

اثرات غیرخطی هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار دی‌اکسید کربن در کشور آمریکا در چارچوب مدل LSTR

میثم پاشایی

دانشجوی دکتری، گروه اقتصاد، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران.

✉ [salh.ghavidel@iaau.ac.ir](#) *id

دانشیار گروه اقتصاد، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران.

مسعود صوفی مجید پور

استادیار گروه اقتصاد، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران.

محمود محمودزاده

دانشیار گروه اقتصاد، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران

<https://doi.org/10.22067/erd.2025.95730.1322>

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

در این مطالعه، به بررسی اثر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار دی‌اکسید کربن در ایالات متحده طی سال‌های ۱۹۷۶ تا ۲۰۲۰ پرداخته شده است. با توجه به احتمال وجود روابط غیرخطی و تغییر اثرگذاری هوش مصنوعی تحت شرایط متفاوت اقتصادی، از مدل رگرسیون انتقال ملایم با تابع انتقال لجستیک (LSTR) استفاده شد. در این مدل، درجه باز بودن اقتصاد به عنوان متغیر آستانه‌ای در نظر گرفته شده تا بررسی شود آیا اثر هوش مصنوعی بر متغیرهای زیست‌محیطی در سطوح مختلف باز بودن اقتصاد تفاوت دارد یا خیر. نتایج حاصل از برآورد مدل نشان می‌دهد که رابطه میان هوش مصنوعی و هر دو متغیر مصرف انرژی و دی‌اکسید کربن، به صورت آستانه‌ای و وابسته به باز بودن اقتصاد است. در سطح آستانه‌ای باز بودن (حدود ۲۳ درصد)، تغییر محسوسی در شدت اثرگذاری مشاهده می‌شود. به‌ویژه، زمانی که درجه باز بودن اقتصاد از این سطح فراتر می‌رود، هوش مصنوعی اثر کاهشی بر انتشار دی‌اکسید کربن دارد، در حالی که در مصرف انرژی، ابتدا اثر افزایشی داشته و سپس به سمت پایداری میل می‌کند. این یافته‌ها نشان می‌دهد که ادغام در اقتصاد جهانی و باز بودن تجاری، می‌تواند نقش میانجی در تأثیر فناوری‌های نوین ایفا کند. همچنین، متغیرهای کنترلی مانند درآمد سرانه و شهرنشینی نیز تأثیر معناداری در جهت افزایش

* نویسنده مسئول: saleh.ghavidel@iaau.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۲۱

مصرف انرژی و آلودگی دارند. بر اساس این نتایج، پیشنهاد می‌شود سیاست‌گذاران در راستای توسعه هوش مصنوعی، باز بودن اقتصاد را در نظر گرفته و هم‌زمان بر ارتقاء فناوری‌های پاک، انتقال فناوری و سیاست‌های زیست‌محیطی هوشمند تمرکز کنند.

کلیدواژه: هوش مصنوعی، مصرف انرژی، دی‌اکسید کربن، باز بودن اقتصاد

مقدمه

از زمان وقوع انقلاب صنعتی، اقتصاد جهانی با سرعت زیادی گسترش یافته است و اروپا، آمریکای شمالی و برخی کشورهای آسیایی نقشی محوری در افزایش قابل توجه انتشار کربن در سطح جهان ایفا کرده‌اند. این افزایش عمدتاً ناشی از تولید صنعتی گسترده و مصرف بالای انرژی در طول چند قرن گذشته است (Rode et al., 2021). در حال حاضر، تغییرات اقلیمی ناشی از انتشار بیش از حد دی‌اکسید کربن به چالشی جهانی تبدیل شده است (Sharif et al., 2019). کشورهای مختلف جهان به ضرورت کاهش انتشار کربن پی برده‌اند و اقدامات گوناگونی برای مقابله با تغییرات اقلیمی انجام می‌دهند، از جمله بهبود بهره‌وری انرژی (Liu et al., 2024)، تعیین اهداف کاهش انتشار کربن (Peng et al., 2023) و ترویج گذار انرژی (Marcucci et al., 2017).

