

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

Ramin Khochiani¹ 

Research group of Zagros Data Sciences, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran- Associate Professor, Department of Economics, Ayatollah Boroujerdi University

Younes Nademi 

Research group of Zagros Data Sciences, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran- Associate Professor, Department of Economics, Ayatollah Boroujerdi University

Reza Maaboudi 

Research group of Zagros Data Sciences, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran- Associate Professor, Department of Economics, Ayatollah Boroujerdi University

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 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.

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

JEL Classification: O3, I3, C5, E7

¹ . Corresponding Author: khochiany@abru.ac.ir

How to Cite: xxxxxxxx

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، ایران

رامین خوجیانی^۱

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

یونس نادمی

دانشیار گروه اقتصاد دانشگاه آیت اله بروجردی؛ عضو گروه پژوهشی علوم داده
زاگرس؛ بروجرد، 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، به‌ویژه 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، اما 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 برای ۲۰ کشور پیشرو در سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی طی سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۳ را 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

JEL Classification: O3, I3, C5, E7

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. اما 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 اگر چه 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، اما 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 سؤال 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 مؤثر 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 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 چهارم 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 تجاری، سرمایه انسانی و سلامت عمومی و همچنین بررسی آزمون‌های استحکام و اعتبار نتایج است. در بخش پنجم 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.

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. بدین صورت که هوش مصنوعی 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 عمدتاً 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٪ 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. (کرنلی و همکاران^۱، ۲۰۲۳)

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^۲، شکاف دستمزد درون‌صنعتی کاهش یافته اما شکاف میان‌صنعتی افزایش یافته است. عدم تطبیق مهارت^۳ میان آنچه نیروی کار آموزش دیده و آنچه بازار طلب می‌کند این اثر مهارت‌محور را تشدید می‌کند (جیورجیف^۴، ۲۰۲۴).

به نظر می‌رسد آموزش مجدد^۴ و آموزش متمرکز بر داده‌کاوی و مهارت‌های ML^۵ برای تعدیل این نابرابری ضروری است.

در غیاب سیاست‌های آموزشی هدفمند، این کانال مهارت‌محور می‌تواند به نابرابری دائمی در بازار کار بیانجامد. (کرنلی و همکاران، ۲۰۲۳)

۲) تغییر سرمایه‌محور^۶ AI به‌مثابه 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 ۳/۰ تا ۵/۰ واحد درصدی در سهم سرمایه در تولید همراه است. (سکیر و همکاران^۷، ۲۰۲۴)

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 به‌دلیل 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

1 . Cornelli et al.

2 . skill mismatch

3 . Georgieff

4 . reskilling

5 . Machine Learning

6 . Capital-Biased Change

7 . Skare et al.

بازخوردی میان بازدهی بالای سرمایه و سرمایه‌گذاری بیشتر در AI باعث تشدید این بی‌عدالتی می‌شود. (همان)

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.

۳) 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 رقبا بالا برده‌اند. قدرت چانه‌زنی چشمگیر این شرکت‌ها باعث شده نیروی کار نتواند دستمزدهای منصفانه مطالبه کند. نابرابری میان شرکت‌های بزرگ و SME ها افزایش یافته و بهره‌برداری از اقتصاد مقیاس AI در انحصار عده‌ای محدود قرار می‌گیرد. (کرنلی و همکاران^۳، ۲۰۲۳)

یافته‌های بانک تسویه حساب‌های بین‌المللی 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 کند و به تثبیت نابرابری کمک نماید. 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.

^۱ . 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.

3 . Cornelli et al.

۴) شکاف دسترسی دیجیتال^۱ دسترسی نابرابر به اینترنت پرسرعت و آموزش دیجیتال، گروه‌های محروم را از فرصت‌ها دور نگه می‌دارد. در مناطق روستایی متوسط سواد دیجیتال ۳۷٫۷٪ کمتر از مناطق شهری است (لو و ژو،^۲ ۲۰۲۳) که موانع جدی در بهره‌گیری از AI می‌تواند ایجاد کند.

پژوهش UCLA 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. (لو و ژو، ۲۰۲۳) ایجاد مراکز آموزشی محلی برای AI و تأمین 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 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 هم‌بهره‌وری و هم‌عدالت را افزایش دهد. حمایت از برنامه‌های آموزش مجدد و انتقال شغلی (reskilling) می‌تواند بیکاری ساختاری را کاهش دهد و نهایتاً، مشارکت ذی‌نفعان دولتی و خصوصی در تدوین سیاست‌های AI-محور برای توزیع فراگیر منافع حیاتی است

پیشینه پژوهش

ژائو و هو^۳ (۲۰۲۵) با بهره‌گیری از داده‌های پنل استانی چین طی دوره ۲۰۱۰-۲۰۲۳ رابطه بین نفوذ AI و تغییرات نابرابری درآمدی میان صنایع را تحلیل می‌کند. پژوهشگران از

1 . Digital Divide

2 . Liu & Zhou

3 . Zhao & Hou

رگرسیون‌های پنل با کنترل آثار ثابت زمانی و مکانی استفاده کردند تا اثرات بالقوه متغیرهای همزمانی را خنثی کنند. نتایج نشان می‌دهد هر ۱٪ افزایش در شاخص هوشمندسازی صنعتی درآمد بخش خدمات را نسبت به بخش تولید تا ۰/۴۱٪ افزایش می‌دهد و شکاف صنایع پیشرفته و سنتی را گسترش می‌دهد.

کرنلی، فراست و میشر^۱ (۲۰۲۳) این مطالعه با استفاده از داده‌های ۸۶ کشور طی بازه ۲۰۱۰-۲۰۱۹ رابطه میان سرمایه‌گذاری‌های مرتبط با AI و تغییرات سهم درآمدی دهک‌های مختلف را بررسی می‌کند. 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.

