرمایه انسانی (تحصیل، سلامت و تجربه) بر بهره‌وری نیروی کار را نشان داده‌اند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد در چندک‌های مختلف، هر سه مولفه سرمایه انسانی بر بهره‌وری شاغلان (حقوق بگیر شاغلان خصوصی)، اثر مثبت و معنی‌داری داشته است.

مطالعات متعددی در سال‌های اخیر به بررسی آثار هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی پرداخته‌اند. با این حال، بخش قابل توجهی از این پژوهش‌ها دارای محدودیت‌هایی است؛ نخست، بیشتر آن‌ها تمرکز جغرافیایی محدود (اغلب بر چین یا ایالات متحده آمریکا) دارند یا با شاخص‌های غیرمستقیم مانند پتنت و جست‌وجوهای اینترنتی به سنجش نفوذ AI پرداخته‌اند که ممکن است کاربرد واقعی فناوری در محیط کار را به خوبی بازتاب ندهد.

1. Abduvaliev, A.

2. Pać, G., & Serkin, L.

دوم، بیشتر تحلیل‌ها رابطه میان AI و نابرابری را به صورت خطی و در سطح میانگین بررسی کرده‌اند، در حالی که شواهد نظری از وجود روابط غیرخطی، پویا و چندلایه پشتیبانی می‌کنند. همچنین کمتر پژوهشی به ناهمگنی اثرات AI در سطوح مختلف درآمدی توجه کرده و از روش‌های تحلیلی مانند رگرسیون چندک که توانایی بررسی این ناهمگنی را دارد، بهره گرفته است. از این منظر، پژوهش حاضر با استفاده از داده‌های بین‌المللی ۲۰ کشور و رویکرد رگرسیون چندک، گامی نوین در تحلیل اثرات هوش مصنوعی در توزیع درآمدی برمی‌دارد. این پژوهش با شناسایی تفاوت اثرات در دهک‌های پایین و بالای درآمدی، تحلیل دقیق‌تری از پیامدهای اجتماعی نفوذ فناوری ارائه می‌دهد. همچنین برخلاف مطالعات موجود که بیشتر به تحلیل میانگین متغیر وابسته بسنده کرده‌اند، پژوهش حاضر با بررسی در چندک‌های مختلف و کنترل آثار زمانی و کشوری، تصویری واقع‌گرایانه‌تر و سیاست‌پذیرتر از رابطه AI و نابرابری ترسیم می‌کند.

۴. روش پژوهش

به منظور بررسی اثرگذاری هوش مصنوعی بر نابرابری توزیع درآمد در کشورهای پیشرو در زمینه سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی، برگرفته از مطالب ادبیات نظری، مدل اقتصادسنجی ارائه شده در رابطه (۱) تصریح شده است.

$$\text{Ineq}_{it} = \beta_1 + \beta_2 \text{AI}_{it} + \beta_3 \text{Gr}_{it} + \beta_4 \text{Prod}_{it} + \beta_5 \text{Hum}_{it} + \beta_6 \text{Open}_{it} + \beta_7 \text{Health}_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

که در آن Ineq_{it} نابرابری توزیع درآمد است که برای محاسبه آن از سهم ۲۰ درصد دهک‌های بالایی جامعه و همچنین ضریب جینی برای بررسی استحکام نتایج استفاده می‌شود. AI_{it} شاخص هوش مصنوعی است که در اینجا از سرمایه‌گذاری بخش خصوصی در هوش مصنوعی بر حسب میلیون دلار استفاده شده است. این متغیر، نماینده شدت نفوذ و سرمایه‌گذاری در فناوری AI است. از دید نظری، افزایش سرمایه‌گذاری AI هم کانال مهارت‌محور (افزایش تقاضا برای نیروی کار ماهر) و هم کانال سرمایه‌محور (افزایش سهم

بازدهی سرمایه) را فعال می‌کند. همچنین تمرکز این سرمایه‌گذاری‌ها در شرکت‌های بزرگ، کانال تمرکز بازار را تقویت می‌د. داده‌های شاخص هوش مصنوعی از دانشگاه استنفورد دریافت شده است. Gr_{it} رشد اقتصادی یا رشد تولید ناخالص داخلی واقعی است که از داده‌های بانک جهانی استخراج شده است. رشد اقتصادی می‌تواند از طریق ایجاد اشتغال و افزایش درآمدها، نابرابری را کاهش دهد یا در صورت رشد سرمایه‌محور و بدون سازوکار توزیعی نابرابری را تشدید کند (بحث کلاسیک کوزنتس و نقدهای پس از آن). بنابراین گنجاندن رشد به عنوان کنترل ضروری است تا اثر خالص AI تفکیک شود. $Prod_{it}$ بهره‌وری نیروی کار است که نرخ رشد سالانه تولید (تولید ناخالص داخلی ثابت ۲۰۲۱، دلار بین‌المللی بر اساس برابری قدرت خرید) به ازای هر کارگر را نشان می‌دهد که داده‌های آن از سازمان بین‌المللی کار استخراج شده است. اگر AI منجر به سرریزهای بهره‌وری شود، این متغیر می‌تواند یکی از مکانیزم‌های کاهش نابرابری از طریق رشد واقعی درآمدها برای طبقات میانی و پایین یا در صورت توزیع نامتقارن منافع، تشدید نابرابری را نشان دهد. وارد کردن بهره‌وری به عنوان کنترل، کمک می‌کند تا تشخیص دهیم آیا تغییرات توزیعی تنها از کانال بهره‌وری است یا به طور مستقیم از کانال سرمایه و مهارت. Hum_{it} شاخص سرمایه انسانی است که از نرخ ثبت نام متوسط بانک جهانی برای آن استفاده شده است. سرمایه انسانی تعیین‌کننده توان تطبیقی نیروی کار نسبت به فناوری‌های جدید است؛ بالاتر بودن ثبت نام متوسط نشان‌دهنده ظرفیت بیشتر نیروی کار برای کسب مهارت‌های مکمل AI و کاهش اثر «سوگیری مهارتی» است. بنابراین، این متغیر نقش تعدیلی بر رابطه $AI \rightarrow Ineq$ دارد. $Open_{it}$ شاخص درجه باز بودن اقتصاد است که از جمع صادرات و واردات بر تولید ناخالص داخلی به دست آمده است و منبع استخراج این داده‌ها نیز بانک جهانی است. تجارت می‌تواند مسیر انتقال فناوری، رقابت و سرریزهای دانش را تسهیل کند که به نفع کاهش نابرابری در شرایطی که نیروی کار دارای مزیت نسبی است، عمل می‌کند؛ در بستر AI ، تجارت باز می‌تواند انتشار فناوری و رقابت را تسهیل کرده و اثر تمرکز فناوری را تضعیف کند. در نهایت $Health_{it}$ شاخص سلامت است که از شاخص امید به زندگی در بدو تولد برای نشان دادن وضعیت سلامت جامعه

استفاده شده است. سلامت عمومی بهتر، توانایی انسان‌ها را برای آموزش و کار افزایش داده و از آسیب‌پذیری گروه‌های کم‌درآمد می‌کاهد؛ از این رو، سرمایه‌گذاری در سلامت می‌تواند به عنوان یک کانال بازتوزیعی عمل کند و در جوامع با نابرابری عمیق‌تر اثر قوی‌تری داشته باشد.

برای برآورد مدل (۱) از روش چندک یا کوانتایل^۱ استفاده شده است تا بتوان تاثیر هوش مصنوعی را بر سطوح مختلف نابرابری توزیع درآمد در سطح هر دهک از شاخص نابرابری را بررسی کرد.

پژوهش حاضر برای بررسی تاثیر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی از روش رگرسیون چندک استفاده کرده است. دلیل انتخاب این روش، محدودیت‌های روش‌های متعارف اقتصادسنجی (مانند رگرسیون خطی معمولی یا روش‌های پانل ساده) در تحلیل دقیق و مرحله‌ای نابرابری است. به طور مشخص، روش‌های سنتی نظیر حداقل مربعات معمولی (OLS) یا پانل خطی، تنها ضرایب متوسط (Mean Effects) متغیرهای توضیحی را بر متغیر وابسته ارائه می‌دهند و در نتیجه نمی‌توانند تفاوت در شدت و جهت تاثیر متغیرها را در قسمت‌های مختلف توزیع درآمدی (به عنوان مثال، دهک‌های بالا یا پایین درآمدی) به درستی منعکس کنند.

با توجه به اینکه هدف اصلی پژوهش حاضر بررسی اثرات غیرخطی و مرحله‌ای نفوذ فناوری هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی است، استفاده از روش رگرسیون چندک ضرورت یافته است. روش چندک این امکان را فراهم می‌کند تا اثر متغیر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی (و سایر متغیرهای مستقل) را در نقاط مختلف توزیع درآمدی (از دهک‌های پایین تا بالا) به صورت جداگانه ارزیابی کنیم. به عبارت دیگر، این روش اجازه می‌دهد تا تاثیر متغیر توضیحی در دهک‌های مختلف نابرابری به طور مستقل بررسی شود و بتوان مشخص کرد که آیا سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی در جوامع به نسبت برابر و نابرابر، اثر یکسانی دارد یا خیر.

1. Quantile

به این ترتیب، روش کوانتایل با شناسایی ناهمگنی‌ها و اثرات متغیرها در بخش‌های مختلف توزیع درآمد، تصویری جامع‌تر و دقیق‌تر از روابط میان هوش مصنوعی و نابرابری فراهم می‌کند و بنابراین برای اهداف این پژوهش از قابلیت بیشتری برخوردار است. برای برآورد مدل‌های پایه و کوانتایل از نرم افزار Eviews استفاده شده و همچنین برای آزمون کرانه‌های مانسکی^۱ از برنامه‌نویسی در R استفاده شده است. نمونه مورد بررسی شامل ۲۰ کشور پیشگام در سرمایه‌گذاری بخش خصوصی در هوش مصنوعی^۲ در بازه زمانی ۲۰۱۷-۲۰۲۳ است. دلیل انتخاب این کشورها وجود آمار و اطلاعات در خصوص میزان سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بوده است. جدول (۱) آمار توصیفی متغیرهای استفاده شده را نشان می‌دهد.

جدول ۱. آمار توصیفی متغیرها

نام متغیر	نحوه محاسبه	منبع داده	میانگین	انحراف معیار
Ineq _{it}	سهم ۲۰ درصد دهک‌های بالایی جامعه	WDI	۴۱/۶۰	۵/۲۰
	ضریب جینی	WDI	۳۴/۱۶	۶/۳۹
	سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی جامعه	WDI	۷۳/۵۳	۴/۷۹
AI _{it}	سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی	Stanford Database (https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report)	۳۴۸۳/۷۶	۱۱۰۰۵/۰۴

1. Manski Bounds

۲. استرالیا، اتریش، بلژیک، برزیل، کانادا، چین، دانمارک، فنلاند، فرانسه، آلمان، هند، ایتالیا، ژاپن، کره جنوبی، نروژ، روسیه، سنگاپور، اسپانیا، بریتانیا و ایالات متحده آمریکا.

ادامه جدول ۱.

