

بررسی رابطه هوش مصنوعی و بیکاری در کشورهای منتخب

خاورمیانه

محبوبه دلفان

استادیار گروه اقتصاد دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه لرستان delfan.M@lu.ac.ir

چکیده

گسترش و توسعه شگرف فناوری های مرتبط با هوش مصنوعی در دنیای امروز موجب اثرگذاری آن در تمام بخشهای اقتصادی شده است. از جمله موضوعاتی که صاحب نظران اقتصادی در ارتباط با فناوری های مرتبط با هوش مصنوعی مطرح می کنند اثرگذاری آن بر روی بازار کار و سطح بیکاری است.

پژوهش حاضر تلاش داشت با توجه محدودیت های موجود در ارتباط با مطالعه اثر فناوری های هوش مصنوعی بر بیکاری کشورهای در حال توسعه، به بررسی اثر گسترش فناوری های هوش مصنوعی بر بیکاری در ۹ کشور منتخب خاورمیانه شامل ایران، ترکیه، امارات متحده عربی، عربستان سعودی، اردن، کویت، پاکستان، مصر و فلسطین اشغالی در دوره زمانی ۲۰۱۰-۲۰۲۳ بپردازد؛ متغیر حق ثبت اختراع به عنوان نماینده ی گسترش هوش مصنوعی در کشورهای منتخب استفاده شده است.

برای دستیابی به هدف فوق الذکر پژوهش حاضر تلاش کرد با استفاده از داده های ثبت اختراع در پایگاه داده OECD و بهره گیری از ادبیات الگوی اقتصادسنجی داده های تابلویی رابطه بین هوش مصنوعی و بیکاری را مورد بررسی قرار داد. نتایج بدست آمده از الگوی تجربی ارائه شده شواهدی در تایید اثر مثبت ارتقا هوش مصنوعی بر بیکاری در کشورهای مورد مطالعه ارائه نمی کند. نتایج نشان دهنده عدم وجود اثر معنادار هوش مصنوعی بر بیکاری است.

واژه های کلیدی: هوش مصنوعی، بیکاری نیروی کار، داده های ترکیبی

طبقه بندی JEL: C۲۳, O۳۳, J۶۴

۱. مقدمه

دنیا در دو دهه گذشته شاهد پیشرفت های چشم گیری در حوزه هوش مصنوعی^۱ (AI) و رباتیک بوده است. انتظار می رود پیشرفت های آینده حتی مهیج تر و سریع تر رخ

^۱Artificial intelligence

دهد. نقش فناوری‌ها و ابزارهای هوش مصنوعی در حوزه تجارت و اقتصاد بین‌الملل موضوعی است که در سال‌های اخیر بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته است، هوش مصنوعی یک فناوری مشخص نیست بلکه خانواده‌ای از فناوری‌ها است که از جمله مهمترین‌های آنها می‌توان به پنج دسته‌ی گسترده، بینایی رایانه‌ای^۱، زبان طبیعی^۲، دستیار مجازی^۳، اتوماسیون فرآیند رباتیک^۴ و یادگیری ماشین^۵ اشاره کرد. امروزه مشاهده می‌شود که در سطح بین‌المللی صنایع مختلف از شرکت‌های فعال در بخش کشاورزی گرفته تا شرکت‌های فعال در فناوری‌های نوین کم و بیش از یک یا چند دسته از فناوری‌های مرتبط با هوش مصنوعی در جهت توسعه فعالیت خود استفاده می‌کنند و احتمالاً در آینده نزدیک همه شرکت‌ها از این فناوری‌ها به درجات مختلف استفاده خواهند کرد. برخی از شرکت‌ها یک رویکرد محافظه‌کارانه را در پیش می‌گیرند و فقط یک فناوری را به خدمت می‌گیرند و آن را در یک حیطه محدود مورد استفاده قرار می‌دهند و برخی دیگر ممکن است جسورتر باشند، هر پنج فناوری را به بکار گرفته و در کل سازمان خود مورد استفاده قرار دهند.

بسیاری از صاحب‌نظران پیش‌بینی می‌کنند که این فناوری‌ها ماهیت مشاغل را در سراسر جهان متحول خواهند کرد (برینجولفسون و مک آفی، ۲۰۱۲؛ فورد^۶، ۲۰۱۶؛ گروه مشاوره بوستون^۷، ۲۰۱۵؛ مکنزی^۸، ۲۰۱۷). در این میان نظرسنجی‌ها، نشان‌دهنده اضطراب شدید نیروی کار در مواجهه با اتوماسیون و سایر فناوری‌های هوش مصنوعی است. این نگران‌ها ناشی از تحدید امنیت شغلی نیروی کار به واسطه پذیرش فناوری‌های نوین است (مرکز تحقیقاتی پیو، ۲۰۱۷). با وجود انتظارات و نگرانی‌ها موجود در حال حاضر محققان با ادراک کامل چگونگی اثرگذاری اتوماسیون به طور کلی و هوش مصنوعی و رباتیک به طور خاص بر بازار کار فاصله زیادی دارند. حتی بدتر از آن،

^۱Computer vision

^۲Natural language

^۳Virtual Assistant

^۴Robotic Process Automation

^۵Machine Learning

^۶Brynjolfsson and McAfee

^۷Ford

^۸Boston Consulting Group

^۹McKinsey

^{۱۰}Pew Research Center

بسیاری از مجادلات در مطبوعات و محافل دانشگاهی حول یک دوگانگی کاذب است. از یک طرف، استدلال‌های هشداردهنده‌ای وجود دارد که پیشرفت‌های پیش‌رو در هوش مصنوعی و رباتیک به معنای پایان اشتغال نیروی کار خواهد بود و تغییرات ناشی از تکنولوژی‌های مدرن، به قدری سریع است که بسیاری از کارگران نمی‌توانند با آن هماهنگ شوند (حمیدی کیا و عباسیان، ۱۳۹۷). همچنین در جریان تجارت خارجی فعالیت‌هایی که از توان رقابتی برخوردار نباشند، امکان بقا را از دست داده و سطح بیکاری را افزایش می‌دهند (شه‌بازی و نظریور، ۱۳۹۳). در حالی که بسیاری از اقتصاددانان در طرف دیگر ادعا می‌کنند که چون پیشرفت‌های فناوری در گذشته در نهایت دستمزد و تقاضای نیروی کار را افزایش داده است در حال حاضر هم هیچ دلیلی برای نگرانی در مورد ماهیت آن با گذشته وجود ندارد.