یو^۲ (۲۰۲۳) در پژوهشی تأثیر 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 تأثیر هوش مصنوعی بر اشتغال چشم‌اندازی را ارائه می‌دهد.

وانگ، کائو و دانگ^۳ (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^۴ (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

1 . Cornelli, Frost & Mishra

2 . Yue

3 . Wang, Cao & Dong

4 . Klinova & Korinek

گرفته شود. چنین تحلیلی به شرکت‌ها، پژوهشگران و سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا مسیر توسعه AI را به‌سوی رفاه مشترک و آینده‌ای فراگیر هدایت کنند. لیانگ^۱ (۲۰۲۴) پیامدهای گسترده نفوذ AI بر اشتغال و توزیع درآمد، به‌ویژه در بستر پاندمی COVID-19، را 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 به‌صورت عادلانه توزیع شود.

عبدووالیف (۲۰۲۵) نشان داد، 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 کشورهای 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. 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 (حقوق‌بگیر 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 قابل‌توجهی از این پژوهش‌ها دارای محدودیت‌هایی است. نخست، بیشتر آن‌ها تمرکز جغرافیایی محدود (اغلب بر چین یا ایالات متحده) دارند یا با

1 . Liang

2 . Paic & Serkin

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. 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. به علاوه برخلاف مطالعات موجود که عمدتاً 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.

روش

به منظور بررسی اثرگذاری هوش مصنوعی بر نابرابری توزیع درآمد در کشورهای پیشرو در زمینه سرمایه گذاری هوش مصنوعی، برگرفته از مطالب ادبیات نظری، مدل اقتصادسنجی زیر تصریح شده است:

$$Ineq_{it} = \beta_1 + \beta_2 AI_{it} + \beta_3 Gr_{it} + \beta_4 Prod_{it} + \beta_5 Hum_{it} + \beta_6 Open_{it} + \beta_7 Health_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

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 سرمایه گذاری 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؛ به علاوه تمرکز این سرمایه‌گذاری‌ها در شرکت‌های بزرگ،

کانال تمرکز بازار را تقویت می‌نماید. 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 صرفاً از کانال بهره‌وری است یا مستقیماً از کانال سرمایه و مهارت. Hum_{it} شاخص سرمایه انسانی است که از نرخ ثبت نام متوسطه بانک جهانی برای آن استفاده شده است. سرمایه انسانی تعیین‌کننده توان تطبیقی نیروی کار نسبت به فناوری‌های جدید است؛ بالاتر بودن ثبت نام متوسطه 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 بدست 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. نهایتاً $Health_{it}$ 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 تأثیر 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، صرفاً ضرایب متوسط (Mean Effects) متغیرهای توضیحی را بر متغیر وابسته ارائه می‌دهند و در نتیجه نمی‌توانند تفاوت در شدت و جهت تأثیر متغیرها را در قسمت‌های مختلف توزیع درآمدی (مثلاً 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 نماییم. به عبارت دیگر، این روش اجازه می‌دهد تا تأثیر متغیر توضیحی در دهک‌های مختلف نابرابری به طور مستقل بررسی شود و بتوان مشخص نمود که آیا سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی در جوامع نسبتاً برابر و نابرابر، اثر یکسانی دارد یا خیر.

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 از برنامه‌نویسی در R استفاده شده است.

^۱ . Quantile

نمونه مورد بررسی شامل ۲۰ کشور پیشگام در سرمایه‌گذاری بخش خصوصی در هوش مصنوعی^۱ 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
Gr _{it}	رشد سالانه تولید ناخالص داخلی واقعی (به درصد)	WDI	۲/۰۱	۳/۵۴

^۱ . استرالیا، اتریش، بلژیک، برزیل، کانادا، چین، دانمارک، فنلاند، فرانسه، آلمان، هند، ایتالیا، ژاپن، کره جنوبی، نروژ، روسیه، سنگاپور، اسپانیا، بریتانیا و ایالات متحده آمریکا.

۲/۹۳	۰/۸۹	ILO	نرخ رشد سالانه تولید به ازای هر کارگر	Prod_{it}
۱۸/۸۸	۱۱۱/۴۶	WDI	نرخ ناخالص ثبت نام متوسطه	Hum_{it}
۶۵/۲۷	۸۱/۳۶	WDI	جمع صادرات و واردات بر تولید ناخالص داخلی	Open_{it}
۳/۸۰	۸۰/۴۱	WDI	شاخص امید به زندگی در بدو تولد	Health_{it}

منبع: محاسبات 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٪ بالایی جامعه:** میانگین سهم بیست درصد ثروتمند جامعه برابر با ۴۱/۶۰ درصد و انحراف معیار آن ۵/۲۰ واحد درصد است. این بدان معناست که به طور متوسط، ۲۰٪ پردرآمدترین افراد حدود دو پنجم کل درآمد را در اختیار دارند. انحراف معیار نسبتاً بالای ۵/۲۰ واحد درصد نشان‌دهنده پراکندگی قابل‌توجه در میان کشورهای مختلف یا دوره‌های زمانی است؛ به طوری که در برخی موارد سهم ۲۰٪ بالایی ممکن است به حدود ۵۰٪ نیز برسد و در مواردی دیگر این سهم نزدیک به ۳۵٪ باشد. بنابراین، هرچند در مجموع تمرکز درآمد در بخش بالایی جامعه نسبتاً 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 34 واحد بدین معناست که توزیع درآمد به طور کلی متوازن‌تر از کشورهای بسیار نابرابر (با جینی‌های بالاتر از ۴۰) بوده، اما همچنان فاصله‌ی 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٪ پایینی به ۱۰٪ بالایی:** این شاخص نابرابری دارای میانگین $73/53$ درصد و انحراف معیار $4/79$ واحد درصد است. میانگین $73/53$ بدین معنا است که به طور متوسط مجموع درآمدی که ۱۰٪ ثروتمند جامعه در اختیار دارند، معادل حدود سه‌چهارم درآمد مجموع ۹۰٪ 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 مذکور بزرگ‌تر (نزدیک‌تر به ۱۰۰٪) مشاهده می‌شود؛ برعکس، در کشورهای با نابرابری بیشتر، سهم ۱۰٪ بالایی جامعه بسیار بیشتر از ۹۰٪ پایینی بوده و این نسبت کوچک‌تر (دورتر از ۱۰۰٪) 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 $3483/76$ 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 زمینه‌ی *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 گسترده‌ی 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 اگرچه 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 سالانه‌ی *GDP***