نام متغیر	نحوه محاسبه	منبع داده	میانگین	انحراف معیار
Gr_{it}	رشد سالانه تولید ناخالص داخلی واقعی (به درصد)	WDI	۲/۰۱	۳/۵۴
$Prod_{it}$	نرخ رشد سالانه تولید به ازای هر کارگر	ILO	۰/۸۹	۲/۹۳
Hum_{it}	نرخ ناخالص ثبت نام متوسطه	WDI	۱۱۱/۴۶	۱۸/۸۸
$Open_{it}$	جمع صادرات و واردات بر تولید ناخالص داخلی	WDI	۸۱/۳۶	۶۵/۲۷
$Health_{it}$	شاخص امید به زندگی در بدو تولد	WDI	۸۰/۴۱	۳/۸۰

منبع: یافته‌های پژوهش

براساس داده‌های جدول (۱)، آمار توصیفی متغیرهای اصلی به شرح زیر قابل تحلیل است. این آمار (میانگین و انحراف معیار) تصویری از مرکز توزیع و میزان پراکندگی هر متغیر در میان کشورهای مورد مطالعه طی دوره ۲۰۱۷-۲۰۲۳ ارائه می‌کند:

- **سهم ۲۰ درصد بالایی جامعه:** میانگین سهم ۲۰ درصد ثروتمند جامعه برابر با ۴۱/۶۰ درصد و انحراف معیار آن ۵/۲۰ واحد درصد است. این به آن معناست که به طور متوسط، ۲۰ درصد پردرآمدترین افراد حدود دو پنجم کل درآمد را در اختیار دارند. انحراف معیار نسبتاً بالای ۵/۲۰ واحد درصد نشان‌دهنده پراکندگی قابل توجه در میان

کشورهای مختلف یا دوره‌های زمانی است؛ به طوری که در برخی موارد سهم ۲۰ درصد بالایی ممکن است به حدود ۵۰ درصد نیز برسد و در مواردی دیگر این سهم نزدیک به ۳۵ درصد باشد. بنابراین، هر چند در مجموع تمرکز درآمد در بخش بالایی جامعه به نسبت زیاد است، شدت نابرابری درآمدی بین کشورهای پیشرو مورد بررسی تفاوت محسوسی دارد.

• **ضریب جینی:** ضریب جینی با میانگین $34/16$ و انحراف معیار $6/39$ واحد همراه است. این میانگین نشان‌دهنده سطح نابرابری درآمدی متوسط در جامعه (در مقیاس ۰ تا ۱۰۰) است که با وضعیت بسیاری از اقتصادهای نسبتاً توسعه‌یافته همخوانی دارد. مقدار میانگین ۳۴ واحد به این معناست که توزیع درآمد به طور کلی متوازن‌تر از کشورهای بسیار نابرابر (با جینی‌های بالاتر از ۴۰) است، اما همچنان فاصله قابل توجهی تا برابری کامل دارد. انحراف معیار $6/39$ واحد گویای تفاوت‌های چشمگیر بین مشاهدات مختلف است؛ به بیان دیگر، برخی کشورها/سال‌ها دارای ضریب جینی به مراتب پایین‌تر (مثلاً در حدود ۲۵ تا ۳۰ که بیانگر نابرابری کمتر است) و برخی دیگر دارای ضریب جینی بالاتر (مثلاً بالای ۴۰ که نشان‌دهنده نابرابری بیشتر است) بوده‌اند. این دامنه تغییرات نشان می‌دهد که سطح نابرابری درآمدی در کشورهای مورد مطالعه یکسان نیست و به عوامل اقتصادی و اجتماعی هر کشور بستگی داشته است.

• **نسبت سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی:** این شاخص نابرابری دارای میانگین $73/53$ درصد و انحراف معیار $4/79$ واحد درصد است. میانگین $73/53$ به این معناست که به طور متوسط مجموع درآمدی که ۱۰ درصد ثروتمند جامعه در اختیار دارند، معادل حدود سه‌چهارم درآمد مجموع ۹۰ درصد کم‌درآمد است. انحراف معیار حدود $4/8$ واحد نیز نشان می‌دهد که مقدار این نسبت در میان کشورهای مختلف تفاوت‌هایی دارد، هرچند این پراکندگی نسبتاً محدود است. در کشورهایی که نابرابری کمتر است، سهم گروه‌های کم‌درآمد به مراتب بیشتر بوده و نسبت یاد شده بزرگ‌تر (نزدیک‌تر به ۱۰۰ درصد) مشاهده می‌شود؛ برعکس، در کشورهای با نابرابری بیشتر، سهم ۱۰ درصد بالایی جامعه بسیار بیشتر از ۹۰ درصد پایینی بوده و این نسبت کوچک‌تر

(دورتر از ۱۰۰ درصد) است. با این حال، انحراف معیار نسبتاً کوچک حاکی از آن است که الگوی کلی نسبت درآمد میان گروه‌های پردرآمد و کم‌درآمد در اغلب کشورهای مورد بررسی تا حدودی مشابه بوده و تفاوت‌های بسیار افراطی میان آن‌ها دیده نمی‌شود.

• **سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی:** میانگین سالانه سرمایه‌گذاری خصوصی در هوش مصنوعی در کشورهای پیشرو حدود ۳۴۸۳/۷۶ میلیون دلار و انحراف معیار آن ۱۱۰۰۵/۰۴ واحد (میلیون دلار) بوده است. این میانگین بالا نشان می‌دهد که به طور کلی سرمایه‌گذاری قابل توجهی در زمینه AI انجام شده است؛ با این وجود، انحراف معیار بسیار بزرگ (بیش از سه برابر میانگین) بیانگر توزیع به شدت ناهمگون این متغیر بین کشورها است. به عبارت دیگر، پراکندگی گسترده داده‌های AI حکایت از آن دارد که چند کشور معدود از جمله ایالات متحده آمریکا سرمایه‌گذاری‌هایی بسیار فراتر از متوسط (مثلاً چندین برابر میانگین) انجام داده‌اند در حالی که بسیاری دیگر سرمایه‌گذاری‌هایی به مراتب کمتر از میانگین داشته‌اند. این شکاف زیاد حاکی از آن است که همه کشورهای نمونه جزء پیشتازان سرمایه‌گذاری AI هستند، اما سهم برخی کشورها در این عرصه به شکل چشمگیری بالاتر بوده و توزیع سرمایه‌گذاری میان کشورها بسیار نامتوازن است.

• **رشد سالانه تولید ناخالص داخلی واقعی:** میانگین نرخ رشد سالانه GDP واقعی ۲/۰۱ و انحراف معیار آن ۳/۵۴ واحد درصد گزارش شده است. رشد متوسط ۲ درصد در سال نشان می‌دهد که اقتصادهای مورد بررسی طی دوره مورد مطالعه به طور کلی رشد مثبتی ولی نسبتاً ملایم (متناسب با روند معمول اقتصادهای توسعه‌یافته) داشته‌اند. با این حال، انحراف معیار ۳/۵۴ واحد درصد که نسبت به میانگین رقم بالایی محسوب می‌شود نشان‌دهنده نوسانات قابل توجهی در نرخ‌های رشد میان کشورها و سال‌های مختلف است. این پراکندگی وسیع تا حدی ناشی از وقوع شوک‌ها و دوره‌های رکودی موقت (برای مثال رشدهای منفی شدید در سال ۲۰۲۰ به دلیل همه‌گیری COVID-19 و سپس جهش‌های مثبت در سال‌های بعد (و تفاوت‌های ساختاری بین اقتصادها) بوده است. به بیان دیگر، برخی کشورها/ سال‌ها رشدهای بسیار پایین یا حتی منفی را تجربه کرده‌اند، در

حالی که برخی دیگر رشدهای بالاتر از میانگین داشته‌اند؛ بنابراین، ثبات رشد اقتصادی در این نمونه کشورها یکدست نبوده و پراکندگی مشهودی دارد.

• **بهره‌وری نیروی کار:** نرخ رشد بهره‌وری نیروی کار (تولید سرانه نیروی کار) در نمونه مورد بررسی دارای میانگین ۰/۸۹ درصد و انحراف معیار ۲/۹۳ واحد درصد است. میانگین نزدیک به صفر (کمتر از ۱ درصد در سال) حاکی از آن است که به طور کلی بهره‌وری نیروی کار در این اقتصادها طی سال‌های ۲۰۲۳-۲۰۱۷ رشد چشمگیری نداشته و تقریباً در حالت رکود یا رشد بسیار اندک بوده است. در مقابل، انحراف معیار ۲/۹۳ واحد درصد که چند برابر بزرگ‌تر از میانگین است، نشان می‌دهد تغییرات نرخ بهره‌وری در میان کشورها و دوره‌های زمانی مختلف بسیار متغیر بوده است. این پراکندگی زیاد بیانگر آن است که برخی کشورها یا سال‌ها افزایش قابل ملاحظه‌ای در بهره‌وری را تجربه کرده‌اند (برای مثال به واسطه پیشرفت‌های فناورانه یا بهبود کارایی) یا برعکس در برخی موارد بهره‌وری دچار افت شده است؛ در حالی که تعدادی از کشورها تغییرات چندانی را شاهد نبوده‌اند. به این ترتیب، عملکرد رشد بهره‌وری بین کشورهای پیشرو در AI یکسان نبوده و پراکندگی بالای مشاهده‌شده نشان‌دهنده تفاوت‌های ساختاری و سیاستی در زمینه بهره‌وری میان آن‌هاست.

• **نرخ ثبت نام متوسطه:** میانگین نرخ ناخالص ثبت نام در مقطع متوسطه ۱۱۱/۴۶ درصد و انحراف معیار آن ۱۸/۸۸ درصد است. میانگین فراتر از صددرصد به این معنا است که در بسیاری از این کشورها سطح دسترسی به آموزش متوسطه بسیار گسترده بوده و حتی افرادی خارج از سن متعارف یا دانش‌آموزان تکراری نیز در سیستم آموزشی حضور دارند (چرا که نرخ ناخالص می‌تواند بیش از صددرصد باشد). این رقم بیانگر آن است که به طور کلی سرمایه انسانی در مقطع متوسطه در کشورهای پیشرو در وضعیت مطلوبی قرار دارد و نزدیک به حالت همگانی است. با این حال، انحراف معیار ۱۸/۹ درصدی حکایت از اختلافات قابل توجه بین کشورها دارد؛ به عبارت دیگر، با وجود بالا بودن میانگین، برخی کشورها هنوز به پوشش کامل تحصیلات متوسطه نرسیده‌اند. برای مثال، در حالی که برخی کشورهای نمونه نرخ ثبت نامی در حدود یا بالاتر از صددرصد

دارند، برخی دیگر ممکن است نرخ‌هایی در بازه ۸۰ تا ۹۰ درصد را تجربه کنند. بنابراین پراکندگی بیان شده نشان می‌دهد سطح سرمایه انسانی (از نظر آموزش متوسطه) در میان کشورهای مورد بررسی یکدست نیست؛ هرچند اکثریت قریب به اتفاق آن‌ها نرخ‌های بالایی دارند، اما چند کشور اندکی عقب‌تر هستند و همین امر باعث افزایش انحراف معیار شده است.

• **درجه باز بودن تجاری:** نسبت مجموع صادرات و واردات به تولید ناخالص داخلی با میانگین ۸۱/۳۶ درصد و انحراف معیار ۶۵/۲۷ واحد درصد همراه است. میانگین ۸۱ درصد نشان می‌دهد که این اقتصادها به طور متوسط بسیار باز و وابسته به تجارت بین‌الملل هستند؛ حجم تجارت خارجی آن‌ها معادل بخش بزرگی از تولید داخلی‌شان است که حاکی از ادغام وسیع در اقتصاد جهانی است، اما انحراف معیار بسیار بالای ۶۵ واحد درصد گویای آن است که درجه باز بودن اقتصادها در این نمونه بسیار ناهمگون است. این پراکندگی عظیم به آن معناست که ترکیب کشورها از نظر وابستگی به تجارت خارجی تفاوت بنیادینی دارد؛ برخی کشورهای نمونه (معمولاً اقتصادهای کوچک‌تر یا بسیار صادرات‌محور) دارای نسبت تجارت به تولید ناخالص داخلی بسیار بالا هستند (مثلاً بیش از ۱۵۰ درصد)، در حالی که کشورهای بزرگ‌تر و دارای بازار داخلی گسترده‌تر ممکن است درجه باز بودن پایین‌تری داشته باشند (برای مثال کمتر از ۵۰ درصد). بنابراین، شاخص باز بودن تجاری در میان این کشورها طیف گسترده‌ای را شامل می‌شود و برخلاف بسیاری از متغیرهای دیگر، میزان پراکندگی بسیار زیادی را نشان می‌دهد که به ساختار اقتصادی و اندازه کشورها وابسته است.