برای مقابله مؤثر با چالش‌های تغییرات اقلیمی، کنترل انتشار کربن و رعایت مسئولیت‌های کشورها، سازمان ملل متحد از طریق کنفرانس‌های تغییر اقلیم خود سه سند حقوقی بین‌المللی برجسته را معرفی کرده که آنها بر لزوم کمک‌های مالی میان کشورها تأکید دارند تا اثرات محدودیت‌های مالی بر پیشرفت کند کشورها در فرآیند گذار به اقتصاد کم کربن کاهش یابد. در این چارچوب، کشورهای توسعه‌یافته موظف‌اند سهم بیشتری در کاهش انتشار بر عهده گرفته و به کشورهای در حال توسعه کمک‌های مالی و فناوری ارائه دهند تا سهم تاریخی خود در انتشار گازهای گلخانه‌ای را جبران کنند. در حالی که از کشورهای در حال توسعه نیز انتظار می‌رود اقداماتی برای کاهش تغییرات اقلیمی انجام دهند، اما به آنها انعطاف‌پذیری بیشتری برای تأمین نیازهای توسعه اقتصادی‌شان داده شده است (Lilliestam et al., 2012).

در قرن جدید، کاربرد فناوری هوش مصنوعی¹ (AI) روز به روز رایج‌تر شده و تأثیر و اهمیت آن رو به افزایش است. ارزش بازار هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ نزدیک به ۱۰۰ میلیارد دلار بود و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۰ حدود بیست برابر شده و به نزدیک ۲ تریلیون دلار برسد (Wang et al., 2023).

¹ Artificial Intelligence

هوش مصنوعی شاخه‌ای نوین از علوم است که به بررسی نظریه‌ها، فناوری‌ها و سامانه‌های کاربردی برای شبیه‌سازی، گسترش و ارتقای هوش انسانی می‌پردازد (Nourani, 1999). با استفاده از روش‌هایی مانند یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و بینایی رایانه‌ای، هوش مصنوعی سعی دارد عملکردهای شناختی انسان مانند یادگیری، استدلال، درک و تصمیم‌گیری خودکار را از طریق برنامه‌نویسی و پردازش الگوریتمی بازآفرینی کند (Petrescu et al., 2022). این فناوری می‌تواند جنبه‌هایی از کار فیزیکی و شناختی انسان را جایگزین کرده و قابلیت‌های پشتیبان مؤثری را برای کاربران فراهم کند (De Togni et al., 2021). سازمان جهانی تجارت¹ (WTO) نیز از هوش مصنوعی به عنوان فناوری تحول‌آفرین آینده یاد کرده که قرار است دگرگونی‌های عمیقی را در حوزه‌های اقتصاد و جامعه به وجود آورد (World Trade Organization, 2023). پیشرفت فناوری می‌تواند به بهبود شیوه‌های توسعه اقتصادی، بازسازی ساختارهای انرژی و ارتقای ساختارهای صنعتی کمک کرده و در نتیجه به کاهش شدت کربن منجر شود (Sorrell & Dimitropoulos, 2008). با این حال، پژوهش‌های علمی نشان داده‌اند که استفاده از فناوری هوش مصنوعی به دلیل مصرف بالای انرژی، ممکن است به افزایش انتشار کربن منجر شود. سیستم‌های هوش مصنوعی به‌ویژه با استفاده گسترده از یادگیری ماشین، برق زیادی مصرف می‌کنند و همین امر باعث افزایش انتشار کربن می‌شود (Henderson et al., 2020). قابل ذکر است که اگرچه پیشرفت فناوری می‌تواند منجر به کاهش مصرف انرژی شود، اما ممکن است همزمان باعث کاهش هزینه انرژی و ایجاد مازاد انرژی گردد که این موضوع ممکن است مصرف انرژی را افزایش داده و اثرات مورد انتظار کاهش انتشار را خنثی کند؛ پدیده‌ای که به آن «اثر بازگشتی»² گفته می‌شود (Chen et al., 2021a). این بدان معناست که ظهور فناوری هوش مصنوعی با وجود بهبود بهره‌وری انرژی، می‌تواند به دلیل افزایش مصرف انرژی، اثرات کاهش کربن را خنثی کرده و حتی باعث افزایش انتشار کلی کربن شود.