واقعی ۲/۰۱ و انحراف معیار آن ۳/۵۴ واحد درصد گزارش شده است. رشد متوسط ۲٪ در سال نشان می‌دهد که اقتصادهای مورد بررسی طی دوره‌ی مورد مطالعه به طور کلی رشد مثبتی ولی نسبتاً ملایم داشته‌اند (متناسب با روند معمول اقتصادهای توسعه‌یافته). 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 سرانه‌ی نیروی کار)**

(کار) در نمونه‌ی مورد بررسی دارای میانگین ۰/۸۹٪ و انحراف معیار ۲/۹۳ واحد درصد است. میانگین نزدیک به صفر (کمتر از ۱٪ در سال) حاکی از آن است که به طور کلی بهره‌وری نیروی کار در این اقتصادها طی سال‌های ۲۰۱۷-۲۰۲۳ رشد

چشمگیری نداشته و تقریباً در حالت رکود یا رشد بسیار اندک بوده است. در مقابل، انحراف معیار ۲۰۹۳ 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 فناوریانه یا بهبود کارایی)، یا برعکس در برخی موارد بهره‌وری دچار افت شده است؛ در حالی که تعدادی از کشورها تغییرات چندانی را شاهد نبوده‌اند. بدین 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٪ و انحراف معیار آن ۱۸۰٫۸۸٪ می‌باشد. میانگین فراتر از ۱۰۰٪ بدین 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 ۱۰۰٪ باشد). این رقم بالا 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 ۱۸۰٫۹ درصدی حکایت از اختلافات قابل توجه بین کشورها دارد؛ به عبارت دیگر، علیرغم 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 ۱۰۰٪ دارند، برخی دیگر ممکن است نرخ‌هایی در بازه ۸۰٪ تا ۹۰٪ را تجربه کنند. بنابراین پراکندگی مذکور 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٪ و انحراف معیار ۶۵٫۲۷ واحد درصد همراه است.

میانگین ۸۱٪ 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 بدان 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٪)، در حالی که کشورهای بزرگ‌تر و دارای بازار داخلی گسترده‌تر ممکن است درجه باز بودن پایین‌تری داشته باشند (برای مثال کمتر از ۵۰٪). 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 اندازه‌ی 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.

یافته‌ها

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 و هاسمن در نهایت مدل پانل با اثرات تصادفی انتخاب شد که نتایج آن در جدول ۲ گزارش شده است:

جدول ۲- نتایج رگرسیون پانل

متغیر وابسته: سهم ۹۰ درصد	متغیر وابسته: ضریب جینی	متغیر وابسته: سهم ۲۰ درصد دهکهای بالایی جامعه	متغیر
β_1	۲۴/۲۰	۳۵/۸۵	
(۰/۰۰)	(۰/۰۰)	(۰/۰۰)	
AI_{it}	-۰/۰۰۰۰۲	-۰/۰۰۰۰۱	
(۰/۱۸)	(۰/۰۱)	(۰/۰۳)	
Gr_{it}	۰/۲۱	۰/۱۵	
(۰/۰۰)	(۰/۰۰)	(۰/۰۲)	
$Open_{it}$	-۰/۰۷	-۰/۰۵	
(۰/۱۰)	(۰/۰۹)	(۰/۱۰)	
Hum_{it}	-۰/۰۲	-۰/۰۳	
(۰/۲۷)	(۰/۲۷)	(۰/۲۳)	
$Health_{it}$	۰/۲۱	۰/۱۵	
(۰/۰۱)	(۰/۰۱)	(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: محاسبات پژوهش

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 تأثیر هر متغیر بر نابرابری در تمامی سطوح توزیع نابرابری (تمام دهک‌ها یا کوانتایل‌ها) یکسان و خطی است.

این فرض یکسان بودن اثر متغیرها در تمامی دهک‌ها، خصوصاً در مورد متغیر کلیدی پژوهش، یعنی سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی (AI)، ممکن است موجب گمراهی سیاست‌گذار شود. به‌طور 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 نماید. در حالی که تئوری‌های مرتبط با «منحنی کوزنتس دیجیتال» و «تغییر فناوریانه مهارت‌محور» تأکید 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 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 تأثیرگذار 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 نماید.