• **امید به زندگی در بدو تولد:** میانگین امید به زندگی ۸۰/۴۱ سال و انحراف معیار آن ۳/۸۰ سال است. این میانگین بیش از ۸۰ سال نشان‌دهنده سطح بالای سلامت عمومی و کیفیت زندگی در کشورهای مورد بررسی است و با شاخص‌های کشورهای توسعه‌یافته پیشرفته همخوانی دارد. انحراف معیار نسبتاً پایین (۳/۸ سال) حاکی از آن است که میزان امید به زندگی در میان این کشورها تفاوت چندانی نمی‌کند و داده‌ها در محدوده نسبتاً محدودی پیرامون میانگین تجمع یافته‌اند. به عبارت دیگر، تمامی اقتصادهای پیشرو مورد

مطالعه از نظر شاخص سلامت و طول عمر وضعیت نسبتاً مشابهی داشته و اغلب آن‌ها امید به زندگی در اواخر دهه ۷۰ یا اوایل دهه ۸۰ سال دارند. این همگنی نسبی در شاخص سلامت نشان می‌دهد که برخلاف متغیری مانند باز بودن تجاری از نظر وضعیت بهداشت و رفاه جامعه تفاوت چشمگیری بین کشورهای منتخب وجود ندارد.

۵. یافته‌های پژوهش

ابتدا به منظور داشتن یک مدل پایه، معادله (۱) را به روش pool و همچنین روش‌های پانل با اثرات ثابت و تصادفی برآورد کردیم. طبق نتایج آزمون‌های لیمر^۱ و هاسمن^۲ در نهایت مدل پانل با اثرات تصادفی انتخاب شد که نتایج آن در جدول (۲) گزارش شده است. با توجه به جدول (۲)، ابتدا مدل پایه با استفاده از روش‌های پانل ساده (تجمیعی)، اثرات ثابت و اثرات تصادفی) برآورد شده است. نتایج آزمون‌های لیمر و هاسمن نشان می‌دهد که در بین مدل‌های پانل ساده، مدل اثرات تصادفی مناسب‌تر است. با این حال، نتایج این مدل‌ها تنها ضرایب متوسط و اثرات کلی متغیرها بر نابرابری را نشان می‌دهند. به بیان دیگر، مدل‌های پانل ساده فرض می‌کنند که تاثیر هر متغیر بر نابرابری در تمامی سطوح توزیع نابرابری (تمام دهک‌ها یا کوانتایل‌ها) یکسان و خطی است.

فرض یکسان بودن اثر متغیرها در تمامی دهک‌ها - به خصوص در مورد متغیر کلیدی پژوهش - یعنی سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی، ممکن است موجب گمراهی سیاست‌گذار شود. به طور خاص، مدل خطی تنها می‌تواند یک ضریب واحد و میانگین را برای AI گزارش کند و نمی‌تواند ناهمگنی یا تغییرات اثر این متغیر را در دهک‌های مختلف توزیع درآمد منعکس کند. در حالی که تئوری‌های مرتبط با «منحنی کوزنتس دیجیتال» و «تغییر فناوریانه مهارت‌محور» تاکید دارند که اثر AI در مراحل مختلف توزیع نابرابری ممکن است متفاوت باشد و حتی جهت آن در طول توزیع معکوس شود. به بیان ساده‌تر، مدل پانل ساده توانایی نمایش این «اثر مرحله‌ای و ناهمگن» را ندارد و تنها یک برآورد کلی و میانگین را به پژوهشگر ارائه می‌دهد. بنابراین، انتخاب مدل پانل کوانتایل

1. Lagrange Multiplier Test - Breusch-Pagan LM Test for Random Effects.

2. Hausman Test.

برای این پژوهش نه فقط به دلیل نوآوری، بلکه به دلیل مزیت تجربی آن در شناسایی اثرات مرحله‌ای و ناهمگن سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی و سایر متغیرهای تاثیرگذار بر نابرابری بوده است. در حقیقت، تحلیل چندکی نه تنها تصویری جامع‌تر و دقیق‌تر ارائه می‌دهد، بلکه سیاست‌گذار را قادر می‌سازد تا بر اساس مرحله توسعه‌یافتگی اقتصادی و جایگاه خود در توزیع نابرابری، سیاست‌های متناسب‌تر و مؤثرتری اتخاذ کند.

جدول ۲. نتایج رگرسیون پانل

متغیر	متغیر وابسته: سهم ۲۰ درصد دهک‌های بالایی جامعه	متغیر وابسته: ضریب جینی	متغیر وابسته: سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی جامعه
β_1	۳۵/۸۵ (۰/۰۰)	۲۴/۲۰ (۰/۰۰)	۷۹/۶۳ (۰/۰۰)
AI_{it}	-۰/۰۰۰۰۱ (۰/۰۳)	-۰/۰۰۰۰۲ (۰/۰۱)	۰/۰۰۰۰۰۵ (۰/۱۸)
Gr_{it}	۰/۱۵ (۰/۰۲)	۰/۲۱ (۰/۰۰)	-۰/۱۲ (۰/۰۰)
$Open_{it}$	-۰/۰۵ (۰/۱۰)	-۰/۰۷ (۰/۰۹)	۰/۰۴ (۰/۱۰)
Hum_{it}	-۰/۰۳ (۰/۲۳)	-۰/۰۲ (۰/۲۷)	۰/۰۴ (۰/۲۰)
$Health_{it}$	۰/۱۵ (۰/۰۴)	۰/۲۱ (۰/۰۱)	-۰/۱۶ (۰/۰۴)
$Prod_{it}$	-۰/۱۳ (۰/۰۰)	-۰/۱۹ (۰/۰۰)	۰/۰۸ (۰/۰۱)
Adjusted-R-square	۰/۱۳	۰/۲۱	۰/۰۹
F-Leamer	۱۴۹/۵۸ (۰/۰۰)	۱۹۱/۹۷ (۰/۰۰)	۱۲۴/۸۴ (۰/۰۰)
Hausman	۷/۱۷ (۰/۳۰)	۷/۰۲ (۰/۳۱)	۶/۲۹ (۰/۳۹)
مدل انتخابی	اثرات تصادفی	اثرات تصادفی	اثرات تصادفی

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۳. نتایج رگرسیون پانل کوانتایل با متغیر وابسته سهم ۲۰ درصد دهک‌های بالایی جامعه

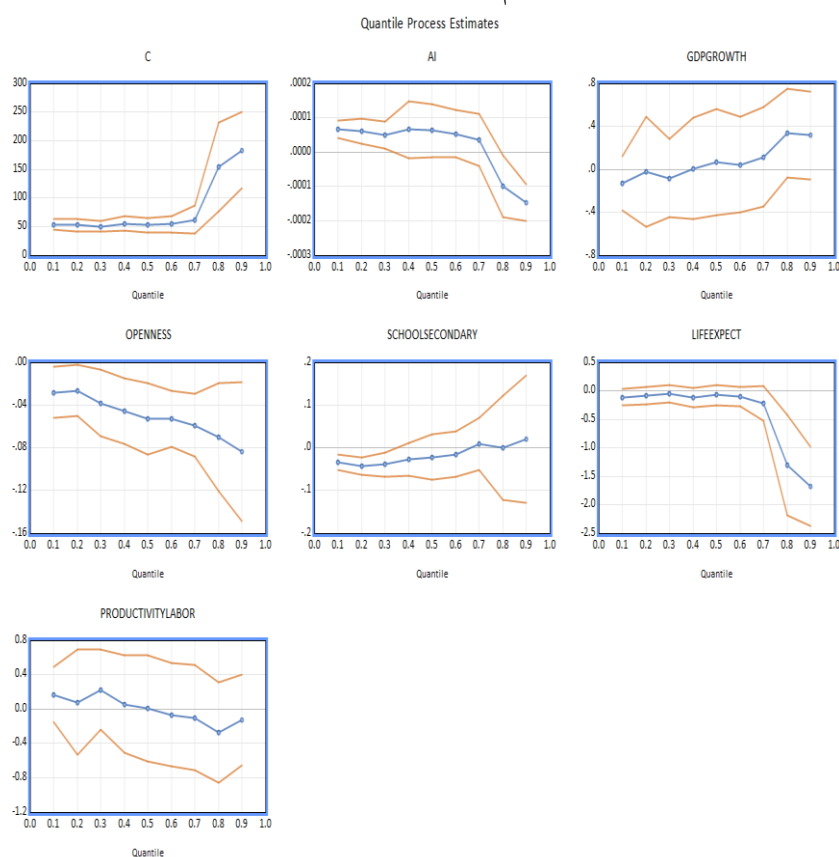
متغیر	$\tau = 0/1$	$\tau = 0/2$	$\tau = 0/3$	$\tau = 0/4$	$\tau = 0/5$	$\tau = 0/6$	$\tau = 0/7$	$0/8\tau =$	$0/9\tau =$
β_1	۵/۵۱ (۰/۰۰)	۵/۴۴ (۰/۰۰)	۵۰/۴۸ (۰/۰۰)	۵/۵۰ (۰/۰۰)	۵۲/۳۵ (۰/۰۰)	۵۴/۰۵ (۰/۰۰)	۶۲/۱۵ (۰/۰۰)	۱۵۳/۵۸ (۰/۰۰)	۱۸۳/۶۴ (۰/۰۰)
AI_{it}	۰/۰۰ (۰/۰۰)	۰/۰۰ (۰/۰۰)	۰/۰۰ (۰/۰۲)	۰/۰۰ (۰/۱۲)	۰/۰۰ (۰/۱۱)	۰/۰۰ (۰/۱۲)	۰/۰۰ (۰/۳۶)	-۰/۰۰ (۰/۰۳)	-۰/۰۰ (۰/۰۰)
Gr_{it}	-۰/۱۳ (۰/۳۲)	-۰/۰۲ (۰/۹۳)	-۰/۰۸ (۰/۶۶)	۰/۰۱ (۰/۹۷)	۰/۰۷ (۰/۷۹)	۰/۰۴ (۰/۸۵)	۰/۱۲ (۰/۶۲)	۰/۳۴ (۰/۱۱)	۰/۳۲ (۰/۱۳)
$Open_{it}$	-۰/۰۳ (۰/۰۲)	-۰/۰۳ (۰/۰۳)	-۰/۰۴ (۰/۰۲)	۰/۰۵ (۰/۰۰)	-۰/۰۵ (۰/۰۰)	-۰/۰۵ (۰/۰۰)	-۰/۰۶ (۰/۰۰)	-۰/۰۷ (۰/۰۱)	-۰/۰۸ (۰/۰۱)
Hum_{it}	-۰/۰۳ (۰/۰۰)	-۰/۰۴ (۰/۰۰)	-۰/۰۴ (۰/۰۱)	-۰/۰۳ (۰/۱۶)	-۰/۰۲ (۰/۴۲)	-۰/۰۱ (۰/۵۸)	۰/۰۱ (۰/۷۷)	-۰/۰۰ (۱/۰۰)	۰/۰۲ (۰/۷۸)
$Health_{it}$	۰/۱۱ (۰/۱۲)	-۰/۰۹ (۰/۲۷)	-۰/۰۵ (۰/۵۰)	-۰/۱۲ (۰/۱۷)	-۰/۰۸ (۰/۳۸)	-۰/۱۰ (۰/۲۷)	-۰/۲۲ (۰/۱۵)	-۱/۳۰ (۰/۰۰)	-۱/۶۷ (۰/۰۰)
$Prod_{it}$	۰/۱۷ (۰/۳۰)	۰/۰۸ (۰/۸۱)	۰/۲۲ (۰/۳۵)	۰/۰۶ (۰/۸۴)	۰/۰۱ (۰/۹۸)	-۰/۰۷ (۰/۸۳)	-۰/۱۰ (۰/۷۴)	-۰/۲۷ (۰/۳۶)	-۰/۱۳ (۰/۶۴)