موسسه مکنزی و شرکا (۲۰۱۷) در ارتباط با تحقیقات انجام شده در جهت ارزیابی اثر اقتصادی هوش مصنوعی بیان می‌دارد که تقریباً امکان وجود مزایای اقتصادی قابل توجه هوش مصنوعی مورد توافق اکثر صاحب‌نظران قرار دارد و تاکنون، تحقیقات نشان داده است که طیف گسترده‌ای از فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توانند سطح بهره‌وری را افزایش داده و مسیر رشد تولید ناخالص داخلی را ارتقا دهند. اما میزان این اثرات متفاوت است؛ زیرا محققان از روش‌های مختلفی استفاده کرده‌اند و به عنوان مثال، برخی محرک‌های محدود و برخی محرک‌های گسترده‌ای را برای بررسی اثر مذکور بر اقتصاد در نظر گرفته‌اند. بنابراین بطور کلی می‌توان گفت که تاکنون محققان توانسته‌اند چشم‌انداز اولیه‌ای از نقش هوش مصنوعی بر اقتصاد را ارائه کنند لیکن روش‌های به کار رفته برخی کاستی‌ها و محدودیت‌ها را نیز با خود به همراه داشته‌اند. از جمله این کاستی‌ها می‌توان به تمرکز این مطالعات بر اقتصادهای توسعه یافته مانند اروپا، ایالات متحده و چین اشاره کرد. از دیگر محدودیت‌هایی که تحقیقات با آن مواجه بوده‌اند به کانال‌هایی اثرگذاری آن بر اقتصاد کلان مرتبط است. این کانال‌ها در تحقیقات مختلف بطور شفاف و جامع توضیح داده نشده‌اند. به عنوان مثال، محققان عمدتاً بر تقاضای جدید برای سرمایه‌گذاری تمرکز کرده که این سرمایه‌گذاری‌ها جایگزین ساعات کار انسان می‌گردد. در صورتی که در حقیقت بخش عمده‌ی سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی مربوط به مقاوم‌سازی یا جایگزینی دارایی‌های سرمایه‌ای قدیمی با تجهیزات ارتقا یافته

بوسیله کنترل هوشمند و نگهداری پیشگیرانه است. سومین کاستی به عدم بیان شفاف ارتباط میان رفتار اقتصاد خرد و هوش مصنوعی مرتبط می‌شود. اهمیت این پیوند از این حقیقت نشأت می‌گیرد که اثر هوش مصنوعی به میزان پذیرش آن توسط شرکت‌ها و نهادهای دولتی وابسته است و سرعت پذیرش نیز ارتباط تنگاتنگی با عوامل اقتصاد خرد مانند رقابت و توانایی سازمان‌ها برای توسعه فناوری‌های نوین دارد. نهایتاً اکثر محققان گرایش به برآورد اثر بالقوه ناخالص هوش مصنوعی داشته‌اند و معمولاً هزینه‌های پیاده‌سازی آن بر نظام اقتصادی، اجتماعی یا پیامدهای منفی خارجی آن مانند اختلالات عمده در بازار کار را در نظر نگرفته‌اند. پیامدهای خارجی منفی هوش مصنوعی ممکن است به قدری بزرگ و گسترده باشد که بتواند خطر واکنش اجتماعی جامعه علیه آن را با خود به همراه داشته و در نتیجه پتانسیل پیش‌بینی شده از این فناوری‌ها را محدود کند. سایر نگرانی‌های اجتماعی در مورد هوش مصنوعی، از جمله نگرانی‌های مربوط به حفظ حریم خصوصی و امنیت نیز می‌تواند موانعی در برابر پذیرش هوش مصنوعی ایجاد کرده و بنابراین تأثیر اقتصادی آن را محدود کند (همان، ۲۰۱۷). بنابراین با توجه به نگرانی‌های موجود در ارتباط با اثر هوش مصنوعی بر بازار کار نیاز روزافزونی به تحلیل‌های کمی برای اندازه‌گیری تأثیرات هوش مصنوعی بر سطح اشتغال وجود دارد، اما عدم دسترسی به داده‌های معتبر و با کیفیت به عنوان یک مانع مهم عمل می‌کند (راج و سیمانس، ۲۰۱۹؛ فرمن و سیمانس، ۲۰۱۹). از این‌رو با توجه به نظریه‌های مختلف و متضاد در ارتباط با اثر هوش مصنوعی بر بیکاری و همچنین فقدان مطالعات برای کشورهای غیر از کشورهای توسعه یافته این پژوهش تلاش دارد با در نظر گرفتن محدودیت‌های موجود در ارتباط با دسترسی به داده‌های قابل اعتماد به بررسی اثر هوش مصنوعی بر نرخ بیکاری برای کشورهای منتخب خاورمیانه با استفاده از مدل داده‌های تابلویی^۴ بپردازد.

برای دستیابی به هدف فوق‌الذکر این پژوهش در بخش بعدی به مروری ادبیات نظری و تجربی می‌پردازد. در بخش سوم، مدل تجربی مناسب جهت بررسی رابطه بیکاری و هوش مصنوعی ارائه می‌گردد. معرفی داده‌ها و متغیرهای مورد استفاده در

^۱ Negative externalities

^۲ Raj and Seamans

^۳ Furman and Seamans

^۴ Panel Data

برآوردهای تجربی نیز در این بخش بیان خواهد شد. بخش چهارم پژوهش به ارائه نتایج تجربی بدست آمده از برآورد الگو اختصاص خواهد یافت و نهایتاً در بخش پنجم، یافته‌ها و نتایج الگو مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۲. پیشینه تحقیق

استیونس^۱ (۲۰۱۹) ادعا می‌کند که استفاده از هوش مصنوعی با بهبود بهره‌وری، رشد اقتصادی را افزایش می‌دهد و در نتیجه آن سطح درآمد آتی افزایش می‌دهد. لیکن این اثرات مثبت تا زمانی اعتبار خواهد داشت که منافع حاصل از هوش مصنوعی قادر به جبران خسارت وارده از طریق کاهش دستمزد کارگران را داشته باشد. بطور کلی می‌توان ادعا کرد که تمام فرایندهایی که به استفاده از هوش مصنوعی اشاره دارند اثرات زیادی بر تقاضای نیروی کار در کوتاه مدت و بلند مدت دارند. در کوتاه مدت، فرانک و همکاران^۲ (۲۰۱۹) تأکید می‌کند که پیشرفت‌های سریع در هوش مصنوعی و فناوری‌های ماشین می‌توانند به طور قابل توجهی بازار کار را مختل کنند. اما انتظار می‌رود که در بلندمدت، با تغییر فناوری، مهارت‌های انسانی از طریق مشاغل تازه ایجاد شده تقویت شود. در حقیقت، هوش مصنوعی روش‌های جدیدی را برای بهره‌گیری از مهارت‌های انسانی ایجاد می‌کند.

مکانسیم انتقال تئوریک از هوش مصنوعی به بیکاری کاملاً ساده است و به این شکل توضیح داده می‌شود که هوش مصنوعی با ارتقا بهره‌وری نیروی کار نیاز به نیروی کار را کاهش می‌دهد. در طول چند دهه گذشته، ادبیات مربوط به تأثیر هوش مصنوعی بر بیکاری به طور قابل توجهی توسعه یافته است (استونسون، ۲۰۱۹؛ مارتینس و تولن^۳ (۲۰۱۸)).