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

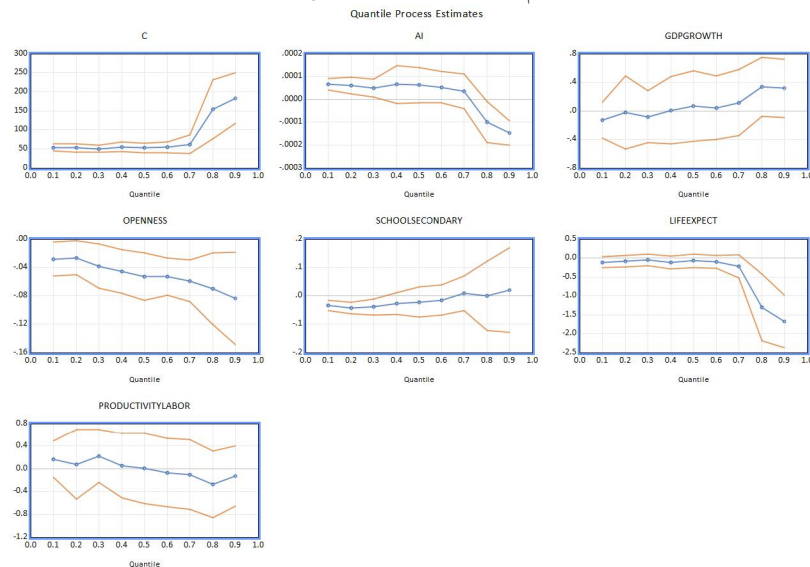
متغیر	$\tau = 0.1$	$\tau = 0.2$	$\tau = 0.3$	$\tau = 0.4$	$\tau = 0.5$	$\tau = 0.6$	$\tau = 0.7$	$\tau = 0.8$	$\tau = 0.9$
β_1	۵۳,۵۱ (۰,۰۰)	۵۲,۴۴ (۰,۰۰)	۵۰,۴۸ (۰,۰۰)	۵۵,۵۰ (۰,۰۰)	۵۲,۳۵ (۰,۰۰)	۵۴,۰۵ (۰,۰۰)	۶۲,۱۵ (۰,۰۰)	۱۵۳,۰۵ (۰,۰۰)	۱۸۳,۲۶ (۰,۰۰)
AI_{it}	۰,۰۰ (۰,۰۰)	۰,۰۰ (۰,۰۰)	۰,۰۰ (۰,۰۲)	۰,۰۰ (۰,۱۲)	۰,۰۰ (۰,۱۱)	۰,۰۰ (۰,۱۲)	۰,۰۰ (۰,۳۶)	-۰,۰۰ (۰,۰۳)	-۰,۰۰ (۰,۰۰)
Gr_{it}	-۰,۱ (۰,۳۲)	-۰,۰ (۰,۹۳)	-۰,۰ (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)
$Open_{it}$	-۰,۰ (۰,۰۲)	-۰,۰ (۰,۰۳)	-۰,۰ (۰,۰۲)	-۰,۰ (۰,۰۰)	-۰,۰ (۰,۰۰)	-۰,۰ (۰,۰۰)	-۰,۰ (۰,۰۰)	-۰,۰۷ (۰,۰۱)	-۰,۰۸ (۰,۰۱)
Hum_{it}	-۰,۰ (۰,۰۰)	-۰,۰ (۰,۰۰)	-۰,۰ (۰,۰۱)	-۰,۰ (۰,۱۶)	-۰,۰ (۰,۴۲)	-۰,۰ (۰,۵۸)	۰,۰۱ (۰,۷۷)	-۰,۰۰ (۱,۰۰)	۰,۰۲ (۰,۷۸)

<i>Health_{it}</i>	-۰٫۱	-۰٫۰	-۰٫۰	-۰٫۱	-۰٫۰	-۰٫۱	-۰٫۲	-۱٫۳۰	-۱٫۶۷
	۱	۹	۵	۲	۸	۰	۲	(۰٫۰۰)	(۰٫۰۰)
	۰٫۱۲)	۰٫۲۷)	۰٫۵۰)	۰٫۱۷)	۰٫۳۸)	۰٫۲۷)	۰٫۱۵)		
	(	(	(	(	(	(	(		
<i>Prod_{it}</i>	۰٫۱۷	۰٫۰۸	۰٫۲۲	۰٫۰۶	۰٫۰۱	-۰٫۰	-۰٫۱	-۰٫۲۷	-۰٫۱۳
	۰٫۳۰)	۰٫۸۱)	۰٫۳۵)	۰٫۸۴)	۰٫۹۸)	۷	۰	(۰٫۳۶)	(۰٫۶۴)
	(	(	(	(	(	۰٫۸۳)	۰٫۷۴)		
						(	(		

منبع: محاسبات پژوهش

برآورد رگرسیون چندکی در جدول ۳ نشان می‌دهد که تأثیر فناوری هوش مصنوعی بر توزیع درآمد، برخلاف تحلیل‌های خطی متعارف، به جای آن که 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 فناوریانه مهارت‌محور پیش‌بینی می‌کند، دستاوردهای ناشی از دیجیتالی‌شدن 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 دهک های مختلف (شاخص نابرابری: سهم ۲۰ درصد دهکهای بالایی جامعه)



(منبع: محاسبات پژوهش)

در کنار فناوری، نتایج برای شاخص بازبودن تجاری همسو با پیش فرض های مدل هکشر-آهلین است؛ ضریب منفی و معنادار درجه باز بودن در سراسر توزیع - و به ویژه در قله نابرابری - نشان می دهد یکپارچگی در زنجیره های ارزش جهانی، از مجرای ارزان شدن کالاهای مصرفی و گسترش فرصت های صادراتی برای بنگاه های کاربر، می تواند سهم ثروتمندان را محدود کند. این یافته نظریه استولپر-ساموئلسون مبنی بر بهبود دستمزد نسبی عامل فراوان (نیروی کار) در اقتصادهای در حال توسعه را تقویت می کند و با تجربه دهه اخیر اقتصادهای نوظهور هم خوان است.

ضریب منفی آموزش متوسطه تنها در بخش زیرین توزیع معنی دار است؛ یعنی وقتی ساختار درآمدی هنوز چندان قطبی نشده، گسترش سرمایه انسانی از مسیر آموزش رسمی می تواند سازوکار قدرتمندی برای تعادل بخشی باشد. اما در صدک های بالای نابرابری، همین متغیر بی اثر می شود؛ موضوعی که ادبیات «بازده خصوصی آموزش» علیه «بازده اجتماعی» بارها بدان اشاره کرده است: هرچه شکاف درآمدی ژرف تر شود، کیفیت و دسترسی آموزشی ناهمگن تر شده و اثر یکسان سازی تحصیلات رسمی تضعیف می شود.