منبع: یافته‌های پژوهش

برآورد رگرسیون چندکی در جدول (۳) نشان می‌دهد که تاثیر فناوری هوش مصنوعی بر توزیع درآمد، برخلاف تحلیل‌های خطی متعارف به جای آنکه ثابت باشد در امتداد توزیع نابرابری چرخشی معنادار دارد. در دهک‌های پایین نابرابری، ضریب مثبت و معنادار AI (به‌ویژه در صدک‌های ۱۰ تا ۳۰) حکایت از تقویت «سوگیری مهارتی» فناوری دارد؛ درست همان‌گونه که ادبیات نیوکلاسیک تغییر فناورانه مهارت‌محور پیش‌بینی می‌کند، دستاوردهای ناشی از دیجیتالی شدن و یادگیری ماشینی ابتدا به نفع گروه‌هایی است که از توانایی‌های مکمل (سرمایه انسانی و زیرساخت دیجیتال) برخوردارند؛ بنابراین، سهم پردرآمدترین دو دهک افزایش می‌یابد. با گذر از میانه توزیع و ورود به صدک‌های ۸۰

و ۹۰، علامت ضریب معکوس می‌شود و هوش مصنوعی به عامل فروکاهنده وزن دهک‌های ثروتمند تبدیل می‌شود؛ پدیده‌ای که می‌تواند بازتاب مرحله دوم «منحنی کوزنتس دیجیتال» باشد؛ وقتی نفوذ فناوری به بنگاه‌های کوچک‌تر، بخش‌های خدماتی و برنامه‌های رفاهی مبتنی بر داده رسوخ می‌کند، بازده فزاینده اولیه متوقف و اثر بازتوزیعی آن فعال می‌شود.

نمودار ۱. اثرات متغیرهای توضیحی بر نابرابری توزیع درآمد در بین دهک‌های مختلف (شاخص نابرابری: سهم ۲۰ درصد دهک‌های بالایی جامعه)



منبع: یافته‌های پژوهش

در کنار فناوری، نتایج برای شاخص باز بودن تجاری همسو با پیش‌فرض‌های مدل هکشر-آهلین است؛ ضریب منفی و معنادار درجه باز بودن در سراسر توزیع - و به‌ویژه در قله نابرابری - نشان می‌دهد یکپارچگی در زنجیره‌های ارزش جهانی از مجرای ارزان شدن کالاهای مصرفی و گسترش فرصت‌های صادراتی برای بنگاه‌های کاربر، می‌تواند سهم ثروتمندان را محدود کند. این یافته نظریه استولپر-ساموئلسون^۱ مبنی بر بهبود دستمزد نسبی عامل فراوان (نیروی کار) در اقتصادهای در حال توسعه را تقویت می‌کند و با تجربه دهه اخیر اقتصادهای نوظهور هم‌خوان است.

ضریب منفی آموزش متوسطه تنها در بخش زیرین توزیع معنی‌دار است؛ یعنی وقتی ساختار درآمدی هنوز چندان قطبی نشده، گسترش سرمایه انسانی از مسیر آموزش رسمی می‌تواند سازوکار قدرتمندی برای تعادل‌بخشی باشد. اما در صدک‌های بالای نابرابری، همین متغیر بی‌اثر می‌شود؛ موضوعی که ادبیات «بازده خصوصی آموزش» علیه «بازده اجتماعی» بارها بدان اشاره کرده است: هرچه شکاف درآمدی ژرف‌تر شود، کیفیت و دسترسی آموزشی ناهمگن‌تر شده و اثر یکسان‌سازی تحصیلات رسمی تضعیف می‌شود. امید به زندگی به مثابه نماینده سرمایه سلامت نیز تنها در قسمت بالای توزیع برآوردی نقش معنی‌دار ایفا می‌کند. ضریب منفی و بزرگی که در صدک‌های ۸۰ و ۹۰ مشاهده می‌شود با چارچوب نظری دیتون^۲ (Health-Inequality Nexus) همراستاست: مداخلات سلامت عمومی-واکسیناسیون همگانی، پوشش بیمه، زیرساخت آب سالم-بیش از همه در جوامعی اثرگذار است که پیشاپیش دچار نابرابری عمیق‌اند، زیرا بازده نهایی سرمایه سلامت در گروه‌های کم‌درآمد هنوز بالاست.

رشد اقتصادی و بهره‌وری نیروی کار، برخلاف انتظار مدل‌های کلاسیک رشد در هیچ بخش از توزیع به آستانه معناداری نرسید. چنین نتیجه‌ای، همان‌تز «رشد بدون برابری» را یادآوری می‌کند؛ در نبود نهادهای فراگیر و سیاست‌های تکمیلی، بزرگ‌تر شدن کیک الزاماً به برش عادلانه آن نمی‌انجامد. ثابت رگرسیون که از حدود ۵۳ واحد در صدک ۱۰

1. Stolper-Samuelson Theorem.

2. Deaton, A.

به بیش از ۱۸۳ واحد در صدک ۹۰ می‌رسد، نشان می‌دهد حتی اگر همه توضیح‌دهنده‌ها ثابت فرض شوند، سطح پایه نابرابری بین کشورهایی که در پایین و بالای توزیع قرار دارند به شدت متفاوت است؛ این همان ناهمگنی ساختاری است که رهیافت OLS از آن غافل می‌ماند. به بیان دیگر، بر مبنای نظریه اقتصاد سیاسی، تفاوت‌های نهادی - از نظام مالیاتی تا کیفیت حکمرانی - بخشی از «اثر ثابت» هستند که در تحلیل چندکی خود را به شکل شکاف فزاینده برون‌مدل نشان می‌دهند.

برآیند نتایج از منظر سیاستی گویای آن است که کشورهایی که هنوز در ابتدای مسیر دیجیتالی شدن هستند باید هم‌زمان با ترویج هوش مصنوعی، آموزش مهارت‌های مکمل و حمایت از بنگاه‌های کوچک را هدف بگیرند تا اثر نابرابر ساز نخستین مهار شود؛ در حالی که اقتصادهای شدیداً نابرابر می‌توانند بر عمق بخشی دسترسی به فناوری و تجارت آزاد به‌عنوان دو اهرم فرو کاهنده سهم ثروت بالاترین دهک تکیه کنند و با سرمایه‌گذاری مضاعف بر سلامت عمومی، چرخه بازخورد مثبت سلامت - درآمد را به سود طبقات پایین فعال نگه دارند. به این ترتیب، تحلیل چندکی مقاله نشان می‌دهد که «یک نسخه برای همه» وجود ندارد؛ اثربخشی سیاست‌ها تابع جایگاه هر اقتصاد بر پهنه نابرابری است و طراحان باید مسیرهای پویا و مرحله‌ای را آن‌گونه که منحنی کوزنتس دیجیتال و ادبیات بازتوزیع مهارت پیشنهاد می‌کند در دستور کار قرار دهند.

۵-۱. آزمون استحکام نتایج با شاخص ضریب جینی و سهم ۹۰ درصد پایینی

به ۱۰ درصد بالایی جامعه

برای سنجش استحکام یافته‌ها، متغیر وابسته از سهم بیستک بالای درآمدی به ضریب جینی تغییر یافت و همان رگرسیون چندکی برآورد شد. جدول (۴) و نمودار (۲) ضرایب و p -valueهای متناظر را نشان می‌دهد.

از منظر نظری، ضریب جینی «کل» پراکندگی درآمد را می‌سنجد، در حالی که شاخص سهم ۲۰ درصد دهک‌های بالایی جامعه بیشتر بر سرریزهای دهک‌های بالایی تمرکز دارد. انتظار می‌رود اگر سازوکارهای پیشنهادی مقاله واقعاً بنیادی باشند، جهت و

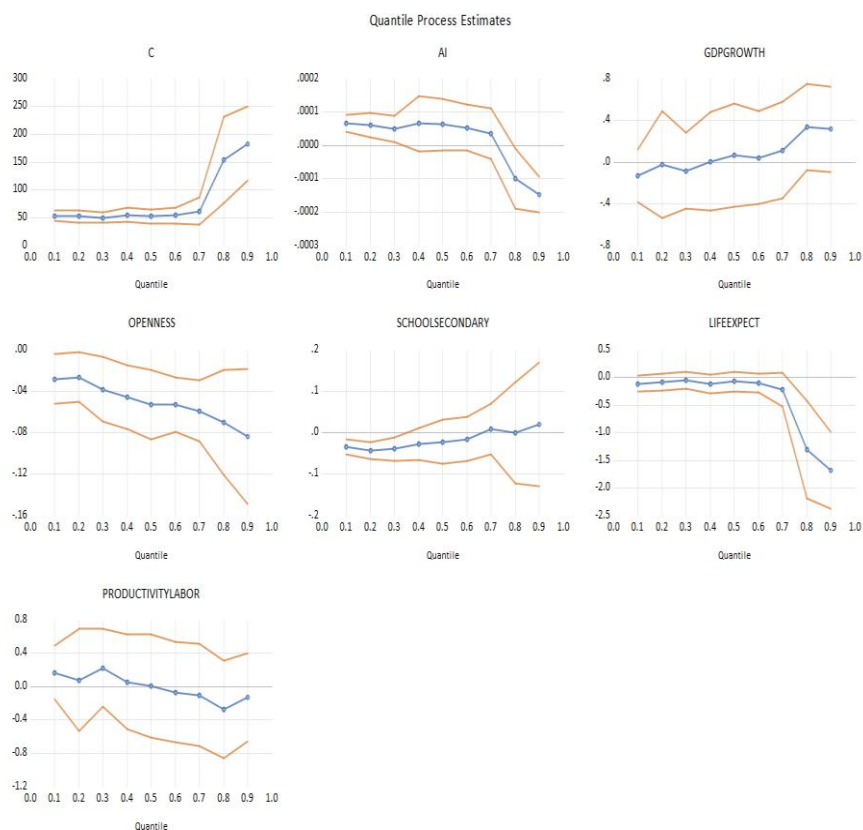
الگوی معناداری ضرایب در هر دو شاخص هم‌سو بماند. یافته‌های جدید این انتظار را تایید می‌کند؛ فناوری هوش مصنوعی همچنان در صدک‌های پایین ضریب مثبت می‌گیرد و در صدک‌های بالا منفی می‌شود؛ یعنی همان «دوروی منحنی کوزنتس دیجیتال» پابرجاست. صرف تغییر شاخص، شکل غیرخطی رابطه را بر هم نزده است؛ در مراحل نخست، شوک فناوریانه شکاف مهارتی را عمیق‌تر می‌کند، اما پس از اشباع نسبی، به بازتوزیع فرصت‌ها می‌انجامد.