بر این اساس، این مطالعه به بررسی این پرسش‌ها می‌پردازد که آیا هوش مصنوعی می‌تواند به کاهش انتشار کربن و گذار انرژی کمک کند و نقش باز بودن تجاری در تعدیل این اثرات چگونه است. این مقاله چند نوآوری مهم دارد. نخست، عوامل باز بودن تجاری، هوش مصنوعی، انتشار کربن و گذار انرژی به‌طور یکپارچه در یک چارچوب واحد تحلیل شده‌اند، به گونه‌ای که تعامل میان فناوری نوین و سیاست‌های

¹ World Trade Organization

² Rebound Effect

تجاری و اثرات آن بر محیط زیست به‌روشنی مورد بررسی قرار می‌گیرد. دوم، استفاده از باز بودن تجاری به‌عنوان متغیر آستانه‌ای و واسطه‌ای امکان تحلیل اثرات غیرخطی و غیرمستقیم هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار کربن را فراهم می‌آورد و این امکان را می‌دهد که تفاوت‌های اثرگذاری فناوری در سطوح مختلف باز بودن اقتصادی مشخص شود. سوم، این مطالعه به بررسی اثرات هوش مصنوعی در شرایط واقعی اقتصاد کشور آمریکا می‌پردازد و چارچوب تحلیلی آن می‌تواند برای سایر کشورها نیز قابل تعمیم باشد. در نهایت، رویکرد رگرسیون انتقال ملایم لجستیک (LSTR) به کار گرفته شده است تا پیچیدگی‌های غیرخطی و آستانه‌ای روابط میان متغیرها به‌دقت مدل‌سازی شود، موضوعی که مطالعات پیشین کمتر به آن پرداخته‌اند.

ادامه مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است. بخش ۲ به مرور ادبیات موجود می‌پردازد. بخش ۳ مدل و داده‌ها را معرفی می‌کند. بخش ۴ نتایج مدل را ارائه می‌دهد. بخش پایانی نیز به جمع‌بندی نتایج اصلی و ارائه دلالت‌های سیاستی می‌پردازد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

مبانی نظری

با ورود به عصر اقتصاد دیجیتال، فناوری‌های نوین مانند هوش مصنوعی به‌طور فزاینده‌ای در ساختارهای اقتصادی، صنعتی و زیست‌محیطی جوامع نفوذ کرده‌اند. هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از ارکان انقلاب صنعتی چهارم، نقشی دوگانه در توسعه پایدار ایفا می‌کند؛ از یک سو ظرفیت بهینه‌سازی منابع، افزایش کارایی، تسهیل تصمیم‌گیری و ارتقای بهره‌وری را دارد و از سوی دیگر، می‌تواند به یک منبع جدید مصرف انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای تبدیل شود (Graetz & Müller & Bostrom, 2013; Michaels, 2015). مطالعات اولیه نشان داده‌اند که هوش مصنوعی و اتوماسیون می‌توانند بهره‌وری نیروی کار و تولید را افزایش دهند و همزمان تقاضای انرژی و داده را تغییر دهند، که این آثار اقتصادی و زیست‌محیطی متنوعی ایجاد می‌کند (Cioffi et al., 2020; Wang et al., 2023). در این زمینه، چارچوب‌های نظری مانند اثر جایگزینی و اثر بهره‌وری، عجم‌اوغلو و همکاران (۲۰۱۹) نشان می‌دهند که هوش مصنوعی می‌تواند تقاضای نیروی انسانی را کاهش دهد و همزمان با بهبود عملکرد، تقاضا برای انرژی و داده را افزایش دهد.

اثر مستقیم هوش مصنوعی بر بهره‌وری و انرژی

فناوری‌های هوشمند مانند یادگیری ماشین، بینایی رایانه‌ای و سیستم‌های پیش‌بینی بلادرنگ، می‌توانند فرآیندهای تولید، توزیع و مصرف انرژی را بهینه کنند. سیستم‌های مدیریت انرژی هوشمند قادرند با تحلیل

داده‌ها، فرآیندهای صنعتی را با کمترین مصرف انرژی و بیشترین کارایی هدایت کنند. همچنین، در شبکه‌های هوشمند برق، هوش مصنوعی نقش کلیدی در پیش‌بینی تقاضا، تخصیص منابع تجدیدپذیر و کاهش تلفات ایفا می‌کند (Verendel, 2023). از منظر سیاست‌گذاری، دولت‌ها می‌توانند با بهره‌گیری از تحلیل‌های پیش‌بینی‌محور مبتنی بر هوش مصنوعی، سیاست‌های بهینه برای کاهش انتشار کربن تدوین کنند. به این ترتیب، اثر مستقیم هوش مصنوعی می‌تواند شدت انرژی را کاهش داده و گذار به سوی منابع تجدیدپذیر را تسریع کند (Wang et al., 2023).