امید به زندگی به مثابه نماینده سرمایه سلامت نیز تنها در قسمت بالایی توزیع برآوردی نقش معنی دار ایفا می کند. ضریب منفی و بزرگی که در صدک های ۸۰ و ۹۰ مشاهده می شود، با چارچوب نظری دیباک و کالور (Health-Inequality Nexus) همراستا است: مداخلات سلامت عمومی - واکسیناسیون همگانی، پوشش بیمه، زیرساخت آب پاک - بیش از همه در جوامعی اثرگذار است که پیشاپیش دچار نابرابری عمیق اند، زیرا بازده نهایی سرمایه سلامت در گروه های کم - درآمد هنوز بالاست.

رشد اقتصادی و بهره‌وری نیروی کار، برخلاف انتظار مدل های کلاسیک رشد، در هیچ بخش از توزیع به آستانه معناداری نرسید. چنین نتیجه‌ای، همان تزی «رشد بدون برابری» را یادآوری می کند: در نبود نهادهای فراگیر و سیاست های تکمیلی، بزرگ تر شدن کیک الزاماً به برش عادلانه آن نمی انجامد.

ثابت رگرسیون که از حدود ۵۳ واحد در صدک ۱۰ به بیش از ۱۸۳ واحد در صدک ۹۰ می رسد، نشان می دهد حتی اگر همه توضیح دهنده ها 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 می ماند. به بیان دیگر، بر مبنای نظریه اقتصاد سیاسی، تفاوت های نهادی - از نظام مالیاتی تا کیفیت حکمرانی - بخشی از «اثر ثابت» هستند که در تحلیل چندکی خود را به شکل شکاف فزاینده برون مدل نشان می دهند.

برآیند نتایج از منظر سیاستی روشن است: کشورهایی که هنوز در ابتدای مسیر دیجیتالی شدن هستند باید هم زمان با ترویج هوش مصنوعی، آموزش مهارت های مکمل و حمایت از بنگاه های کوچک را هدف بگیرند تا اثر نابرابر ساز نخستین مهار شود؛ در حالی که اقتصادهای شدیداً نابرابر می توانند بر عمق بخشی دسترسی به فناوری و تجارت آزاد به عنوان دو اهرم فروکاهنده سهم ثروت بالاترین دهک تکیه کنند و با سرمایه گذاری مضاعف بر سلامت عمومی، چرخه بازخورد مثبت سلامت - درآمد را به سود طبقات پایین فعال نگه دارند. به این ترتیب، تحلیل چندکی مقاله نشان می دهد که «یک نسخه برای همه» وجود ندارد؛ اثربخشی سیاست ها تابع جایگاه هر اقتصاد بر پهنه نابرابری است و طراحان باید مسیرهای پویا و مرحله ای را، آن گونه که منحنی کوزنتس دیجیتال و ادبیات بازتوزیع مهارت پیشنهاد می کند، در دستور کار قرار دهند.

آزمون استحکام نتایج با شاخص ضریب جینی و سهم ۹۰ درصد پایینی به ۱۰ درصد بالایی جامعه

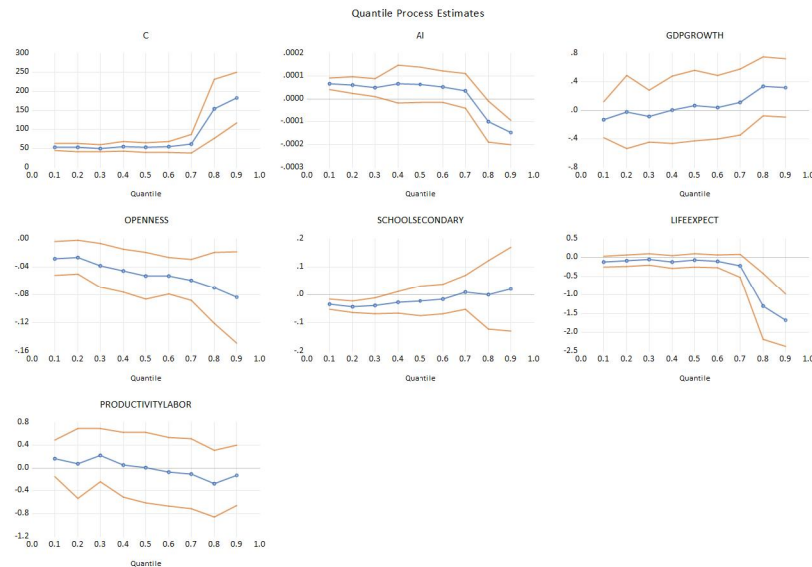
برای سنجش استحکام یافته‌ها، متغیر وابسته از سهم بیستک بالای درآمدی به ضریب جینی تغییر یافت و همان رگرسیون چندکی برآورد شد. جدول ۴ ضرایب و p -value های متناظر را نشان می‌دهد.

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	۵۳,۵۱ (۰,۰۰)	۵۲,۴۴ (۰,۰۰)	۵۰,۴۸ (۰,۰۰)	۵۵,۵۰ (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: محاسبات پژوهش (اعداد داخل پرانتز P-VALUE هستند)

نمودار ۲- اثرات متغیرهای توضیحی بر نابرابری توزیع درآمد در بین دهک های مختلف (شاخص نابرابری: ضریب جینی)



(منبع: محاسبات پژوهش)

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 تأیید 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 نروده است؛ در مراحل نخست، شوک فناورانه شکاف مهارتی را عمیق‌تر می‌کند، اما پس از اشباع نسبی، به بازتوزیع فرصت‌ها می‌انجامد.

بازبودن 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 قدر برآورد مدل قبلی است، که نشان می‌دهد تفاوت‌های ساختاری مستقل از مقیاس نابرابری انتخابی عمل می‌کنند.