جدول ۴. نتایج برآورد مدل به روش کوانتایل با متغیر وابسته ضریب جینی

متغیر	$\tau = 0/1$	$\tau = 0/2$	$\tau = 0/3$	$\tau = 0/4$	$\tau = 0/5$	$\tau = 0/6$	$\tau = 0/7$	$\tau = 0/8$	$\tau = 0/9$
β_1	۵۳/۵ (۰/۰۰)	۵۲/۴ (۰/۰۰)	۵۰/۴ (۰/۰۰)	۵۵/۵ (۰/۰۰)	۵۲/۳ (۰/۰۰)	۵۴/۰ (۰/۰۰)	۶۲/۱ (۰/۰۰)	۱۵۳/۵۸ (۰/۰۰)	۱۸۳/۶۴ (۰/۰۰)
AI_{it}	۰/۰۰ (۰/۰۰)	۰/۰۰ (۰/۰۰)	۰/۰۰ (۰/۰۲)	۰/۰۰ (۰/۱۲)	۰/۰۰ (۰/۱۱)	۰/۰۰ (۰/۱۲)	۰/۰۰ (۰/۳۶)	-۰/۰۰ (۰/۰۳)	-۰/۰۰ (۰/۰۰)
Gr_{it}	-۰/۱۳ (۰/۳۲)	-۰/۰۲ (۰/۹۳)	-۰/۰۸ (۰/۶۶)	۰/۰۱ (۰/۹۷)	۰/۰۷ (۰/۷۹)	۰/۰۴ (۰/۸۵)	۰/۱۲ (۰/۶۲)	۰/۳۴ (۰/۱۱)	۰/۳۲ (۰/۱۳)
$Open_{it}$	-۰/۰۳ (۰/۰۲)	-۰/۰۳ (۰/۰۳)	-۰/۰۴ (۰/۰۲)	-۰/۰۵ (۰/۰۰)	-۰/۰۵ (۰/۰۰)	-۰/۰۵ (۰/۰۰)	-۰/۰۶ (۰/۰۰)	-۰/۰۷ (۰/۰۱)	-۰/۰۸ (۰/۰۱)
Hum_{it}	-۰/۰۳ (۰/۰۰)	-۰/۰۴ (۰/۰۰)	-۰/۰۴ (۰/۰۱)	-۰/۰۳ (۰/۱۶)	-۰/۰۲ (۰/۴۲)	-۰/۰۱ (۰/۵۸)	۰/۰۱ (۰/۷۷)	-۰/۰۰ (۱/۰۰)	۰/۰۲ (۰/۷۸)
$Health_{it}$	-۰/۱۱ (۰/۱۲)	-۰/۰۹ (۰/۲۷)	-۰/۰۵ (۰/۵۰)	-۰/۱۲ (۰/۱۷)	-۰/۰۸ (۰/۳۸)	-۰/۰۱ (۰/۲۷)	-۰/۲۲ (۰/۱۵)	-۱/۳۰ (۰/۰۰)	-۱/۶۷ (۰/۰۰)
$Prod_{it}$	۰/۱۷ (۰/۳۰)	۰/۰۸ (۰/۸۰)	۰/۲۲ (۰/۳۵)	۰/۰۶ (۰/۸۴)	۰/۰۱ (۰/۹۸)	-۰/۰۷ (۰/۸۳)	-۰/۱۰ (۰/۷۴)	-۰/۲۷ (۰/۳۶)	-۰/۱۳ (۰/۶۴)

منبع: یافته‌های پژوهش (اعداد داخل پرانتز P-VALUE هستند)

نمودار ۲. اثرات متغیرهای توضیحی بر نابرابری توزیع درآمد در بین دهک‌های مختلف
(شاخص نابرابری: ضریب جینی)



منبع: یافته‌های پژوهش

باز بودن تجاری بار دیگر در سراسر توزیع علامت منفی دارد و اثرش در بخش فوقانی توزیع قوی‌تر است. این هم‌سویی نشان می‌دهد کانال‌های کاهش قیمت مصرف‌کننده و اشتغال بنگاه‌های کوچک، چه سهم ثروتمندان بسنجیم چه کل جینی، نقش ضد نابرابری ایفا می‌کند.

سرمایه انسانی متوسطه تنها در نیمه پایین توزیع معنادار و منفی است؛ به محض صعود به صدک‌های بالاتر، ضریب کمرنگ می‌شود. پس همان استدلال «دوگانگی بازده خصوصی و اجتماعی آموزش» پابرجاست. امید به زندگی یا شاخص سلامت در صدک‌های ۸۰ و ۹۰ همچنان ضریب بزرگ و منفی دارد؛ سرمایه‌گذاری سلامت، بازهم بیشترین بازده توزیعی را دقیقاً در جوامع نابرابرتر دارد.

رشد تولید و بهره‌وری نیروی کار کماکان هم‌خط با یافته پیشین، فاقد معناداری آماری‌اند؛ بنابراین، حکم «رشد کافی نیست» در برابر انتخاب شاخص سنجش نابرابری مقاوم است.

جزء ثابت یا عرض از مبدا با جهش شدیدی از صدک پایین به بالای توزیع، ناهمگنی نهادی خارج از مدل را باز می‌نماید؛ دامنه این جهش تقریباً همان برآورد مدل قبلی است که نشان می‌دهد تفاوت‌های ساختاری مستقل از مقیاس نابرابری انتخابی عمل می‌کنند. با توجه به اینکه شاخص سهم ۲۰ درصد بالایی ممکن است تغییرات را صرفاً در انتهای بالای توزیع نشان دهد و اثر فناوری بر طبقات پایین‌تر را کم‌تر منعکس کند، تحلیل مکملی با شاخص نابرابری P90/P10 (نسبت سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی درآمد) انجام شد. استفاده از این شاخص مکمل به ما امکان می‌دهد اثر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی را بر کل توزیع درآمد -و به‌ویژه بر وضعیت طبقات پایین‌تر- به‌طور جامع‌تری بررسی کنیم. نتایج حاصل از برآورد مدل پانل کوانتایل با متغیر وابسته P90/P10 (جدول ۵) و نمودار (۳) حاکی از آن است که اثر AI در طول توزیع درآمد ناهمگون و مرحله‌ای بوده و جهت، شدت و پراکندگی این اثر در دهک‌های مختلف متفاوت است.

ضرایب متغیر AI در جدول (۵) نشان می‌دهد که در وضعیت‌هایی که نابرابری درآمدی پایین‌تر است (جامعه برابرتر)، سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی تمایل به افزایش نابرابری دارد، چرا که ضریب AI برای کوانتایل‌های بالاتر P90/P10 (که متناظر با شرایط برابرتر هستند) منفی و معنادار به‌دست آمده است. به بیان دیگر، در مراحل اولیه نفوذ فناوری (وقتی توزیع درآمد نسبتاً مساوی‌تر است)، بهره‌مندی از هوش مصنوعی بیشتر

نصيب گروه‌های برخوردار از مهارت‌ها و زیرساخت‌های مکمل می‌شود و نسبت سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی کاهش می‌یابد. این یافته با الگوی مشاهده‌شده در مدل قبلی (با شاخص سهم ۲۰ درصد بالایی) هم‌خوان است: در دهک‌های پایین نابرابری (برابرت)، ضریب AI مثبت و معنادار بود که نشان می‌داد ابتدا سهم پردرآمدترین گروه‌ها افزایش می‌یابد. در مقابل، در وضعیت‌هایی که نابرابری شدیدتر است (کوانتیل‌های پایین P90/P10 که متناظر با شرایط نابرابرتر هستند)، اثر هوش مصنوعی معکوس می‌شود و به کاهش نابرابری کمک می‌کند. ضرایب AI در کوانتیل‌های پایین این شاخص مثبت و معنادار هستند که بیانگر افزایش سهم نسبی طبقات پایین‌تر به دنبال سرمایه‌گذاری بیشتر در هوش مصنوعی است. به عبارت دیگر، در مراحل پیشرفته‌تر نفوذ فناوری (زمانی که شکاف درآمدی به اوج خود رسیده است)، هوش مصنوعی به عامل کاهنده نابرابری تبدیل می‌شود. این چرخش علامت ضرایب در طول توزیع تاییدی بر فرضیه دو مرحله‌ای بودن اثر فناوری (منحنی کوزنتس دیجیتال) است؛ به طوری که «هوش مصنوعی اگر بدون تکمیل مهارتی رها شود در آغاز نابرابری می‌سازد، اما در فاز بلوغ خود می‌تواند محرک برابری باشد».

علاوه بر تغییر جهت، شدت تاثیر AI نیز در دهک‌های مختلف متفاوت است. نتایج نشان می‌دهد اثر نابرابری‌افزای هوش مصنوعی در مراحل اولیه توزیع درآمد (دهک‌های برابرت) از لحاظ آماری معنادار و در چندین دهک میانی پایدار است (ضرایب منفی معنادار در حدود میانه توزیع P90/P10 مشاهده شد). این به آن معناست که بدون سیاست‌های مکمل، یک افزایش در سرمایه‌گذاری AI می‌تواند در طیف وسیعی از جوامعی که نابرابری چندان بالا نیست، شکاف درآمدی را تشدید کند. در مقابل، اثر نابرابری‌کاه فناوری در مراحل بعدی (دهک‌های نابرابرت) بیشتر در شدیدترین سطوح نابرابری ظاهر می‌شود؛ به طوری که قوی‌ترین ضرایب مثبت AI در کوانتیل‌های بسیار پایین P90/P10 (متناظر با نابرابرترین شرایط) دیده شد. هرچند تعداد دهک‌هایی که در آنها اثر کاهنده نابرابری معنادار است، محدودتر است، اندازه ضریب مثبت AI در این دهک‌های انتهایی

نسبتاً بزرگ بوده و نشان می‌دهد در شرایط نابرابری حاد، گسترش هوش مصنوعی می‌تواند به بهبود قابل توجهی در سهم درآمدی طبقات پایین‌تر منجر شود. به طور کلی، پراکندگی ضرایب AI در نمودار (۳) بیانگر یک الگوی چرخشی است؛ اثر فناوری به تدریج از مثبت (نابرابری‌افزا) به منفی (برابری‌افزا) تغییر می‌کند و این تغییر جهت تقریباً در میانه‌های توزیع رخ می‌دهد. چنین الگوی پراکنده‌ای تأکید می‌کند که تأثیرات فناوری یکنواخت نیست و وابستگی زیادی به وضعیت اولیه توزیع درآمد در جامعه دارد.