اثر غیرمستقیم و اثر بازگشتی

در کنار اثر مستقیم، توسعه گسترده زیرساخت‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، مانند مراکز داده، محاسبات ابری و مدل‌های زبان بزرگ، نیازمند مصرف قابل توجه برق است که می‌تواند افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای را به همراه داشته باشد (Henderson et al., 2020). این پدیده، معروف به اثر بازگشتی، نشان می‌دهد که بهبود بهره‌وری از طریق فناوری، گاهی باعث کاهش هزینه‌های مصرف انرژی و در نتیجه افزایش تقاضا و انتشار کربن می‌شود (Chen et al., 2021b). اثر غیرمستقیم هوش مصنوعی همچنین از طریق ایجاد زیرساخت‌های انرژی‌بر و افزایش مصرف داده و پردازش محاسباتی ظاهر می‌شود. استفاده گسترده از یادگیری ماشین و مدل‌های پیشرفته هوش مصنوعی می‌تواند مصرف انرژی مراکز داده را چندین برابر کند و این موضوع ضرورت تحلیل جامع اثرات فناوری را افزایش می‌دهد.

نقش باز بودن تجاری و سیاست‌های اقتصادی

باز بودن تجاری به عنوان یک متغیر میانجی، نقش مهمی در تعدیل اثرات هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار کربن دارد. تجارت بین‌الملل می‌تواند از طریق انتقال فناوری، داده و دانش، اثرات هوش مصنوعی را تسریع یا تعدیل کند. سیاست‌های تجاری حمایت‌گرایانه یا بسته، قابلیت بهره‌برداری از فناوری هوش مصنوعی را محدود کرده و مانع تحقق کامل منافع زیست‌محیطی آن می‌شود (French, 2022; Wang et al., 2023). ادبیات جدید همچنین نشان می‌دهد که اثرات هوش مصنوعی بر محیط زیست نه تنها به سطح فناوری و ساختار اقتصادی کشورها، بلکه به سیاست‌های تجاری، کیفیت نهادی و ظرفیت‌های زیرساختی وابسته است. تعامل سه‌جانبه میان هوش مصنوعی، باز بودن تجاری و عملکرد زیست‌محیطی می‌تواند کانال‌های اثرگذاری مستقیم و غیرمستقیم فناوری را تقویت یا تضعیف کند.

ضرورت پژوهش و نوآوری

با توجه به پیچیدگی و چندبعدی بودن اثرات هوش مصنوعی، بررسی جامع و غیرخطی این روابط ضروری است. این پژوهش نوآورانه است زیرا؛

- اثرات غیرخطی و آستانه‌ای هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار کربن را بررسی می‌کند،
- نقش میانجی باز بودن تجاری را در تقویت یا تضعیف این اثرات تحلیل می‌کند،
- چارچوب تحلیلی آن قابل تعمیم به سایر کشورها است،
- با استفاده از مدل رگرسیون انتقال ملایم لجستیک (LSTR)، پیچیدگی‌های غیرخطی و آستانه‌ای روابط بین متغیرها را به‌طور دقیق مدل‌سازی می‌کند.

به‌طور کلی، مبانی نظری این مطالعه بر سه محور اثر مستقیم، اثر غیرمستقیم و نقش واسطه‌ای باز بودن تجاری شکل گرفته و به‌عنوان پایه‌ای محکم برای تحلیل اثرات هوش مصنوعی در گذار انرژی و کاهش انتشار کربن در کشور آمریکا مورد استفاده قرار می‌گیرد.