با توجه به این که شاخص سهم ۲۰٪ 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٪ پایینی به ۱۰٪ 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 عمدتاً نصیب گروه‌های برخوردار از مهارت‌ها و زیرساخت‌های مکمل می‌شود و نسبت سهم ۹۰٪ پایینی به ۱۰٪ بالایی کاهش می‌یابد. این یافته با الگوی مشاهده‌شده در مدل قبلی (با شاخص سهم ۲۰٪ بالایی) هم‌خوان است: در دهک‌های پایین نابرابری (برابرتر)، 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 عاملی کاهنده‌ی نابرابری تبدیل می‌شود. این چرخش علامت ضرایب در طول توزیع تأییدی بر فرضیه‌ی 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 تأثیر AI نیز در دهک‌های مختلف متفاوت است. نتایج نشان می‌دهد اثر نابرابری‌افزای هوش مصنوعی در مراحل اولیه توزیع درآمد (دهک‌های برابرتر) از لحاظ آماری معنادار و در چندین دهک میانی پایدار است) ضرایب منفی معنادار در حدود میانه‌ی توزیع P90/P10 مشاهده شد. (این بدان 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 نابرابرتر) عمدتاً 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 کاهنده‌ی نابرابری معنادار است محدودتر است، اندازه‌ی 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 برآورد شده 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 به‌دست‌آمده یکسان است: در مرحله‌ی نخست، رشد فناوری بدون مداخله‌های تکمیلی می‌تواند شکاف درآمدی را بیشتر کند، اما در مرحله‌ی 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 مرحله‌ی دوم واقعاً با افزایش سهم نسبی طبقات پایین‌تر همراه است (چیزی که شاخص سهم ۲۰٪ 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 اولیه‌ی توزیع درآمد توجه داشت و سیاست‌های مناسبی را در هر مرحله اتخاذ کرد تا گذار از مرحله‌ی 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	$\tau = 0.1$	$\tau = 0.2$	$\tau = 0.3$	$\tau = 0.4$	$\tau = 0.5$	$\tau = 0.6$	$\tau = 0.7$	$\tau = 0.8$	$\tau = 0.9$
β_1	-56.71 (0.06)	-40.55 (0.30)	47.80 (0.02)	59.31 (0.00)	67.15 (0.00)	65.19 (0.00)	66.41 (0.00)	70.27 (0.00)	67.92 (0.00)
AI_{it}	0.0001 4 (0.00)	0.0001 0 (0.02)	0.0000 2 (0.57)	0.0000 4 (0.18)	0.0000 6 (0.01)	0.0000 7 (0.00)	0.0000 4 (0.00)	0.0000 5 (0.00)	0.0000 5 (0.00)
Gr_{it}	-0.15 (0.49)	-0.26 (0.39)	-0.12 (0.53)	-0.07 (0.70)	-0.04 (0.77)	-0.01 (0.92)	0.06 (0.64)	0.08 (0.45)	0.01 (0.91)
$Open_{it}$	0.08 (0.00)	0.05 (0.03)	0.04 (0.00)	0.04 (0.00)	0.03 (0.00)	0.02 (0.00)	0.03 (0.00)	0.03 (0.11)	0.03 (0.16)

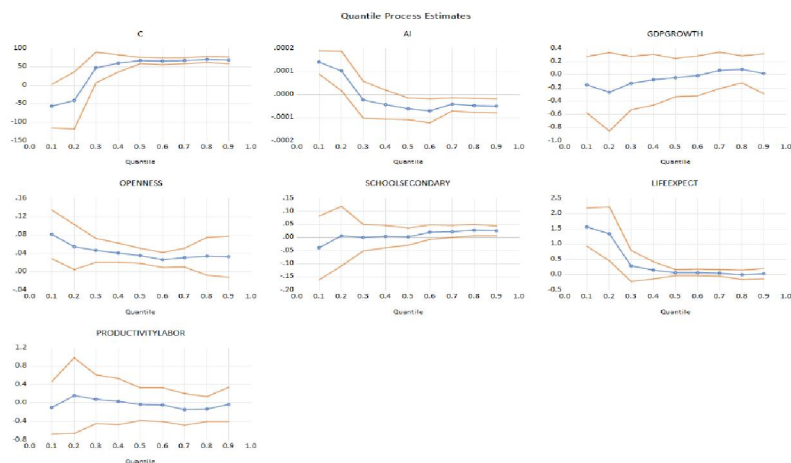
$\tau = 0.1$ متغیر $\tau = 0.2$ $\tau = 0.3$ $\tau = 0.4$ $\tau = 0.5$ $\tau = 0.6$ $\tau = 0.7$ $\tau = 0.8$ $\tau = 0.9$

توضیحی

Hum_{it}	-0.04 (0.52)	0.005 (0.92)	0.0000 1 (0.99)	0.004 (0.84)	0.003 (0.83)	0.02 (0.15)	0.02 (0.04)	0.03 (0.01)	0.03 (0.00)
$Health_{it}$	1.55 (0.00)	1.33 (0.00)	0.29 (0.26)	0.14 (0.30)	0.06 (0.24)	0.07 (0.20)	0.05 (0.35)	0.0007 (0.99)	0.03 (0.66)
$Prod_{it}$	-0.10 (0.72)	0.15 (0.70)	0.08 (0.74)	0.03 (0.88)	-0.02 (0.87)	-0.03 (0.83)	-0.13 (0.43)	-0.13 (0.33)	-0.02 (0.88)

(منبع: محاسبات 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: محاسبات 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 چهره‌ی 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 می‌گردد. 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 AI در ضمیمه 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 نشان دهنده عدم وجود ناهمسانی واریانس در مدل‌های چندکی است.