در حوزه ارتباط هوش مصنوعی و بیکاری بطور کلی می‌توان دو رویکرد را شناسایی کرد. رویکرد اول بر اثر جایگزینی^۴ مشاغل توسط هوش مصنوعی تأکید دارد؛ در حالی که رویکرد دوم بر اثر جابجایی^۵ بین هوش مصنوعی و بیکاری تأکید دارد. از دیدگاه گروه اول که از اثر جایگزینی پشتیبانی می‌کنند، استفاده از هوش مصنوعی تأثیر منفی بر بازار کار دارد و باعث بیکاری به دلیل از دست دادن مشاغل به عنوان اثر جایگزینی می‌شود. از اولین کارهای نظری در مورد تأثیر

^۱Stevenson

^۲Frank et al

^۳ Martens and Tolan

^۴ replacement effect

^۵ displacement effect

مخرب هوش مصنوعی بر اشتغال می توان به لئونتیف^۱ (۱۹۸۳) اشاره کرد. وی تأکید دارد که در دهه های آینده، تقریباً همه مشاغل با فناوری ماشین جایگزین می شوند و در نتیجه بیکاری افزایش می یابد. این اثر زمانی می تواند جذب شود که دولت ها با استفاده از مزایای فناوری های جدید، سیاست های باز توزیعی مناسبی اعمال نماید.

زیرا (۱۹۹۸) با تمرکز بر نوآوری های فناوری، مدلی از رشد اقتصادی را توسعه می دهد که نوآوری ها سرمایه بیشتری نیاز دارند اما نیاز به نیروی کار را کاهش می دهند. گرچه در آن زمان مشخصات روشنی در مورد هوش مصنوعی وجود نداشت، اما زیرا ادعا می کند که انواع جدیدی از ماشین آلات جایگزین کارگران تولیدی مانند موتور بخار، قطار، اتومبیل، کامپیوتر و بسیاری دیگر می شوند که باعث کاهش نیروی کار می شود. در همه این موارد، گزینه های جدید بهره وری بیشتری دارند و در نتیجه نیاز به نیروی کار کمتری خواهد بود. هیرست^۲ (۲۰۱۴) نیز ادعا می کند که با افزایش سطح نوآوری و فناوری، نرخ بیکاری برای کارگران با سطح مهارت پایین افزایش می یابد. بنابراین، به نظر می رسد نقش هوش مصنوعی در بازار نیروی کار مخرب باشد. روبینی^۳ (۲۰۱۴) هم با در نظر گرفتن اینکه کارگران با مهارت بالا (به عنوان مثال، توسعه دهندگان نرم افزار، مهندسان، محققان) به طور کلی در طول فرآیند هوش مصنوعی از مزایای بیشتری برخوردار خواهند شد از این ایده به نوعی پشتیبانی می کند. استیگلیتز^۴ (۲۰۱۴) نیز استدلال می کند که اشتغال به دلیل فشار هوش مصنوعی کاهش می یابد. لیکن برخلاف نظرات قبلی، او معتقد است که نرخ بیکاری به دلیل تصمیمات جایگزینی توسط صاحبان سرمایه و مدیریت منابع انسانی افزایش می یابد. بسن^۵ (۲۰۱۸، ۲۰۲۰) برای اولین بار کشش تابع تقاضا نیروی کار را وارد مباحث اثرات ماشین بر اشتغال کرده و براین اساس ادعا می کند که اثر کاهنده فشارهای هوش مصنوعی بر اشتغال تنها در صورت بی کشش بودن تقاضا نیروی کار رخ خواهد داد، در غیر این صورت هنگامی که تقاضا باکشش باشد، فناوری ماشین اثر مثبت بر اشتغال دارد. اتکینسون^۶ (۲۰۱۷، ۲۰۱۸) اثر انتقال بخشی^۷ را مطرح می کند و در توضیح اثر کاهنده

^۱ Leontief

^۲ Zeira

^۳ Hirst

^۴ Roubini

^۵ Stiglitz

^۶ Bessen

^۷ Atkinson

^۸ sector translation

هوش مصنوعی بر اشتغال بیان می‌دارد که کاهش مشاغل در بخش کشاورزی به دلیل فناوری ماشین کارگران را به سمت مشاغل تولیدی سوق داد. بعد از اینکه مشاغل تولیدی خودکار شدند، نیروی کار ناگزیر به سمت مشاغل بخش خدمات رفتند. اما همانطور که روبات‌ها این مشاغل را نیز خودکار می‌کنند، هیچ بخش جدیدی برای انتقال افراد به کار بعدی وجود نخواهد داشت. در ادامه این مباحث عاصم اوغلو و رسترو با تمرکز بر رقابت بین انسان و ماشین، یک مدل نظری گسترده را توسعه دادند. آنها پیامدهای فناوری بر رشد، سهم عوامل تولید و سطح اشتغال در نظر گرفتند و اظهار داشتند که وقتی سرمایه ثابت است و فناوری برونزا است، هوش مصنوعی، اشتغال و سهم نیروی کار را از تولید کاهش می‌دهد و حتی ممکن است دستمزد را نیز کاهش دهد، در حالی که ایجاد وظایف جدید اثری مخالف دارد. علاوه بر این عاصم اوغلو و رسترو (۲۰۱۹) در ادامه مقالات قبلی خود تأکید می‌کنند که حرکت شتابزده در استفاده از هوش مصنوعی تقاضای نیروی کار را کاهش می‌دهد، درآمد ملی را کاهش می‌دهد، نابرابری ایجاد می‌کند و رشد بهره‌وری را کاهش می‌دهد.

گروه دیگری از صاحب‌نظران برای بررسی رابطه هوش مصنوعی و بیکاری رویکردهای تجربی را دنبال می‌کنند. به عنوان مثال، فری و آزیورن^۱ (۲۰۱۷) تخمین می‌زنند که مشاغل از دست رفته بر اثر فرآیندهای ماشین در ایالات متحده در ده تا بیست سال آینده ۴۷ درصد از کل مشاغل را در بر خواهد گرفت. بر خلاف فری و آزیورن (۲۰۱۷)، آرنتز و همکاران^۲ (۲۰۱۷) تخمین می‌زنند که دست رفتن مشاغل ناشی از فرآیند ماشین برای ۲۱ کشور OECD در حدود ۹ درصد خواهد بود. همچنین اتکینسون و وو^۳ (۲۰۱۷) نشان می‌دهند که از سال ۲۰۰۰، کاهش موقعیت‌های شغلی در ایالات متحده تنها ۴۲ درصد دوره ۱۸۵۰ تا ۲۰۰۰ بوده است. عاصم اوغلو و رسترو (۲۰۱۷) مطالعه تجربی خود را با مطالعات تئوریک ترکیب می‌کنند. آنها تأثیر استفاده از ربات‌های صنعتی را بین سال‌های ۱۹۹۰ و ۲۰۰۷ در بازارهای کار محلی ایالات متحده بررسی کردند. نتایج نشان داد که استفاده از ربات در بازارهای کار محلی ایالات متحده اثر کاهنده بر اشتغال داشته و همچنین سطح دستمزدها را کاهش می‌دهد. بر اساس برآورد ایشان، افزایش هر ربات به ازای هر هزار نفر نیروی کار، نسبت اشتغال به جمعیت را در حدود ۰٫۱۸-۰٫۳۴ درصد و دستمزدها را ۰٫۲۵-۰٫۵ درصد