پیشینه تحقیق

مطالعات متعددی نقش هوش مصنوعی را در بهبود کارایی انرژی و کاهش شدت کربن بررسی کرده‌اند. به‌عنوان مثال، لیو و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیق خود نشان دادند که کاربرد هوش مصنوعی در بخش صنعتی چین به کاهش شدت انتشار کربن کمک کرده است. همچنین، پترسکیو و همکاران (۲۰۲۲) به نقش هوش مصنوعی در نوآوری‌های بازاریابی و مدیریت زنجیره تأمین اشاره کرده‌اند که می‌تواند به بهبود بهره‌وری منابع و کاهش ضایعات انرژی منجر شود. علاوه بر این، چن و همکاران (۲۰۲۱) بیان کردند که هوش مصنوعی در بهینه‌سازی مصرف انرژی در ساختمان‌ها و صنایع، نقش مؤثری در کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای دارد. پژوهش گریتز و مایکلز (۲۰۱۵) نیز نشان می‌دهد که اتوماسیون و هوش مصنوعی باعث افزایش بهره‌وری انرژی و کاهش هزینه‌های تولید شده‌اند. از سوی دیگر، هندرسون و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی مصرف انرژی بالای الگوریتم‌های یادگیری عمیق پرداخته و هشدار داده‌اند که رشد بی‌رویه هوش مصنوعی می‌تواند مصرف انرژی و انتشار کربن را افزایش دهد.

از سوی دیگر، پژوهش‌هایی مانند دینگ و همکاران (۲۰۲۳) تأکید دارند که تأثیر هوش مصنوعی بر کاهش انتشار کربن به عوامل دیگری مانند سیاست‌های تجاری، ساختار بازار انرژی و باز بودن تجاری وابسته است. فرنچ و همکاران (۲۰۲۲) با بررسی ارتباط میان تجارت بین‌الملل و فناوری‌های هوش مصنوعی، نشان دادند که افزایش باز بودن تجاری می‌تواند کانال مهمی برای تسهیل انتقال فناوری‌های سبز و ارتقای بهره‌وری انرژی باشد. مطالعاتی مانند وانگ و همکاران (۲۰۲۳) نیز به نقش هوش مصنوعی در تسریع روند گذار به انرژی‌های تجدیدپذیر و بهبود مدیریت شبکه‌های برق اشاره کرده‌اند که می‌تواند باعث کاهش مصرف سوخت‌های فسیلی و کاهش انتشار کربن شود. مطالعاتی همچون عجم‌اوغلو و

همکاران (۲۰۱۹) به تحلیل اثرات ترکیبی فناوری هوش مصنوعی بر بازار کار و بهره‌وری پرداخته‌اند و بر تعادل میان اثرات جایگزینی و بهره‌وری تأکید دارند که می‌تواند به طور غیرمستقیم بر مصرف انرژی و انتشار کربن تأثیرگذار باشد. همچنین، سورل و همکاران (۲۰۰۸) پدیده «اثر بازگشتی» را مطرح کرده‌اند که بر اساس آن، افزایش بهره‌وری انرژی ناشی از فناوری‌های نوین ممکن است با افزایش تقاضا برای انرژی، اثرات کاهش انتشار را خنثی کند. در این راستا، ورندل (۲۰۲۳) معتقد است که هوش مصنوعی به عنوان فناوری کلیدی در انقلاب صنعتی چهارم می‌تواند هم فرصت‌ها و هم چالش‌هایی در مسیر توسعه پایدار به همراه داشته باشد.

مطالعات متعددی در ایران به بررسی کاربرد هوش مصنوعی در بهینه‌سازی مصرف انرژی و کاهش اثرات زیست‌محیطی پرداخته‌اند. برای نمونه، احمدی و همکاران (۲۰۱۹) نقش الگوریتم‌های یادگیری ماشین را در پیش‌بینی مصرف انرژی در بخش صنعت بررسی کردند و نشان دادند که این الگوریتم‌ها می‌توانند به کاهش هدررفت انرژی کمک کنند. در پژوهشی دیگر، رجبی و همکاران (۲۰۲۰) به بهینه‌سازی مصرف انرژی در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند با استفاده از هوش مصنوعی پرداختند و تأثیر آن را بر کاهش آلاینده‌های زیست‌محیطی مورد ارزیابی قرار دادند. همچنین، علیزاده و همکاران (۲۰۲۱) در مطالعه‌ای کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بار مصرف انرژی ساختمان‌ها را بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که به‌کارگیری این فناوری‌ها می‌تواند منجر به مدیریت بهتر مصرف و کاهش چشمگیر انتشار گازهای گلخانه‌ای شود. پژوهش‌های دیگری همچون رضایی و کاظمی (۲۰۱۸) نیز به بررسی نقش هوش مصنوعی در بهبود بهره‌وری انرژی در واحدهای صنعتی کوچک و متوسط پرداخته و پتانسیل‌های بالای این فناوری را در ارتقای عملکرد زیست‌محیطی این واحدها نشان دادند. از سوی دیگر، فتحی و همکاران (۲۰۲۰) تأکید کرده‌اند که توسعه سیستم‌های هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی در شبکه‌های توزیع برق می‌تواند به کاهش تلفات انرژی و بهبود کیفیت برق کمک کند، که این امر به کاهش انتشار کربن نیز می‌انجامد. به‌طور کلی، این مطالعات نشان می‌دهند که هوش مصنوعی در ایران ظرفیت بالایی برای تسریع روند گذار به اقتصاد کم‌کربن و افزایش بهره‌وری منابع انرژی دارد.