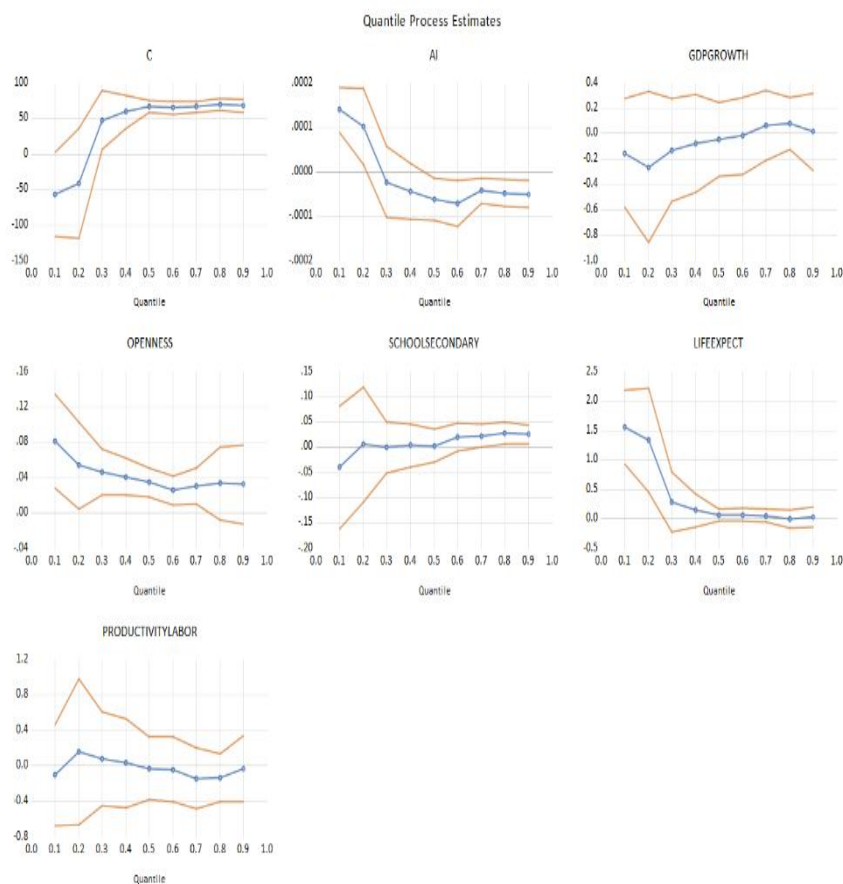
یافته‌های مدل P90/P10 از حیث جهت و روند کلی اثر با نتایج دو شاخص پیشین (ضریب جینی و سهم دهک‌های بالایی) سازگار است. برآورد مجدد مدل با ضریب جینی نیز الگوی مشابهی را نشان داد و حتی معناداری برخی ضرایب را تقویت کرد. این هم‌سویی نتایج در شاخص‌های مختلف نابرابری به‌ویژه حفظ نقاط چرخش ضرایب و علامت آن‌ها در همه مدل‌ها، حاکی از استحکام بالای روابط برآوردشده است. به بیان دیگر، پیام سیاستی پژوهش نسبت به انتخاب شاخص نابرابری حساسیت ندارد. چه نابرابری را با سهم ثروتمندترین‌ها بسنجیم و چه با نسبت برخورداری اکثریت جامعه (P90/P10) یا ضریب جینی، تصویر به دست آمده یکسان است: در مرحله نخست، رشد فناوری بدون مداخله‌های تکمیلی می‌تواند شکاف درآمدی را بیشتر کند، اما در مرحله دوم و با فراگیر شدن فناوری، روند معکوس شده و نابرابری کاهش می‌یابد. به طور خاص، استفاده از شاخص P90/P10 تأیید کرد که کاهش سهم درآمدی دهک‌های ثروتمند در مرحله دوم واقعاً با افزایش سهم نسبی طبقات پایین‌تر همراه است (چیزی که شاخص سهم ۲۰ درصد بالا به تنهایی به‌صورت ضمنی نشان می‌داد). بنابراین، افزودن شاخص مکمل P90/P10 تصویری کامل‌تر از اثر هوش مصنوعی ارائه می‌دهد و نشان می‌دهد که در بلندمدت و با نفوذ عمیق‌تر فناوری، منافع آن به اقشار وسیع‌تری رسیده و نابرابری درآمدی تعدیل می‌شود. این نتایج تأکید می‌کنند برای بهره‌گیری از پتانسیل‌های فناوری در مسیر کاهش نابرابری باید به شرایط اولیه توزیع درآمد توجه داشت و سیاست‌های مناسبی را در هر مرحله اتخاذ کرد تا گذار از مرحله نابرابری‌افزا به برابری‌افزا تسهیل شود.

جدول ۵. نتایج برآورد مدل به روش کوانتایل با متغیر وابسته سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی جامعه

متغیر توضیحی	$\tau = ۰/۱$	$\tau = ۰/۲$	$\tau = ۰/۳$	$\tau = ۰/۴$	$\tau = ۰/۵$	$\tau = ۰/۶$	$\tau = ۰/۷$	$\tau = ۰/۸$	$\tau = ۰/۹$
β_1	($۰/۶۰$) -۵۶/۷۱	($۰/۳۰$) -۴۰/۵۵	($۰/۰۲$) ۴۷/۷۰	($۰/۰۰$) ۵۹/۵۹	($۰/۰۰$) ۶۷/۵۱	($۰/۰۰$) ۶۵/۱۶	($۰/۰۰$) ۶۶/۴۱	($۰/۰۰$) ۷۰/۳۷	($۰/۰۰$) ۷۷/۹۲
Alit	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰۱۴	($۰/۰۲$) ۰/۰۰۰۰۱۰	($۰/۵۷$) ۰/۰۰۰۰۰۲	($۷/۷۰$) ۰/۰۰۰۰۰۴	($۱۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰۰۰	($۰/۰۰$) ۸۰۰۰۰/۰۰	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰۰۴	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰۰۵	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰۰۵
Gr _{it}	($۰/۱۵$ - ۰/۱۵)	($۰/۳۹$) -۰/۲۶	($۰/۵۳$) ۱۲/۰۰	($۰/۷۰$) ۸۰/۰۰	($۷۷/۰$) ۰/۰۰۰۰	($۱۶/۰$) -۱۰/۰۰	($۰/۶۴$) ۰/۰۰۰۰	($۵۵/۰$) ۷۰/۰۰	($۱۹/۰$) ۰/۰۰۰۰
Open _{it}	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۳$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰	($۱۱/۰$) ۰/۰۰۰۰	($۱۶/۰$) ۰/۰۰۰۰
Hum _{it}	($۰/۵۲$) -۰/۰۴	($۰/۹۲$) ۰/۰۰۰۵	($۰/۹۶$) ۰/۰۰۰۰۱۰	($۰/۷۷$) ۰/۰۰۰۰۴	($۳۸/۰$) ۰/۰۰۰۰۳	($۵۱/۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۰۴$) ۰/۰۰۰۰۲	($۱۰/۰$) ۰/۰۰۰۰۳	($۰/۰۰$) ۰/۰۰۰۰۰
Health _{it}	($۰/۰۰$) ۱/۵۵	($۰/۰۰$) ۱/۳۳	($۰/۳۶$) ۰/۲۹	($۰/۳۰$) ۰/۱۴	($۰/۴۴$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۷۰$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۳۵$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۹۹$) -۰/۰۰۰۰۷	($۰/۶۶$) ۰/۰۰۰۰۰
Prod _{it}	($۰/۷۲$) -۰/۱۰	($۰/۷۰$) ۰/۱۵	($۰/۷۴$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۷۸$) ۰/۰۰۰۰	($۰/۷۷$) -۰/۰۰۲	($۰/۷۳$) -۰/۰۰۳	($۰/۴۳$) -۰/۱۳	($۰/۳۳$) -۰/۱۳	($۰/۸۸$) -۰/۰۲

منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۳. اثرات متغیرهای توضیحی بر نابرابری توزیع درآمد در بین دهک های مختلف (متغیر وابسته: سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی جامعه)



منبع: یافته‌های پژوهش

در مجموع، تحلیل کیفی ضرایب مدل کوانتایل با شاخص P90/P10 همان الگوی مرحله‌ای و ناهمگن مشاهده شده در مدل‌های قبلی را تصدیق می‌کند. اثر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی دارای دو چهره متفاوت است؛ در ابتدا می‌تواند به سود گروه‌های برخوردار و به زیان برابری عمل کند، اما به مرور زمان و با گسترش دسترسی و کاربرد فناوری، این روند وارونه شده و تکنولوژی به ابزاری برای ارتقای

برابری تبدیل می‌شود. چنین نتیجه‌ای که در تمامی شاخص‌های نابرابری آزموده شده ثابت باقی مانده است بر اعتبار یافته‌ها می‌افزاید و اطمینان بخشی بیشتری برای سیاست‌گذار فراهم می‌کند که رویکردهای پیشنهادی (از جمله سرمایه‌گذاری مکمل در مهارت‌آموزی، آموزش و بهداشت و تنظیم‌گری‌های مناسب) در مواجهه با موج سرمایه‌گذاری‌های هوش مصنوعی مسیر درستی برای کاهش نابرابری خواهد بود.

نتایج همخطی آزمون VIF بین متغیرهای توضیحی نیز در جدول A1 در پیوست گزارش شده است که نتایج حاکی از عدم وجود همخطی بین متغیرهای توضیحی است. همچنین نتایج آزمون ناهمسانی واریانس وایت که بر اساس رگرسیون مربعات خطاها بر متغیرهای توضیحی حاصل شده است، نشان‌دهنده عدم وجود ناهمسانی واریانس در مدل‌های چندکی است.

۵-۲. برآورد محدودیت چسبندگی کوانتایل با روش کرانه‌های مانسکی

برای پاسخ به وجود احتمال همبستگی متغیر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی (AI) با متغیرهای مشاهده نشده موثر بر نابرابری (مانند کیفیت نهادی) از روش کرانه‌های مانسکی استفاده شده است. این روش با مقایسه نتایج مدل کامل شامل متغیر AI و مدل تقلیل یافته بدون متغیر AI کرانه‌های بالا و پایین برای اثر AI را به دست می‌دهد و به این ترتیب عدم قطعیت ناشی از عوامل پنهان را در تخمین ضرایب نشان می‌دهد. کرانه‌های مانسکی در نمودارهای (۴)، (۵) و (۶) ترسیم شده‌اند که به ترتیب مربوط به مدل نابرابری با شاخص سهم ۲۰ درصد بالایی، ضریب جینی و نسبت P90/P10 (نسبت سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی) هستند. عرض این کرانه‌ها در دهک‌های مختلف، بیانگر میزان حداکثر انحراف ممکن در اثرگذاری AI بر نابرابری تحت بدترین سناریوی همبستگی با عوامل پنهان است.

نتایج این نمودارها حاکی از آن است که پهنای کرانه‌های مانسکی یکسان نیست و با تغییر صدک نابرابری دستخوش تغییر قابل ملاحظه می‌شود. به طور مشخص، در دهک‌هایی که اثر برآورد شده AI بر نابرابری شدیدتر است - یعنی در ابتدای توزیع نابرابری و

همچنین انتهای آن - فاصله کرانه‌های بالا و پایین بیشتر بوده و عدم قطعیت وسیع‌تری مشاهده می‌شود. برای مثال، در شرایط نابرابری شدید (دهک‌های بسیار پایین توزیع نابرابری که متناظر با جامعه‌های به شدت نابرابر هستند)، ضریب AI در مدل کامل به طور معناداری مثبت برآورد شده است (کاهنده نابرابری) و حذف این متغیر از مدل می‌تواند این اثر را تا حدود صفر کاهش دهد. به همین ترتیب، در شرایط نابرابری اندک (دهک‌های بالای توزیع که جامعه‌های برابرتر را نشان می‌دهند)، ضریب برآوردی AI منفی و معنادار است (نابرابری افزا) و در سناریوی بدبینانه عدم حضور AI در مدل این اثر نیز می‌تواند ناچیز شود. پهنای بزرگ کرانه‌ها در این دهک‌های ابتدا و انتهای توزیع نشان می‌دهد که در صورت همبستگی قوی میان AI و متغیرهای پنهانی نظیر کیفیت نهادی، قدر مطلق اثر AI می‌تواند به طور بالقوه بسیار متفاوت باشد. به بیان دیگر، در این وضعیت‌ها عدم قطعیت بیشتری پیرامون برآورد اثر AI وجود دارد.