برآورد محدودیت چسبندگی کوانتایل با روش کرانه‌های مانسکی^۱

برای پاسخ به وجود احتمال همبستگی متغیر سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی (AI) با متغیرهای مشاهده‌نشده 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 تقلیل‌یافته بدون متغیر AI کرانه‌های بالا و پایین برای اثر AI را به دست می‌دهد و بدین 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٪ بالایی، ضریب جینی و نسبت P90/P10 (نسبت سهم ۹۰٪ پایینی به ۱۰٪ 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 برآوردشده AI بر نابرابری شدیدتر است – یعنی در ابتدای توزیع نابرابری و همچنین انتهای آن – فاصله‌ی 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

^۱ . Manski Bounds

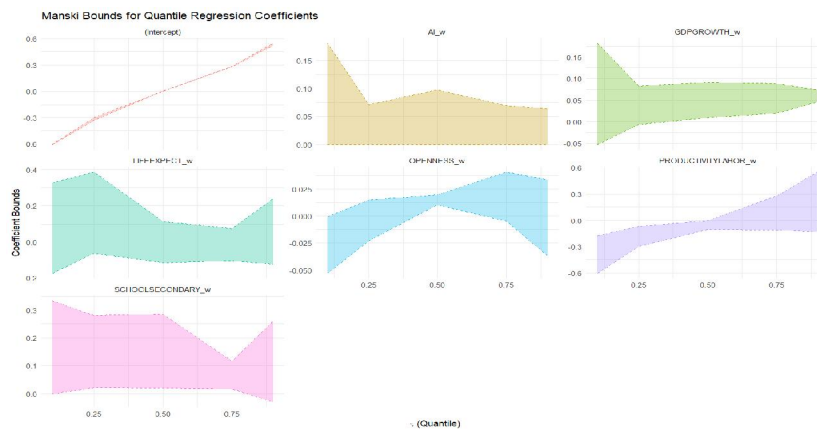
جامعه‌های به شدت نابرابر هستند)، ضریب **AI** در مدل کامل به طور معناداری مثبت برآورد شده است (کاهنده‌ی نابرابری) و حذف این متغیر از مدل می‌تواند این اثر را تا حدود صفر کاهش دهد. به همین ترتیب، در شرایط نابرابری اندک (دهک‌های بالای توزیع که جامعه‌های برابرتر را نشان می‌دهند)، ضریب برآوردی **AI** منفی و معنادار است (نابرابری‌افزا) 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 نقطه‌ی چرخش که اثر **AI** از نابرابری‌افزا به برابری‌افزا تغییر علامت می‌دهد - کرانه‌های مانسکی به یکدیگر نزدیک‌ترند. این امر بدان معناست که در صدک‌هایی که ضریب **AI** در مدل کامل بسیار کوچک (یا غیرمعنادار) است، حضور یا عدم حضور متغیر **AI** تأثیر چندانی بر نتایج برآوردشده ندارد و در نتیجه دامنه‌ی 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 محدوده‌ی توزیع بسیار ضعیف است.

بنابراین تحلیل کرانه‌های مانسکی (نمودارهای ۴ تا ۶) تأیید 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 مرحله‌ی نخست نفوذ فناوری (جامعه‌های برابرتر) کرانه‌ی بالای مانسکی نشان‌دهنده‌ی اثری نابرابری‌افزای قابل توجه است در حالی که کرانه‌ی پایین آن تا نزدیکی صفر امتداد می‌یابد - بدین معنا که اگر **AI** کاملاً با عوامل نهادی بهبوددهنده‌ی برابری همبسته باشد، ممکن است افزایش نابرابری مشاهده‌شده ناشی از آن عوامل پنهان باشد نه خود **AI**. به طور مشابه، در مرحله‌ی دوم

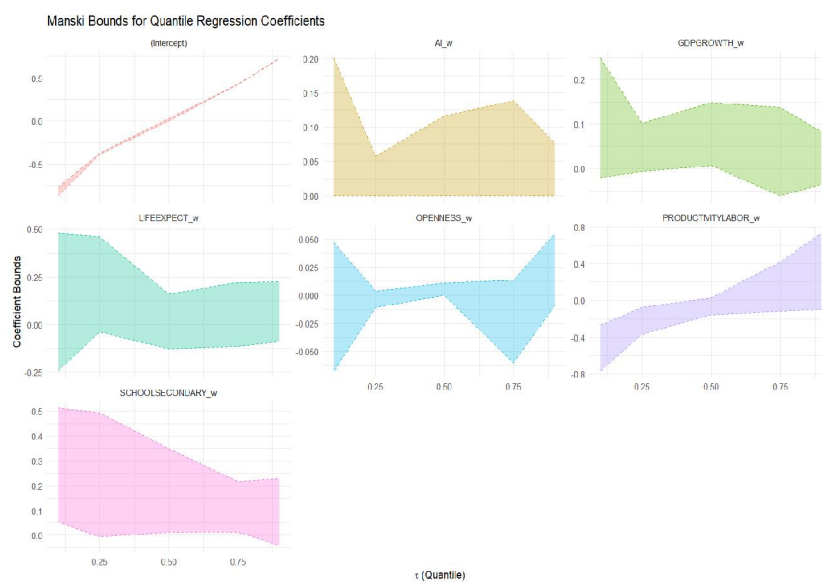
(جامعه‌های نابرابرتر) کرانه‌ی بالای مانسکی همچنان بر یک اثر نابرابری‌کاه ملموس دلالت دارد، اما کرانه‌ی پایین آن سناریویی را ترسیم می‌کند که در آن **AI** به خودی خود نقش معناداری در کاهش نابرابری ایفا نمی‌کند (اگر مزایای مشاهده‌شده‌ی آن کاملاً منعکس‌کننده‌ی کیفیت‌های نهادی بالاتر در این جوامع باشد). با 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 ولی تغییر علامت نمی‌دهند. این موضوع نشان می‌دهد که هرچند بزرگی اثر **AI** در دهک‌های مختلف ممکن است تحت تأثیر نااطمینانی‌های ناشی از عوامل پنهان قرار گیرد، الگوی کلی دومرحله‌ای 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 ولی اصل تغییر جهت اثر فناوری در طول توزیع درآمدی را متغی 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)