بنابراین، با توجه به یافته‌های موجود، هوش مصنوعی هم به عنوان فرصت و هم به عنوان چالش در گذار انرژی و کاهش انتشار کربن مطرح است. تأثیر واقعی این فناوری به نحوه سیاست‌گذاری‌ها، چارچوب‌های تجاری و ساختارهای بازار بستگی دارد و نیازمند بررسی جامع و چندجانبه است. با وجود اهمیت موضوع، داده‌های مرتبط با کاربرد هوش مصنوعی در حوزه انرژی و محیط زیست برای اقتصاد ایران به دلیل

محدودیت‌های موجود بسیار کم و ناکافی است. به همین دلیل، بسیاری از پژوهش‌ها از داده‌های کشورهای توسعه‌یافته مانند آمریکا استفاده می‌کنند تا از طریق تحلیل‌های آماری و مدل‌سازی، نتایج حاصل را به شرایط ایران تعمیم دهند. این موضوع شکاف مهمی را در ادبیات پژوهش‌های مرتبط با هوش مصنوعی و گذار انرژی در اقتصاد ایران ایجاد کرده است، که ضرورت انجام مطالعات تطبیقی و تعمیم‌پذیری نتایج بین‌المللی را پررنگ می‌کند.

روش‌شناسی

روش تحقیق

برای بررسی اثرات غیرخطی هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار دی‌اکسید کربن و نقش آستانه‌ای باز بودن اقتصاد، از مدل رگرسیون انتقال ملایم لجستیک (LSTR) استفاده شد. این مدل امکان شناسایی تغییر تدریجی اثرگذاری متغیر توضیح‌دهنده (هوش مصنوعی) بر متغیرهای وابسته را فراهم می‌کند و قادر است نقاط آستانه نرم را مشخص کند. بدین منظور مراحل زیر دنبال می‌شود. ابتدا آزمون‌های آماری برای شناسایی وجود روابط غیرخطی بین هوش مصنوعی و متغیرهای زیست‌محیطی انجام می‌شود. در ادامه، پس از تأیید غیرخطی بودن روابط، مدل LSTR برآورد می‌گردد. مرحله بعدی انتخاب متغیر آستانه است که درجه باز بودن اقتصاد بر اساس شواهد نظری و تجربی به عنوان متغیر آستانه تعیین شد. این متغیر توانایی جداسازی شدت اثر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار کربن را دارد. قدم بعدی، تخمین مدل است. برآورد مدل شامل تعیین پارامترهای خطی، غیرخطی و تابع انتقال لجستیک و تخمین نقاط آستانه انجام می‌گردد. تابع لجستیک امکان مدل‌سازی تغییر تدریجی و نرم اثر متغیر توضیح‌دهنده بر متغیر وابسته را فراهم می‌کند و مناسب شناسایی نقاط آستانه نرم است، در حالی که تابع نمایی بیشتر برای تغییرات ناگهانی یا شدید کاربرد دارد. این روش به‌طور کامل قابلیت شناسایی اثرات مستقیم و غیرمستقیم هوش مصنوعی و نقش تعدیل‌کننده باز بودن تجاری را فراهم می‌آورد و قابلیت تکرارپذیری مطالعه را تضمین می‌کند. در نهایت نتایج تحلیل و تفسیر خواهند شد.