^۱. Frey and Osborne

^۲. Arntz et al

^۳. Atkinson and Wu

کاهش می دهد. بولز (۲۰۱۷) با بررسی اتحادیه اروپا، متوجه شد که در افق ۱۰-۲۰ ساله، فرآیند هوش مصنوعی جایگزین ۵۴ درصد از مشاغل کل خواهد شد. چیاچیو و همکاران (۲۰۱۸) در منطقه اتحادیه اروپا از این ایده دفاع می کنند که هر ربات اضافی به ازای هر ۱۰۰۰ کارگر، میزان اشتغال را ۰,۱۶-۰,۲۰ درصد کاهش می دهد.

همانطور که قبلاً بیان شد گروه دومی وجود دارد که اعتقاد به "اثر جابجایی" میان هوش مصنوعی و اشتغال نیروی کار دارند. از دیدگاه این گروه، هوش مصنوعی با تأثیر مثبت بر بازار کار، بیکاری را به دلیل اثر اشتغال‌زایی کاهش می دهد. طرفداران این دیدگاه را نیز می توان در دو گروه جایی داد. گروه اول به شدت از اثرات مثبت هوش مصنوعی بر اشتغال حمایت کرده، در حالی که گروه دوم با نگاهی احتیاطی این موضوع را مطرح کرده‌اند. آلبوس^۳ (۱۹۸۳) یکی از اولین کسانی است که به تأثیر مثبت هوش مصنوعی بر اشتغال تأکید داشت. وی بیان می کند که او هیچ مدرکی در تایید کاهش اشتغال به سبب ارتقا بهره وری حاصل از پیشرفت فنی نمی یابد. برعکس، تولید کارآمدتر موجب رشد و ایجاد بازارهای جدید با محصولات و خدمات جدید می شود. علاوه بر آن کاربردهای جدید هوش مصنوعی به مشاغل جدیدی نیاز دارند و سطح بیکاری را کاهش می دهند. بودن^۴ (۱۹۸۷) استدلال می کند که انقلاب هوش مصنوعی یک انقلاب تکرار شونده است. به گفته وی، ممکن است مشکلات مختلفی در دوره گذار وجود داشته باشد، اما در نهایت تعداد بیشتری شغل ایجاد می شود، این مشاغل ممکن است متفاوت باشد اما شغل‌های بسیار بیشتری نسبت به قبل وجود دارد، بنابراین در بلندمدت نیازی به نگرانی در مورد بیکاری وجود ندارد. در همین راستا داووت و همکاران (۲۰۱۷) نتیجه گرفتند که در آلمان هیچ گونه از دست رفتن خالص شغل به عنوان اثر روند هوش مصنوعی ثبت نشده است. همچنین فری و آربورن (۲۰۱۷) ایده بخش‌های با ریسک بالا و پایین برای هوش مصنوعی را مطرح می کنند. از این منظر، آنها نتیجه می گیرند که بیکاری فقط در بخش‌هایی که بیشتر تحت تأثیر اتوماسیون قرار دارند افزایش می یابد. سو^۵ (۲۰۱۸) از طریق ساختار شغلی، کاهش بیکاری ناشی از هوش مصنوعی را توضیح می دهد. به عبارت دقیق‌تر، مشاغل جایگزین هوش مصنوعی به تقاضای کمتری در بازار کار نیاز دارند و باعث بیکاری می شوند. در این حالت، سیاست‌گذاران با تشویق ایجاد مشاغل جدید در بخش‌های دیگر، این مشاغل از دست رفته را جبران خواهند کرد. بنابراین

^۱. Bowles

^۲. Chiacchio et al

^۳. Albus

^۴. Boden

^۵. Dauth

^۶. Su

در این حالت هدف اصلی جلوگیری از گسترش بیکاری ساختاری ناشی از هوش مصنوعی است. با رویکردی متفاوت، گریس و نادو^۱ (۲۰۱۸) هوش مصنوعی را در یک مدل رشد اقتصادی با قید تقاضای کل، قرار داده‌اند. آنها نشان می‌دهند که هوش مصنوعی منجر به افزایش فوری بیکاری نمی‌شود. یافته‌های مهم دیگر شامل یافته‌های عاصم اوغلو و رستrepo^۲ (۲۰۱۸b) است که رابطه بین هوش مصنوعی، ماشینی شدن و کار را بررسی می‌کنند. آنها ادعا می‌کنند که هوش مصنوعی و اتوماسیون سطح بهره‌وری را بهبود می‌بخشد که متعاقباً با انباشت سرمایه بیشتر تکمیل می‌شود. با افزایش موجودی سرمایه، ماشین آلات موجود از منظر فنی استفاده از نیروی کار بیشتر را بهبود می‌بخشد و این مهم خود باعث ایجاد مشاغل جدید می‌شود. بعلاوه، در نتیجه اتوماسیون، تولید برای هر کارگر بیش از دستمزد افزایش می‌یابد و سهم نیروی کار در درآمد ملی را کاهش می‌دهد. یکی دیگر از اولین دیدگاه‌های تاکیدکننده بر اثر مثبت هوش مصنوعی بر بیکاری به ترهان^۳ (۲۰۰۳) تعلق دارد. وی بصورت تجربی نشان می‌دهد که کاهش بیکاری به دلیل فشار تکنولوژیکی تنها در شرایطی معتبر است که وضعیت و شرایط فشار چندین سال ادامه یابد. بعلاوه، این اثر می‌تواند یک اثر میرا باشد.