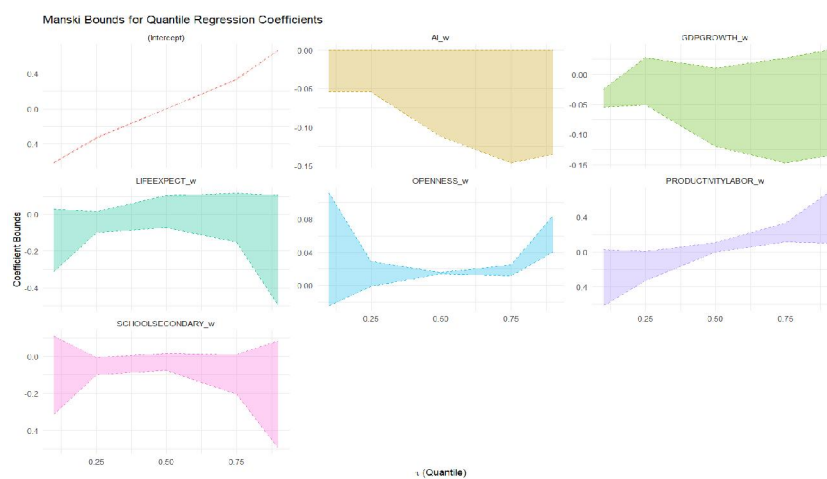
(منبع: محاسبات پژوهش)

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



(منبع: محاسبات پژوهش)

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



بحث و نتیجه‌گیری

بر مبنای تحلیل پانل کوانتایل برای ۲۰ کشور پیشرو در سرمایه‌گذاری هوش مصنوعی طی ۲۰۲۳-۲۰۱۷، 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 تأیید 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-آهلین 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) صرفاً در صدک‌های بالای نابرابری معنادار و کاهنده است و تأکید 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 بدین ترتیب، قابلیت تعمیم نتایج تأیید 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 آن که 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 بازبودن 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 نماید.

از سوی دیگر، آموزش متوسطه تنها در کشورهایی که هنوز در سطوح پایین نابرابری قرار دارند اثری معنادار و کاهنده دارد؛ این بدان 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 به‌عنوان 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 تأمین 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 بازارتها مسیر واقع‌بینانه برای تبدیل ظرفیت‌های هوش مصنوعی به رشد فراگیر و پایدار است.

یافته‌های این پژوهش در زمینه تأثیر 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) نیز 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 اولیه‌ی فناوری جدید را بیشتر به گروه‌های برخوردار انتقال می‌دهد؛ نتیجه‌ای که پژوهش حاضر نیز به آن دست یافته و تأثیر نابرابری‌افزای اولیه فناوری را تأیید می‌کند.

از سوی دیگر، وانگ، کائو و دانگ (۲۰۲۳) با بررسی داده‌های بنگاه‌های چینی نشان دادند که رابطه‌ی 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» مشاهده‌شده در این پژوهش هم‌خوانی دارد. پژوهش حاضر نیز 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 مطالعه‌ی ژائو و هو (۲۰۲۵) نیز از نظر اثر نابرابری‌افزا در مراحل اولیه گسترش هوش مصنوعی هم‌جهت است. یافته‌ی 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) نیز بر این نتیجه تأکید 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 سرمایه‌انسانی و آموزش مکمل به‌عنوان راهکار سیاستی تأکید دارد؛ امری که عبدووالیف (۲۰۲۵) نیز در پیشنهادهاى سیاستی خود به آن اشاره کرده است.

با این حال، تفاوت اصلی این پژوهش با مطالعاتی مانند کیلنوا و کورینک (۲۰۲۱) و پایچ و سرکین (۲۰۲۵) در رویکرد روش شناختی 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 تأیید 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 سیاست‌گذاری در زمینه هوش مصنوعی باید متناسب با شرایط ویژه هر جامعه و هر مرحله از نفوذ فناوری طراحی شود.

ضمیمه

جدول AI 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: محاسبات پژوهش

جدول A2. آزمون ناهمسانی واریانس White

آزمون ناهمسانی واریانس White	
مدل	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: محاسبات پژوهش

منابع

- ازوجی، علاءالدین، عصارى، عباس، واعظ مهدوی، محمد رضا و کشاورز حداد، غلامرضا. (۱۳۹۸). تاثیر مؤلفه‌های سرمایه انسانی بر بهره‌وری شاغلان حقوق بگیر خصوصی؛ شواهدی مبتنی بر ریز داده‌ها. *پژوهشنامه اقتصادی* ۱۹ (۷۲) - ۱۴۱ - ۱۸۳
- Abduvaliev, A. (2024). THE ECONOMIC IMPLICATIONS OF AI ON INCOME DISTRIBUTION 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.
- Georgieff, A. (2024). Artificial intelligence and wage inequality (No. 13). OECD Publishing.
- <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).
- Liang, Y. (2024). The impact of artificial intelligence on employment and income distribution. *Journal of Education, Humanities and Social Sciences*, 27, 166-171.
- Liu, B., & Zhou, J. (2023). Digital literacy, farmers' income increase and rural Internal income gap. *Sustainability*, 15(14), 11422.
- Paić, G., & Serkin, L. (2025). The impact of artificial intelligence: from cognitive costs to global inequality. *The European Physical Journal Special Topics*, 1-6.
- Skare, M., Gavurova, B., & Burić, S. B. (2024). Artificial intelligence and wealth inequality: A comprehensive empirical exploration of socioeconomic implications. *Technology in society*, 79, 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*, 66, 342-356.
- 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*, 1-14.