رگرسیون انتقال ملایم¹ (STR)

¹ Smooth Transition Regression

مدل‌سازی خودرگرسیون با انتقال ملایم^۱ (STAR) یک رویکرد بسیار محبوب برای تحلیل سری‌های زمانی غیرخطی به شمار می‌رود. مدل‌های STAR که نوع خاصی از مدل‌های رگرسیون انتقال ملایم (STR) هستند، ویژگی‌های رگرسیون خودرگرسیون خطی وابسته به رژیم را در چارچوب یک رگرسیون غیرخطی با انتقال ملایم قرار می‌دهند (Teräsvirta, 1994). مدل‌های STR از نظر مفهومی مشابه مدل‌های رگرسیون آستانه‌ای گسسته^۲ (TR) هستند، با این تفاوت که در مدل‌های STR تغییر رژیم به صورت ملایم و تدریجی رخ می‌دهد، زمانی که یک متغیر مشاهده‌شده از آستانه‌های مشاهده‌نشده عبور می‌کند. به دلیل این پاسخ ملایم، معمولاً تصور می‌شود که مدل‌های STR نسبت به مدل‌های TR گسسته، پویایی «واقع‌بینانه‌تری» دارند.

ابتدا مدل گسسته رگرسیون آستانه‌ای (TR) در نظر بگیرد؛

$$y_t = \sum_{j=1}^{m-1} 1_j(s_t; c, \gamma) \cdot Z'_t \delta_j + X_t \alpha + \varepsilon_t \quad (1)$$

که $1_j(\cdot)$ یک شاخص با مقادیر ۰ یا ۱ است برای رژیمی که وابسته به متغیر مشاهده‌شده s_t است؛ و c نشان‌دهنده یک یا چند آستانه است؛ و $\gamma > 0$ پارامتر شیب آستانه است. توجه کنید که متغیرهای توضیحی (رگرسورها) به دو گروه تقسیم شده‌اند؛ نخست Z یعنی متغیرهایی که ضرایبشان بین رژیم‌ها یعنی m تغییر می‌کنند (وابسته به رژیم هستند)؛ دوم X یعنی متغیرهایی که ضرایبشان مستقل از رژیم هستند. با این فرض که دو رژیم وجود دارد ($m = 2$) و اینکه $1_j(\cdot) = 1$ فقط برای یک مقدار j برقرار است، می‌توان معادله گسسته رگرسیون آستانه‌ای (TR) را به صورت زیر بازنویسی کرد؛

$$y_t = 1_0(s_t; c, \gamma) \cdot Z'_t \delta_0 + 1_1(s_t; c, \gamma) \cdot Z'_t \delta_1 + X_t \alpha + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$= (1 - 1_1(s_t; c, \gamma)) \cdot Z'_t \delta_0 + 1_1(s_t; c, \gamma) \cdot Z'_t \delta_1 + X_t \alpha + \varepsilon_t$$

برای ساخت مدل STR دو رژیمی، تابع شاخص با یک تابع گذار پیوسته (G) جایگزین می‌گردد که مقادیری بین ۰ تا ۱ اختیار می‌کند. در این صورت، مدل به شکل زیر خواهد بود؛

$$y_t = (1 - G(s_t; c, \gamma)) \cdot Z'_t \delta_0 + G(s_t; c, \gamma) \cdot Z'_t \delta_1 + X_t \alpha + \varepsilon_t \quad (3)$$

¹ Smooth Transition Autoregressive

² Threshold Regression

که در آن تابع انتقال (G) بسته به شکل تابعی تصریح شده، دارای ویژگی‌های متفاوتی نسبت به متغیر آستانه، مقدار آستانه و شیب است. مسائل اصلی در مدل‌سازی معادله (۳) شامل انتخاب متغیر آستانه و انتخاب نوع تابع انتقال هستند. توابع انتقال لجستیک و نمایی عبارتند از؛

- تابع انتقال لجستیک^۱ (LSTR)

$$G(s; c, \gamma) = \frac{1}{1 + \exp(-\gamma(s - c))} \quad (۴)$$

- تابع انتقال نمایی^۲ (ESTR)

$$G(s; c, \gamma) = 1 - \exp(-\gamma(s - c)^2) \quad (۵)$$

تابع انتقال لجستیک یک تابع یکنواخت افزایشی است، به طوری که هر دو رژیم متناظر با مقادیر بالا و پایین متغیر آستانه هستند. هم‌چنین مقدار آستانه نقطه‌ای را تعیین می‌کند که در آن وزن دو رژیم برابر است، در حالی که پارامتر شیب سرعت انتقال بین رژیم‌ها را کنترل می‌کند. در مقابل تابع انتقال نمایی بر اساس مقدار فاصله از آستانه افزایش می‌یابد (دوطرفه)، یعنی هرچه s از c دورتر شود (چه به سمت بالا، چه پایین)، انتقال به طور متقارن اتفاق می‌افتد.