اتور^۴ (۲۰۱۵) هم نشان می‌دهد که هوش مصنوعی بیش از کارها به خودی خود بر وظایف انجام شده تأثیر می‌گذارد. به عبارت دقیق‌تر، وی اظهار می‌کند که فرآیند اتوماسیون ماهیت و محتوای مشاغل را تغییر می‌دهد و نه خود شغل را. در واقع مشاغل جدید جای شغل‌های قبلی را می‌گیرند. برمن و هوکس ولس^۵ (۲۰۱۷) نیز بر جایگزینی "کار به کار"^۶ تاکید دارند. آنها اذعان می‌کنند که تأثیر خالص هوش مصنوعی بر مشاغل خنثی است زیرا کاهش اولیه کار توسط مشاغل تازه ایجاد شده جبران می‌شود. گوردون^۷ (۲۰۱۸) فرایند هوش مصنوعی را بیش از آنکه فرایندی انقلابی بداند به عنوان یک فرایند تکاملی در نظر می‌گیرد. وی با مطالعه موردی ایالات متحده، دریافت که روند هوش مصنوعی به آرامی و تنها در تعداد کمی از بخش‌های جایگزین مشاغل می‌شود. کربونرو و همکاران^۸ (۲۰۱۸) با بررسی روند هوش مصنوعی از طریق ربات‌ها اشاره کردند که استفاده از ربات‌ها تأثیر منفی کمی بر تعداد مشاغل کشورهای پیشرفته

^۱. Gries and Naudé

^۲. Acemoglu and Restrepo

^۳. Trehan

^۴ Autor

^۵ Berriman and Hawksworth

^۶ Job-to-job

^۷ Gordon

^۸ Carbonero et al

دارد. اما در ارتباط با کشورهای در حال توسعه، این تأثیر منفی در بازه زمانی ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۴ حدود ۱۴ درصد بوده است. نهایتاً، ارنست و همکاران (۲۰۱۹) نظر بیطرفانه‌ای ارائه می‌دهند و اذعان می‌کنند که پیامدهای نوآوری مبتنی بر هوش مصنوعی بر اشتغال بسیار نامشخص باقی می‌ماند.

همانطور که بررسی ادبیات نظری و تجربی نشان می‌دهد در ارتباط با اثر خالص هوش مصنوعی بر بیکاری وحدت نظری وجود ندارد و با وجود سنگینی کفه طرفداران افزایش بیکاری ناشی از گسترش هوش مصنوعی، نمی‌توان با قطعیت فراوان در این مورد اظهار نظر کرد؛ با این وجود می‌توان گفت که چالش وجود رابطه مثبت میان بیکاری و هوش مصنوعی بیشتر در کوتاه مدت وجود داشته و در بلندمدت احتمالاً با ایجاد مشاغل جدید این رابطه خنثی می‌گردد و حتی احتمالاً رابطه معکوس برقرار گردد.

در ادامه این بخش مدل تجربی برآورد رابطه بیکاری و هوش مصنوعی ارائه می‌گردد.

۳. روش تحقیق

مدل نظری

الگوی نظری این پژوهش برگرفته از الگوی موتاسکواستخراج شده است. در واقع این رویکرد از رویکردهای دورنبوش و همکاران (۲۰۱۷) و فولاوو و ادیوجی (۲۰۱۷) پیروی کرده و این رویکرد را با منحنی فیلیپس (فیلیپس، ۱۹۵۸) ترکیب کرده است. منحنی فیلیپس بر رابطه معکوس بین نرخ بیکاری و تورم به شکل رابطه (۱) تأکید دارد.

$$\phi_w = -\alpha(u - u^*) \quad (1)$$

که در رابطه (۱) ϕ_w تورم دستمزد، α کشش بیکاری نسبت به تورم دستمزد، u نرخ بیکاری، و u^* نشان دهنده نرخ بیکاری طبیعی است. تورم دستمزد را می‌توان به شکل رابطه (۲) در نظر گرفت:

$$\phi_w = \frac{w_t - w_{t-1}}{w_{t-1}} \quad (2)$$

با جایگذاری (۲) در رابطه (۱):

^۱ Mutascu

^۲ Dornbusch et al

^۳ Folawewo and Adeboje

^۴ Phillips

$$w_t = w_{t-1} [1 - \alpha(u - u^*)] \quad (3)$$

با وارد کردن تورم انتظاری (ψ^e) در رابطه (۱):

$$\phi_w - \psi^e = -\alpha(u - u^*) \quad (4)$$

با فرض ثابت بودن دستمزد حقیقی، آنگاه تورم واقعی ψ برابر با ϕ_w باشد، بنابراین:

$$\psi - \psi^e = -\alpha(u - u^*) \quad (5)$$

با در نظر گرفتن $\psi = \frac{p_t}{p_{t-1}}$ و $\psi^e = \frac{p_t^e}{p_{t-1}}$:

$$\frac{p_t}{p_{t-1}} - \frac{p_t^e}{p_{t-1}} = -\alpha(u - u^*) \quad (6)$$

$$\frac{p_t - p_t^e}{p_{t-1}} = -\alpha(u - u^*) \quad (7)$$

$$p_t = p_t^e - \alpha p_{t-1}(u - u^*) \quad (8)$$

براساس قانون اکن'در شکل عمومی:

$$\frac{Y - Y^*}{Y^*} = -\beta(u - u^*) \quad (9)$$

که در آن Y تولید واقعی، Y^* تولید بالقوه، β کشش بیکاری نسبت به تولید است. رابطه (۹) می‌تواند به صورت (۱۰) نوشته شود:

$$-\frac{Y - Y^*}{\beta Y^*} = (u - u^*) \quad (10)$$

با جایگزین کردن $(u - u^*)$ از رابطه (۸)، در رابطه (۱۰):

$$p_t = p_t^e + \frac{\alpha}{\beta} p_{t-1} \frac{Y - Y^*}{Y^*} \quad \text{یا} \quad p_t = p_t^e \left[1 + \frac{\alpha}{\beta} \frac{p_{t-1}}{p_t^e} \frac{Y - Y^*}{Y^*} \right] \quad (11)$$

با فرض $\phi = \frac{\alpha p_{t-1}}{\beta p_t^e Y^*}$ آنگاه $\alpha = \frac{\phi \beta p_t^e Y^*}{p_{t-1}}$: بنابراین با جایگذاری α در رابطه (۷):

$$(u - u^*) = -\frac{p_t - p_t^e}{p_{t-1} \phi \beta Y^*} \quad (12)$$

اکنون می‌توان هوش مصنوعی را با تعریف Y^* به شرح زیر معرفی کرد:

$$Y^* = p_\alpha \Theta^* \quad (13)$$

که در آن p_α جمعیت شاغل است (تعداد کل افراد در هر سنی که در حال حاضر کار می‌کنند)، در حالی که Θ^* نشان دهنده بهره‌وری بالقوه برای هر فرد است. در اینجا، p_α را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$p_\alpha = \eta p \quad (14)$$

که در آن η نسبت افراد شاغل به کل جمعیت است ($0 < \eta < 1$) و p برابر با کل جمعیت است. همچنین:

$$\Theta^* = \omega \Theta_-^* \quad (15)$$

که در آن ω سطح هوش مصنوعی است که فرموله کردن بهره‌وری استفاده می‌شود ($\omega > 1$)، در حالی که Θ_-^* نشان دهنده بهره‌وری بالقوه برای هر فرد بدون تأثیر هوش مصنوعی است. وقتی $\omega = 1$ (یعنی ω خنثی است)، هوش مصنوعی هیچ سهمی در بهره‌وری ندارد با ترکیب روابط (13) تا (15):

$$Y^* = \eta p \omega \Theta_-^* \quad (16)$$

رابطه (16) نشان می‌دهد که تولید بالقوه مستقیماً به کل جمعیت و تمایل آنها به کار، تولید بالقوه بدون مشارکت هوش مصنوعی و سطح هوش مصنوعی بستگی دارد. با جایگزین کردن شکل نهایی Y^* در رابطه (12)، رابطه (17) ایجاد می‌شود:

$$(u - u^*) = - \frac{p_t - p_t^e}{p_{t-1}} \frac{1}{\phi \beta \eta p \omega \Theta_-^*} = \left(1 - \frac{p_t}{p_t^e}\right) \frac{1}{\phi \beta \eta p \omega \Theta_-^*} \quad (17)$$