در مقابل، در میانه‌های توزیع - یعنی حوالی آن نقطه چرخش که اثر AI از نابرابری افزا به برابری افزا تغییر علامت می‌دهد - کرانه‌های مانسکی به یکدیگر نزدیک‌ترند. این امر به آن معناست که در صدک‌هایی که ضریب AI در مدل کامل بسیار کوچک (یا غیرمعنادار) است و حضور یا عدم حضور متغیر AI تاثیر چندانی بر نتایج برآورد شده ندارد و در نتیجه دامنه عدم قطعیت اثر AI محدودتر است. به عنوان نمونه، در حدود صدک‌های میانی که ضریب AI تقریباً صفر برآورد شده، کرانه‌های مانسکی نیز تقریباً حول صفر فشرده شده‌اند و حاکی از آن‌اند که حتی با در نظر گرفتن بدترین سناریوی همبستگی با عوامل پنهان، احتمال تغییر جهت اثر AI در این محدوده توزیع بسیار ضعیف است. بنابراین، تحلیل کرانه‌های مانسکی (نمودارهای (۴) تا (۶)) تایید می‌کند که نتایج اصلی پژوهش - یعنی ناهمگنی مرحله‌ای اثر هوش مصنوعی بر نابرابری - با وجود احتمال همبستگی AI با متغیرهای حذف‌شده نیز به صورت کیفی برقرار می‌ماند؛ هرچند میزان اثر می‌تواند در بازه‌ای گسترده‌تر نوسان کند. به‌ویژه در دهک‌های ابتدا و انتهای توزیع درآمدی که اثر AI در مدل پایه قوی‌تر بود، عدم قطعیت بیشتری مشاهده می‌شود؛ مثلاً در مرحله نخست نفوذ فناوری (جامعه‌های برابرتر) کرانه بالای مانسکی نشان‌دهنده اثری نابرابری‌افزای قابل

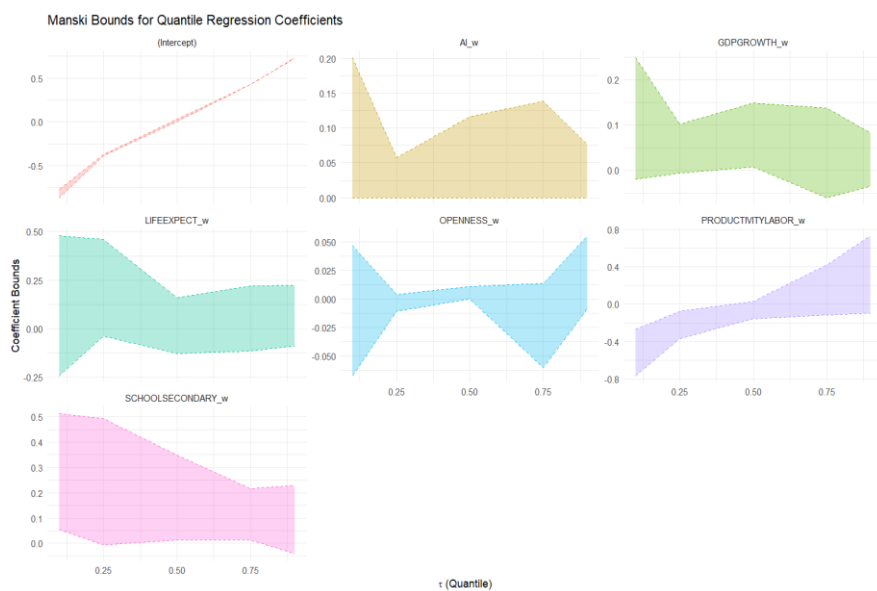
توجه است در حالی که کرانه پایین آن تا نزدیکی صفر امتداد می‌یابد؛ به این معنا که اگر AI کاملاً با عوامل نهادی بهبوددهنده برابری همبسته باشد، ممکن است افزایش نابرابری مشاهده شده ناشی از آن عوامل پنهان باشد نه خود AI. به طور مشابه، در مرحله دوم (جامعه‌های نابرابرتر) کرانه بالای مانسکی همچنان بر یک اثر نابرابری‌کاه ملموس دلالت دارد، اما کرانه پایین آن سناریویی را ترسیم می‌کند که در آن AI به خودی خود نقش معناداری در کاهش نابرابری ایفا نمی‌کند (اگر مزایای مشاهده‌شده آن کاملاً منعکس‌کننده کیفیت‌های نهادی بالاتر در این جوامع باشد). با این حال، حتی در این بدبینانه‌ترین حالت‌ها نیز نشانه‌ای از معکوس شدن کامل جهت اثر AI دیده نمی‌شود؛ به عبارت دیگر، کرانه‌های برآوردی شامل صفر هستند، اما تغییر علامت نمی‌دهند. این موضوع نشان می‌دهد که هر چند بزرگی اثر AI در دهک‌های مختلف ممکن است تحت تاثیر نااطمینانی‌های ناشی از عوامل پنهان قرار گیرد، الگوی کلی دو مرحله‌ای که در نتایج مشاهده شد (نخست نابرابری‌افزایی و سپس نابرابری‌کاهی) از نظر کیفی پابرجا است. به بیان دقیق‌تر، حضور عوامل نهادی همبسته با AI می‌تواند سرعت و شدت این روند را تعدیل کند، اما اصل تغییر جهت اثر فناوری در طول توزیع درآمدی را منتفی نمی‌سازد. بنابراین، ضمن اذعان به عدم قطعیت موجود در برآورد کمی اثر هوش مصنوعی - به‌ویژه در نقاط آغازین و پایانی توزیع که بیشترین حساسیت را به عوامل نهادی دارند - می‌توان اطمینان یافت که نتیجه‌گیری‌های سیاستی مقاله نسبت به این همبستگی پنهان نیز مقاومت نشان می‌دهد.

نمودار ۴. کرانه‌های مانسکی برای ضرایب رگرسیون کوانتایل (متغیر وابسته سهم ۲۰ درصد بالایی جامعه)



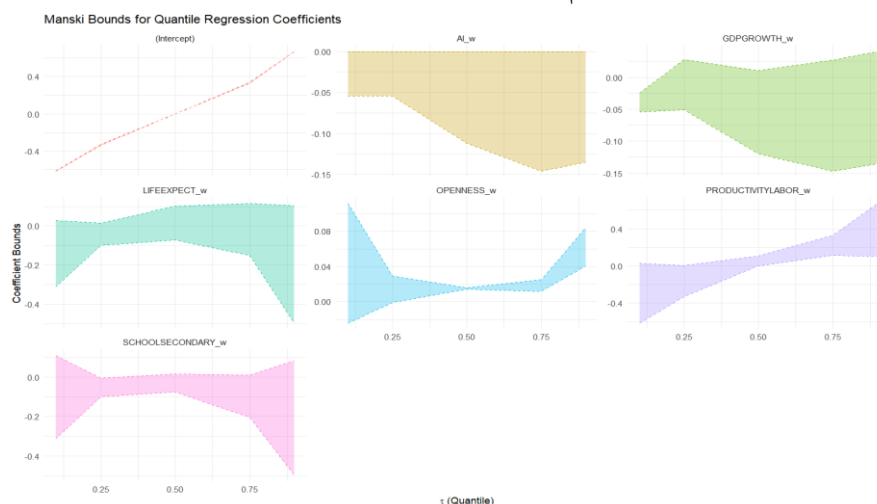
منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۵. کرانه‌های مانسکی برای ضرایب رگرسیون کوانتایل (متغیر وابسته ضریب جینی)



منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۶. کرانه‌های مانسکی برای ضرایب رگرسیون کوانتایل
(متغیر وابسته: سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی جامعه)



منبع: یافته‌های پژوهش

۶. بحث و نتیجه‌گیری

بر مبنای تحلیل پانل کوانتایل برای ۲۰ کشور پیشرو در سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی طی ۲۰۱۷-۲۰۲۳، این پژوهش نشان داد که اثر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی ناهمگن و مرحله‌ای است؛ در صدک‌های پایین نابرابری، شوک فناورانه سهم طبقات بالای درآمدی را افزایش می‌دهد و با مسیری شبیه «کوزنتس دیجیتال» پس از عبور از نقاط میانی توزیع معکوس می‌شود و در صدک‌های بالای نابرابری به کاهش سهم ثروتمندان و کاهش ضریب جینی می‌انجامد. این یافته از یک سو منطق «سوگیری مهارتی» فناوری و از سوی دیگر فرضیه سرریزی فراگیر در مراحل بلوغ تکنولوژی را تایید می‌کند. علاوه بر آن، درجه باز بودن تجارتی در تمام کوانتایل‌ها رابطه‌ای منفی با نابرابری دارد و اثر آن در بخش فوقانی توزیع قوی‌تر است؛ نشانه‌ای هم‌سو با پیش‌بینی مدل هکشر-اُهلین مبنی بر بهبود دستمزد نسبی نیروی کار در اقتصادهای در حال توسعه. سرمایه‌انسانی سطح متوسطه (نرخ ثبت‌نام متوسطه) تنها در نیمه پایین توزیع اثر کاهنده بر نابرابری دارد و در سطوح بالاتر بی‌معنی می‌شود؛ پدیده‌ای که به «بازده خصوصی بالاتر از بازده اجتماعی»

آموزش در جوامع نابرابر اشاره دارد. سلامت عمومی (امید به زندگی) فقط در صدک‌های بالای نابرابری معنادار و کاهنده است و تاکید می‌کند که سرمایه‌گذاری در بهداشت، دقیقاً زمانی بیشترین بازده توزیعی را دارد که شکاف درآمدی ژرف‌تر شده باشد. در نهایت، رشد اقتصادی و بهره‌وری نیروی کار بدون پشتوانه نهادی، نقشی معنادار در بهبود توزیع درآمد ایفا نکردند؛ یافته‌ای که تز «رشد بدون برابری» را تقویت می‌کند.

آزمون استحکام با جایگزینی متغیر وابسته از سهم دهک بالایی به ضریب جینی، تمام الگوهای اصلی -از چرخش علامت سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی تا اثر منفی درجه باز بودن- را حفظ کرد و به این ترتیب، قابلیت تعمیم نتایج تایید شد. دامنه وسیع جزء ثابت بین صدک‌ها نیز بر وجود ناهمگنی نهادی و سیاستی میان کشورها صحنه می‌گذارد. بنابراین، یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در نخستین مراحل نفوذ خود به بازار کار، وقتی شکاف درآمدی هنوز اندک است، سود بیشتری را نصیب گروه‌های پردرآمد می‌کند، اما پس از آنکه فناوری در بنگاه‌های کوچک‌تر و بخش خدماتی رسوخ می‌کند، همین نوآوری می‌تواند به کاهشی محسوس در نابرابری بینجامد. بنابراین، سیاست‌گذار باید از همان ابتدا با سیاست‌های مهارت‌آموزی فراگیر و حمایت مالیاتی از بنگاه‌های کوچک، شرایطی فراهم کند که کارگران کمتر مهارت‌دیده نیز به مهارت‌های مکمل AI دسترسی داشته باشند و دوره نامطلوب تشدید نابرابری را کوتاه کند؛ به‌ویژه که درجه باز بودن تجاری -که در تمامی کوانتایل‌ها آثار کاهنده بر نابرابری داشت- قادر است در ترکیب با دسترسی وسیع به فناوری، مسیر بدل شدن مزیت‌های مقیاس و داده به انحصار را مسدود کند.