$\phi \beta \eta$ پارامتر اکیدا مثبت است که به مشخصه‌های هر کشور داده شده است. این در حالی است که هر دو p و Θ_-^* نیز مثبت هستند و برای مدت طولانی شبه ثابت هستند. در این زمینه دو حالت پیش می‌آید:

$$\{\omega \uparrow\} \Rightarrow \begin{cases} \{u \downarrow\}, & \text{if } p_t < p_t^e \\ \{u \uparrow\}, & \text{if } p_t > p_t^e \end{cases} \quad (18)$$

به عبارت دیگر، وقتی سطح هوش مصنوعی ω افزایش می‌یابد، اگر نرخ تورم کمتر از نرخ مورد انتظار باشد ($p_t < p_t^e$)، بیکاری به زیر نرخ طبیعی خود ($u < u^*$) می‌رسد. همچنین، زمانی که تورم بالاتر از نرخ مورد انتظار باشد ($p_t > p_t^e$)، نرخ بیکاری بالاتر از نرخ طبیعی خود ($u > u^*$) افزایش می‌یابد، برعکس، زمانی که سطح هوش مصنوعی ω کاهش می‌یابد، اثرات

معکوس رخ می‌دهد. شایان ذکر است که تسریع استفاده از هوش مصنوعی با اثر فیلپس مقابل می‌کند و تأثیر منفی تورم بر تقاضای نیروی کار را کاهش می‌دهد. مرحله بعدی خطی کردن رابطه (۱۷) به شکل زیر است:

$$\ln(u - u^*) = \ln\left(\frac{p_t - p_t^e}{p_{t-1}}\right) - \ln(p) - \ln(\omega) - \ln(\Theta^*) - \ln(\phi\beta\eta) \quad (19)$$

این مدل یک ارتباط غیرخطی بین هوش مصنوعی و بیکاری را پیشنهاد می‌کند که هوش مصنوعی مشروط به تورم هم اثرات مثبت و هم منفی بر بیکاری دارد. اگر نرخ تورم کمتر از حد انتظار باشد، هوش مصنوعی انگیزه خوبی برای اشتغال ایجاد می‌کند، در حالی که در غیر این صورت تأثیر مخربی مشاهده می‌شود.

تصریح الگوی تجربی

برای بررسی رابطه میان بیکاری و هوش مصنوعی از روش پانل آستانه‌ای استفاده شده است. برای این منظور، با فرض اثرات آستانه در پانل‌های غیردینامیکی، پانل‌های آستانه‌ای با اثرات ثابت ارائه شده توسط هانسن^۱ (۱۹۹۹) در نظر گرفته شده است. این ابزار چهار مزیت اصلی را در مقایسه با مزایای کلاسیک ارائه می‌دهد. اولاً، نیازی به تنظیم معادلات غیرخطی نیست. در ثانی، تعداد آستانه کاملاً توسط داده‌های نمونه به صورت درون‌زا تعیین می‌شود. سوماً، فاصله اطمینان پارامترها با توجه به قضیه توزیع مجانبی محاسبه خواهد کرد. چهارم اینکه، معناداری آماری را با استفاده از روش بوت_استرپ^۲ (بازنمونه گیری) تخمین می‌زند.

با فرض اینکه همه متغیرها به عنوان کشش در نظر گرفته شوند از رابطه (۱۹) می‌توان برای برآورد مدل استفاده کرد. از رابطه (۱۸) نتیجه شد که تورم عامل مهمی برای نشانه ارتباط هوش مصنوعی-بیکاری است. بنابراین، تورم (P) به یک متغیر آستانه تبدیل می‌شود، در حالی که هوش مصنوعی (W) متغیر وابسته به رژیم است، به شرح زیر:

همچنین با توجه به اهمیت رابطه بین تورم و بیکاری در مدل مورد نظر باید اثر تورم دیده شود از این‌رو برای بررسی رابطه هوش مصنوعی - بیکاری، تورم (P) به عنوان یک متغیر آستانه تبدیل می‌شود، در حالی که هوش مصنوعی (W) متغیر وابسته به رژیم است. در نتیجه:

$$u_{it} = a_0 + a_{11}\omega_{it-1}(p_{it} \leq \gamma) + a_{12}\omega_{it-1}(\gamma < p_{it} \leq \gamma) + a_{13}\omega_{it-1}(p_{it} > \gamma) + \sum_{k=1}^n b_k X'_{k,it} + cu_{it} + v_i + \varepsilon_{it}$$

(۲۰)

در اینجا که γ نشانگر پارامتر آستانه متغیر P است که معادله را به دو رژیم مربوط به W تقسیم می‌کند، X بردار متغیرهای کنترلی (یعنی نرخ تورم، جمعیت، بهره‌وری

^۱Hansen
^۲bootstrap

نیروی کار) است. ضریب C وقفه متغیر وابسته (نرخ بیکاری) است. U اثرات ثابت فردی هر کشور و ε جزء اخلاص است.

متغیر هوش مصنوعی W به دو دلیل عمده به عنوان یک متغیر با وقفه ظاهر می شود: اولاً، از لحاظ تئوریک استفاده از هوش مصنوعی مقدم بر بیکاری است و دوماً، این رویکرد مسئله درون زایی بالقوه بین W و جزء خطا را حل می کند. علاوه بر این، همچنین از وقفه متغیر وابسته برای اصلاح خودهمبستگی جزء خطا استفاده می شود.

داده های مورد استفاده

در این پژوهش داده های ۸ کشور منطقه به همراه داده های ایران مورد استفاده قرار گرفته شده است. کشورهای مورد نظر عبارتند از: ترکیه، امارات متحده عربی، عربستان سعودی، اردن، کویت، پاکستان، مصر و فلسطین اشغالی و دوره مورد مطالعه سال های ۲۰۱۰-۲۰۲۳ را دربرمی گیرد. دلیل انتخاب کشورهای مذکور و همچنین دوره زمانی مورد نظر محدودیت داده های مربوط به تعداد ثبت اختراعات در حوزه AI در پایگاه داده OECD بوده است. متغیرهای مورد استفاده جهت برآورد مدل تحقیق در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱: متغیرهای پژوهش

متغیر	توضیح	واحد	منبع	علامت انتظاری
نرخ بیکاری (متغیر وابسته)	درصد افراد بیکار از کل نیروی کار.	درصد	بانک جهانی	
حق ثبت اختراعات در حوزه AI	تعداد اختراعات ثبت شده در حوزه AI	تعداد	OECD online database	+/-
نرخ تورم	درصد تغییر سالانه شاخص CPI	درصد	بانک جهانی	+/-
جمعیت	کل جمعیت بین ۱۵-۶۴ سال	تعداد	بانک جهانی	+/-
بهره وری نیروی کار	نسبت GDP به تعداد نیروی کار شاغل	نسبت	بانک جهانی	+/-
اندازه دولت	سهم مخارج دولت از GDP	درصد	بانک جهانی	+/-
FDI	سرمایه گذاری مستقیم خارجی	درصد	بانک جهانی	+/-

۴. برآورد مدل تحقیق

الگوی مورد مطالعه می تواند به روش داده های تجمیعی یا داده های ترکیبی (پنل) تخمین زده شود. لذا ابتدا برای تشخیص روش مناسب از آزمون F لیمر استفاده گردید که با توجه به نتایج آزمون مینی بر رد فرضیه صفر، الگوها به صورت داده های ترکیبی (پنل) برآورد شدند (جدول ۳-۲). در گام دوم برای تعیین روش برآورد (اثرات ثابت یا اثرات تصادفی) از آزمون

هاسمن (۱۹۸۰) استفاده شد. در آزمون هاسمن فرضیه صفر به معنای عدم وجود ارتباط میان جزء اخلاص معادله و متغیرهای توضیحی است. با رد فرضیه صفر آزمون هاسمن، روش داده‌های ترکیبی (پنل) با اثرات ثابت مناسب تشخیص داده شد. همچنین برای بررسی عدم وجود واریانس ناهمسانی و خودهمبستگی به ترتیب از آزمون‌های والد تعدیل شده و آزمون ولدریج استفاده گردید. فرض عدم وجود خودهمبستگی در الگو رد نمی‌شود. همچنین با توجه به وجود واریانس ناهمسانی، از گزینه robust در نرم افزار Stata استفاده شد. جدول (۲) نتایج برآورد مدل تحقیق رابطه AI و بیکاری را ارائه می‌کند.

جدول ۲: نتایج مدل رابطه AI و بیکاری

متغیر	مدل ۱	مدل ۲	مدل ۳	مدل ۴
عرض از مبدا	***۰,۷۱۷۹۹ (۳,۲۹)	۰,۳۱۰۹ (۱۳۹)	-۰,۰۴۲۸ (-۰,۶۸)	۰,۲۰۲۲۵۷ (۱,۳۲)
آستانه تخمینی	۰,۰۲۸۴۵	۰,۰۳۶۴۲	۰,۰۳۶۴۲	۰,۰۳۶۴۲
ضریب رژیم اول) (a_{11})	۰,۰۱۲۶ (۰,۱۰)	۰,۰۱۳۷ (۰,۹۳)	۰,۰۱۳ (۰,۱۲)	۰,۰۱۳۴ (۰,۳۴)
ضریب رژیم دوم) (a_{12})	۰,۰۰۰۸ (۰,۰۵۴)	۰,۰۰۰۹ (۰,۰۵۵)	۰,۰۰۰۹ (۰,۰۵۵)	۰,۰۰۰۸ (۰,۰۶)
نرخ تورم	***۰,۰۰۰۷ (۲,۰۳)	***۰,۰۰۰۴ (۲,۰۵)	***۰,۰۰۰۳۲ (۲,۲۸)	***۰,۰۰۰۷۴ (۲,۴۵)
جمعیت کل		***۰,۴۵۶۴۶ (۳,۷۶)	***۰,۳۴۵۶۷ (۹,۵۴)	***۰,۴۲۴۲۵۶ (۴,۲۷)
اندازه دولت			۰,۳۸۱۱۳۵ *** (۲,۵۹)	
FDI				-۰,۵۲۷۷۳۶۳ *** (-۵,۰۰)
F لیمر	۴۸,۰۳	۷,۷۳	۳۰,۹۴	۹,۸۱
آزمون هاسمن	۳۵,۹۶	۹۳,۵۶	۴۲,۷۶	۲۴,۹۷
P_value	۰,۰۰۰۰	۰,۰۰۰۰	۰,۰۰۰۰	۰,۰۰۰۱
آزمون واریانس ناهمسانی (آزمون والد تعدیل شده)	۵۰۰,۴۸ (۰,۰۰۰۰)	۳۷۵,۶۶ (۰,۰۰۰۰)	۲۴۲,۶۰ (۰,۰۰۰۰)	۲۹۰,۹۱ (۰,۰۰۰۰)
روش تخمین	اثرات ثابت (Robust)	اثرات ثابت (Robust)	اثرات ثابت (Robust)	اثرات ثابت (Robust)

۰,۷۳۰۴	۰,۴۴۸۲	۰,۲۵۲۶	۰,۲۱۴۹	R^2
--------	--------	--------	--------	-------

همانطور جدول (۲) نشان می‌دهد علامت ضریب متغیر هوش مصنوعی در هر دو رژیم مثبت و بی معنا است. بنابراین در رابطه با اثر AI بر روی بیکاری می‌توان گفت که گسترش هوش مصنوعی در کشورهای مورد مطالعه و بطور مشخص در ایران اثر معناداری ندارد، یا به عبارت دیگر هوش مصنوعی در دوره مورد مطالعه منجر به بیکاری در ایران و سایر کشورهای مورد مطالعه نشده است.

۵. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

با توجه به نظرات و دیدگاه‌های مختلف و متضاد در رابطه با اثر هوش مصنوعی بر بیکاری نیروی کار و همچنین فقدان مطالعه تجربی برای کشورهای در حال توسعه از جمله کشورهای خاورمیانه مطالعه حاضر تلاش داشت به بررسی رابطه گسترش هوش مصنوعی و بیکاری در کشورهای منطقه خاورمیانه بپردازد. کشورهای مورد نظر عبارت بودند از: ایران، ترکیه، امارات متحده عربی، عربستان سعودی، اردن، کویت، پاکستان، مصر و فلسطین اشغالی و دوره مورد مطالعه سال‌های ۲۰۱۰-۲۰۱۸ بود.

دلیل انتخاب کشورهای مذکور و همچنین دوره زمانی مورد نظر محدودیت داده‌های مربوط به تعداد ثبت اختراعات در حوزه AI بود.