علاوه بر این، آموزش متوسطه تنها در کشورهایی که هنوز در سطوح پایین نابرابری قرار دارند اثری معنادار و کاهنده دارد؛ این به آن معناست که اگر سیاست مهارت‌افزایی به تعویق بیفتد، بازده اجتماعی آموزش به سود بازده خصوصی تحلیل می‌رود و فرصت اصلاح ساختاری از دست می‌رود. در مقابل، سرمایه‌گذاری در بهداشت عمومی و ارتقای امید به زندگی دقیقاً در جوامع نابرابرتر بیشترین اثر بازتوزیعی را نشان می‌دهد؛ پس هنگامی که شکاف درآمدی عمیق شده است، تزریق منابع به زیرساخت سلامت از پوشش بیمه پایه تا آب سالم و واکسیناسیون فراگیر باید به عنوان ابزار اصلی تعدیل نابرابری به کار گرفته شود.

با توجه به آنکه رشد اقتصادی و افزایش بهره‌وری نیروی کار در مدل حاضر نقشی معنادار در بهبود توزیع درآمد نیافته‌اند، تکیه انحصاری بر سیاست‌های تحریک رشد یا اتکای صرف به افزایش بهره‌وری نمی‌تواند هدف برابری را محقق سازد، مگر آنکه این سیاست‌ها ذیل چارچوبی نهادی قرار گیرند که منافع فناوری و تجارت را فراگیر کند. در همین راستا، سازوکارهای مالیاتی باید طوری طراحی شود که بازده‌های فوق‌العاده ناشی از کاربردهای سودآور AI سهم بیشتری در تامین مالی آموزش و سلامت ایفا کنند؛ در حالی که فشار مالیاتی بر نیروی کار با درآمدهای متوسط و پایین کاهش می‌یابد. سرانجام، وضع مقررات شفاف برای مالکیت داده، حریم خصوصی و رقابت -به‌ویژه الزام به اشتراک‌گذاری داده‌های غیرشخصی و مقابله با ائتلاف‌های انحصاری- شرط لازم است تا گسترش هوش مصنوعی به جای تمرکز ثروت به بازتوزیع فرصت‌ها بینجامد. نشانه‌های آماری مقاله روشن می‌کند که ترکیب هم‌زمان این مداخلات -توسعه مهارت‌های مکمل، تعمیق تجارت آزاد همراه با چتر حمایتی، سرمایه‌گذاری زود هنگام در آموزش و سرمایه‌گذاری هدفمند در سلامت- و تنظیم نهادی برای مهار تمرکز بازار تنها مسیر واقع‌بینانه برای تبدیل ظرفیت‌های هوش مصنوعی به رشد فراگیر و پایدار است. یافته‌های این پژوهش در زمینه تاثیر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمدی با نتایج پژوهش‌های پیشین دارای هماهنگی‌ها و تفاوت‌هایی است که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

در مطابقت با یافته‌های این پژوهش، کرنلی و همکاران (۲۰۲۳) نشان دادند که افزایش سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی با انتقال سهم درآمد به دهک‌های بالاتر جامعه همراه بوده است. آن‌ها این اثر را ناشی از تغییرات ساختاری در بازار کار دانسته‌اند که منافع اولیه فناوری جدید را بیشتر به گروه‌های برخوردار انتقال می‌دهد؛ نتیجه‌ای که پژوهش حاضر نیز به آن دست یافته و تاثیر نابرابری‌افزای اولیه فناوری را تایید می‌کند.

وانگ، کائو و دانگ (۲۰۲۳) با بررسی داده‌های بنگاه‌های چینی نشان دادند که رابطه بین AI و توزیع درآمد شکلی U- مانند دارد؛ در مراحل نخست، نابرابری افزایش یافته و سهم نیروی کار کاهش می‌یابد، اما در مراحل بعدی با گسترش استفاده از فناوری، حرکت به سمت کاهش نابرابری صورت می‌گیرد. این نتیجه نیز تا حد زیادی با الگوی دومرحله‌ای

«منحنی کوزنتس دیجیتال» مشاهده شده در این پژوهش هم‌خوانی دارد. پژوهش حاضر نشان داد که در مراحل ابتدایی نفوذ AI اثر نابرابری‌افزا وجود دارد که در بلندمدت و مراحل پیشرفته نفوذ فناوری به اثری کاهنده نابرابری تبدیل می‌شود.

نتایج به دست آمده در پژوهش حاضر با مطالعه ژائو و هو (۲۰۲۵) از نظر اثر نابرابری‌افزا در مراحل اولیه گسترش هوش مصنوعی هم‌جهت است. یافته آنان مبنی بر افزایش شکاف میان بخش خدمات و تولید - که به دلیل تفاوت در بهره‌گیری از فناوری است - گویای این است که در آغاز گسترش فناوری، منافع بیشتر به بخش‌ها و گروه‌های خاص اقتصادی تعلق می‌گیرد؛ امری که نتایج این مقاله نیز بر آن صحنه می‌گذارد.

یو (۲۰۲۳) و لیانگ (۲۰۲۴) بر این نتیجه تاکید دارند که ظهور و نفوذ هوش مصنوعی در کوتاه‌مدت با تشدید نابرابری درآمدی به‌ویژه از طریق جابه‌جایی شغلی و ایجاد تفاوت در مهارت‌ها همراه است. به بیان آن‌ها، گسترش AI ابتدا باعث افزایش تقاضا برای نیروی کار ماهر و تضعیف جایگاه نیروی کار با مهارت پایین می‌شود. پژوهش حاضر نیز همین الگو را در مراحل ابتدایی گسترش هوش مصنوعی مشاهده کرده است و بر اهمیت سرمایه انسانی و آموزش مکمل به عنوان راهکار سیاستی تاکید دارد؛ امری که عبدووالیف (۲۰۲۵) نیز در پیشنهاد‌های سیاستی خود به آن اشاره کرده است.

تفاوت اصلی این پژوهش با مطالعاتی مانند کیلنوا و کورینک (۲۰۲۱) و پایچ و سرکین (۲۰۲۵) در رویکرد روش‌شناختی است. کیلنوا و کورینک و همچنین پایچ و سرکین بیشتر به چارچوب‌های نظری و تحلیل‌های کلان‌تر توجه کرده‌اند و کمتر به بررسی تجربی و دقیق اثرات در دهک‌های مختلف توزیع درآمدی پرداخته‌اند. پژوهش حاضر با بهره‌گیری از روش رگرسیون چندک، توانسته است تصویری روشن‌تر و دقیق‌تر از اثر ناهمگون سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بر نابرابری درآمد ارائه دهد؛ موضوعی که در پژوهش‌های پیشین کمتر مورد توجه تجربی قرار گرفته است.

در مجموع، یافته‌های پژوهش حاضر، ضمن تایید کلی نتایج مطالعات پیشین مبنی بر مرحله‌ای بودن و دوگانه بودن اثر AI بر نابرابری - با استفاده از رویکرد تجربی دقیق‌تر (رگرسیون چندک) - جزئیات جدید و مهمی را در این زمینه آشکار ساخته و نشان داده

است که اثر فناوری، یکنواخت نیست و سیاست گذاری در زمینه هوش مصنوعی باید متناسب با شرایط ویژه هر جامعه و هر مرحله از نفوذ فناوری طراحی شود.

تعارض منافع

تعارض منافع وجود ندارد.

ORCID

Ramin Khochiani		http://orcid.org/0000-0002-3530-8289
Younes Nademi		http://orcid.org/0000-0003-0557-0347
Reza Maaboudi		http://orcid.org/0000-0003-4273-5200

منابع

ازوجی، علاءالدین، عصاری، عباس، واعظ مهدوی، محمدرضا، کشاورز حداد، غلامرضا . (۱۳۹۸). تاثیر مؤلفه های سرمایه انسانی بر بهره وری شاغلان حقوق بگیر خصوصی؛ شواهدی مبتنی بر ریزداده ها. فصلنامه پژوهشنامه اقتصادی، ۱۹(۷۲)-۱۴۱-۱۸۳.
doi: 10.22054/joer.2019.10157

References

- Abduvaliev, A. (2024). The economic implications of AI on income distributans and global inequality. *Journal of new century innovations*, 66(1), 60-65.
- Cornelli, G., Frost, J., & Mishra, S. (2023). Artificial intelligence, services globalisation and income inequality (No. 1135). Bank for International Settlements.
- Ezaji, A. , Assari Arani, A. , vaeze mahdavi, M. R. and K. Haddad, G. (2019). The Impact of Human Capital Components on Productivity of Private Sector Employees: Micro-Data Evidence. *Economics Research*, 19(72), 141-183. [In persian]
doi: 10.22054/joer.2019.10157.
- Georgieff, A. (2024). Artificial intelligence and wage inequality (No. 13). OECD Publishing. DOI: 10.1787/bf98a45c-en

<https://apnews.com/article/automations-impact-latino-workforce-a7ff825cc2fa0eb8174eafa5e4029cf9>
<https://oecd.ai/en/wonk/policies-ai-inclusive-growth>

Klinova, K., & Korinek, A. (2021, July). Ai and shared prosperity. In Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society (pp. 645-651).

<https://doi.org/10.1145/3461702.3462619>

Liang, Y. (2024). The impact of artificial intelligence on employment and income distribution. *Journal of Education, Humanities and Social Sciences*, Vol. 27 (2024), 166-171.

Liu, B., & Zhou, J. (2023). Digital literacy, farmers' income increase and rural Internal income gap. *Sustainability*, 15(14), 1-13
<https://doi.org/10.3390/su151411422>

Paić, G., & Serkin, L. (2025). The impact of artificial intelligence: from cognitive costs to global inequality. *The European Physical Journal Special Topics*, 1-6. <https://doi.org/10.1140/epjs/s11734-025-01561-8>

Skare, M., Gavurova, B., & Burić, S. B. (2024). Artificial intelligence and wealth inequality: A comprehensive empirical exploration of socioeconomic implications. *Technology in society*, Vol. 79 (2024), 102719.

<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102719>

Wang, L., Cao, Z., & Dong, Z. (2023). Are artificial intelligence dividends evenly distributed between profits and wages? Evidence from the private enterprise survey data in China. *Structural Change and Economic Dynamics*, Vol. 66 (2023), 342-356.

<https://doi.org/10.1016/j.strueco.2023.05.010>

Yue, Q. (2023, May). Study on the Impact of Artificial Intelligence on Employment and Income Inequality, Based. In Proceedings of the 8th International conference on financial innovation and economic development (ICFIED 2023) (Vol. 237, p. 329). Springer Nature.

Zhao, X., & Hou, Z. (2025). The impact of artificial intelligence on inter-industry income disparity: evidence from provincial data in China. *Applied Economics*, Published online: 26 May 2025 1-14.
<https://doi.org/10.1080/00036846.2025.2509990>

ضمیمه

جدول A1. آزمون همخطی VIF

متغیر	Centered VIF
AI_{it}	۱/۱۴
Gr_{it}	۳/۷۳
$Open_{it}$	۱/۹۹
Hum_{it}	۱/۹۶
$Health_{it}$	۱/۴۳
$Prod_{it}$	۳/۷۶

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول A2. آزمون ناهمسانی واریانس White

مدل	آزمون ناهمسانی واریانس White P-value
مدل چندکی با متغیر وابسته سهم ۲۰ درصد بالا	۰/۸۱
مدل چندکی با متغیر وابسته ضریب جینی	۰/۸۳
مدل چندکی با متغیر وابسته سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی	۰/۸۱

منبع: یافته‌های پژوهش

استناد به این مقاله: خوچانی، رامین، نادمی، یونس، معبودی، رضا. (۱۴۰۳). دو روی سکه هوش مصنوعی: تحلیل چندکی نابرابری درآمد در اقتصادهای پیشرو، *پروژه‌نامه اقتصادی*، ۹۴ (۲۴)، ۱۸۵-۲۳۲.



Journal of Economic Research is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.