نتایج به دست آمده از این مطالعه نشان‌دهنده عدم اثرگذاری معنادار هوش مصنوعی بر گسترش بیکاری در کشورهای مورد مطالعه است. این نتیجه می‌تواند اینگونه توجیه شود که همانطور که در ادبیات نظری نیز تاکید شده است توسعه فناوری‌های مرتبط با هوش مصنوعی دو اثر کاملاً متضاد، جایگزینی و جابجایی دارد که در نتیجه اثر جایگزینی، هوش مصنوعی تأثیر منفی بر بازار کار دارد و باعث بیکاری به دلیل از دست دادن مشاغل به عنوان اثر جایگزینی می‌شود. اما بطور هم‌زمان با گسترش هوش مصنوعی در جامعه و افزایش سطح بهره‌وری نیروی کار و در نتیجه افزایش تولید و بازده سرمایه‌گذاری در اقتصاد، مشاغل جدید و نوینی ایجاد شده که منجر به افزایش اشتغال در جامعه از طریق اثر جابجایی می‌شوند. نتایج پژوهش حاضر نشان‌دهنده این مهم است که در دوره مورد مطالعه این دو اثر بطور کامل یکدیگر را خنثی کرده‌است. این نتایج می‌تواند نگرانی موجود در میان جامعه و سیاست‌گذاران را در مورد اثرات منفی هوش مصنوعی بر بازار کار تقلیل بخشد و سیاست‌گذاران را به تشویق توسعه هوش مصنوعی در جامعه جهت استفاده از مزایای بهره‌وری و ارتقا رشد اقتصادی بدون نگرانی از آثار منفی آن بر سطح اشتغال ترغیب نماید.

منابع

حمیدی کیا، رضا؛ عباسیان، عزت اله. (۱۳۹۷). عوامل مؤثر بر بیکاری تکنولوژیکی و دلالت‌های آن برای چشم‌انداز اقتصاد کلان ایران. فصلنامه مطالعات اقتصادی کاربردی ایران. ۷(۲۸). ۱۳۹-۱۱۱.
شهبازی، کیومرث، نظریور، شهربانو. (۱۳۹۳). تأثیر رونق صادراتی بر بیکاری در ایران. فصلنامه مطالعات اقتصادی کاربردی ایران. ۳(۱۱). ۱۸۵-۱۵۹.

Acemoglu, D., Restrepo, P., 2017. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. NBER Working Paper No. 23285.

Acemoglu, D., Restrepo, P., 2018a. The race between machine and man: Implications of technology for growth, factor shares and employment. Amer. Econ. Rev. 108 (6), 1488–1542.

Acemoglu, D., Restrepo, P., 2018b. Artificial Intelligence, Automation and Work. NBER Working Paper 24196

Acemoglu, D., Restrepo, P., 2019. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. Camb. J. Reg. Econ. Soc. rsz022.

Acemoglu, Daron and David Autor (2011) “Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings,” Handbook of Labor Economics, 4: 1043–1171.

Albus, J., 1983. The robot revolution: An interview with James Albus. Commun. ACM 179–180. and Growth, European Commission. JRC Digital Economy Working Paper 2018-08.

Arntz, M., Gregory, I., Zierahn, U., 2017. Revisiting the risk of automation. Econ. Lett. 159, 157–160

Atkinson, D., 2018. Testimony of Robert D. Atkinson, President Information Technology and Innovation Foundation Before the Little Hoover Commission, Hearing on Economic and Labor Force Implications of Artificial Intelligence, January 25.

Atkinson, R., Wu, J., 2017. False Alarmism: Technological Disruption and the US Labor Market, 1850-2015. Information Technology and Innovation Foundation, May: 1-28.

Bessen, J., 2018. AI and Jobs: The Role of Demand. NBER Working Paper No. 24235, National Bureau for Economic Research.

Bessen, J., 2020. Automation and jobs: When technology boost employment. Econ. Policy eiaa001

Boston Consulting Group (2015) “The Robotics Revolution: The Next Great Leap in Manufacturing.”

Brynjolfsson, Erik and Andrew McAfee (2014) The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies, W. W. Norton & Company.

Chiacchio, F., Petropoulos, G., Pichler, D., 2018. The Impact of Industrial Robots on EU Employment and Wages: A Local Labor Market Approach. Working Paper No. 02 Bruegel, Brussels.

Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., Woessner, N., 2017. German Robots the Impact of Industrial Robots on Workers. CEPR Discussion Paper No 12306.

- Ford, Martin (2015) *The Rise of the Robots*, Basic Books, New York.
- Frey, C., Osborne, D., 2017. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technol. Forecast. Soc. Change* 114, 254–280
- Gries, T., & Naudé, W. (2018). Artificial intelligence, jobs, inequality and productivity: Does aggregate demand matter? IZA DP No. 12005, Bonn.
- Leontief, W., 1983. The new new age that's coming is already here. *Bottom Lane/Personal* 4 (8).
- Martens, B., Tolan, S., 2018. Will this Time Be Different? are View of the Literature on the Impact of Artificial Intelligence on Employment, Incomes
- McKinsey (2017) “Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation.” Report from <https://www.mckinsey.com>.
- Roubini, N., 2014. Rise of the machines: Downfall of the economy? *EconoMonitor*.
- Stevenson, B., 2019. In: Agrawal, A., Gans, J., Goldfarb, A. (Eds.), *AI, Income, Employment, and Meaning*. University of Chicago Press, (Chapter 7).
- Stevenson, B., 2019. In: Agrawal, A., Gans, J., Goldfarb, A. (Eds.), *AI, Income, Employment, and Meaning*. University of Chicago Press, (Chapter 7).
- Stiglitz, J.E., 2014. Unemployment and Innovation. Working Paper 20670, National Bureau of Economic Research.
- Su, G., 2018. Unemployment and the AI age. *AI Matters* 3 (4), 35–43.
- Trehan, B., 2003. Productivity shocks and the unemployment rate. *Econ. Rev.* 13–27, Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Zeira, J., 1998. Workers, machines, and economic growth. *Q. J. Econ.* 113 (4), 1091–1117.
- Hansen, B.E., 1999. Threshold effects in non-dynamic panels: Estimation, testing, and inference. *J. Econometrics* 93, 345–368.
- Dornbusch, R., Fischer, S., Startz, R., 2017. *Macroeconomics*, thirteenth ed. McGraw-Hill, New York.

Investigating the relationship between artificial intelligence and unemployment in selected Middle Eastern countries

Abstract

The tremendous expansion and development of artificial intelligence-related technologies in today's world has had an impact on all economic sectors. Among the issues that economic experts raise regarding artificial intelligence-related technologies is their impact on the labor market and unemployment levels.

The present study tried to investigate the effect of the development of artificial intelligence technologies on unemployment in 9 selected Middle Eastern countries, including Iran, Turkey, and the United Arab Emirates, by considering the limitations related to the study of the effect of artificial intelligence technologies on unemployment in developing countries. , Saudi Arabia, Jordan, Kuwait, Pakistan, Egypt and Occupied Palestine in the period 2009-2022.

The patent variable has been used to represent the development of artificial intelligence in selected countries.

To achieve the above goal, the present study tried to examine the relationship between artificial intelligence and unemployment by using patent data in the OECD database and using the literature of the econometric model of panel data. The results obtained from the presented experimental model do not provide evidence to confirm the positive effect of artificial intelligence promotion on unemployment in the studied countries. The results show that there is no significant effect of artificial intelligence on unemployment.

Keywords: Artificial Intelligence, Labor Unemployment, panel Data

JEL Classification: C23, O33, J64,