درخصوص پایداری مدل و تفسیر پارامتر شیب انتقال لازم به ذکر است که پارامتر شیب انتقال که در تابع لجستیک مدل LSTR برآورد می‌شود، نشان‌دهنده شدت و سرعت تغییر اثرگذاری هوش مصنوعی بر متغیر وابسته در اطراف نقطه آستانه است. مقادیر بالاتر این پارامتر به معنای تغییر سریع و تقریباً شبیه به تغییر ناگهانی اثرگذاری در محدوده نزدیک به آستانه است، در حالی که مقادیر کمتر، تغییر تدریجی و نرم اثرگذاری را نشان می‌دهد. در این مطالعه، تفسیر پارامتر شیب انتقال امکان تحلیل دقیق نحوه تغییر اثر هوش مصنوعی در سطوح مختلف باز بودن اقتصاد و شناسایی نقاط حساس را فراهم می‌کند.

داده‌ها

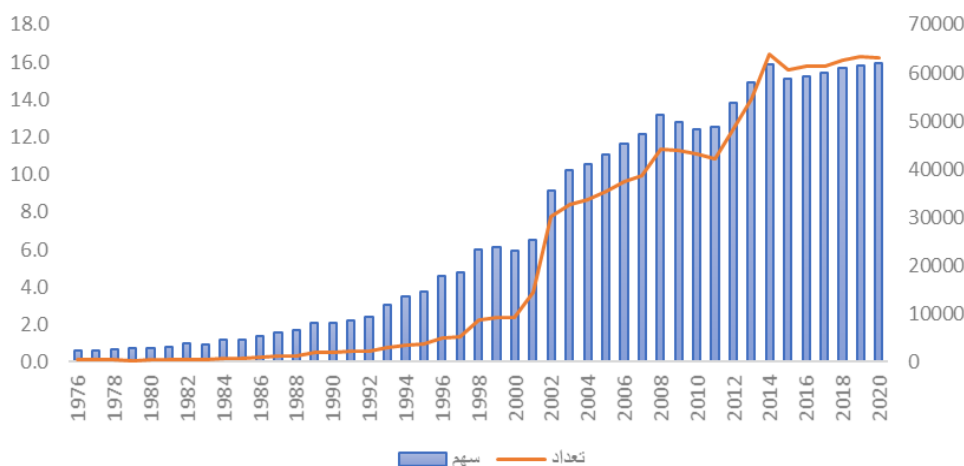
هدف این مقاله ارزیابی اثر هوش مصنوعی بر کاهش انتشار کربن و گذار انرژی با در نظر گرفتن عامل باز بودن تجاری در کشور آمریکا است. دوره زمانی ۱۹۷۶ تا ۲۰۲۰ می‌باشد که انتخاب سال ۲۰۲۰ به عنوان انتهای دوره به دلیل محدودیت در دسترسی به داده‌های ثبت اختراع پس از این سال در اداره ثبت

^۱ Logistic Transition Function

^۲ Exponential Transition Function

اختراعات و علائم تجاری ایالات متحده (USPTO) است. یکی از ارکان اساسی این پژوهش، داده‌های مرتبط با تحولات فناوری هوش مصنوعی (AI) است که به‌عنوان یک عامل مؤثر در الگوهای مصرف انرژی در نظر گرفته شده‌اند. به‌منظور کمی‌سازی پیشرفت در حوزه هوش مصنوعی، دو پراکسی وجود دارد؛ یکی تعداد ثبت اختراعات سالانه در حوزه هوش مصنوعی، و دیگری سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات ثبت شده در هر سال.

افزایش تعداد درخواست‌های ثبت اختراع در یک حوزه فناورانه نوظهور، معمولاً بازتابی از افزایش توجه بازیگران اقتصادی و تحقیقاتی به آن حوزه و انتظار بهره‌برداری اقتصادی از آن است. این شاخص اغلب به‌عنوان نمایه‌ای از جذابیت تجاری و سرمایه‌گذاری در فناوری تلقی می‌شود. در مورد هوش مصنوعی نیز روند مشابهی مشاهده شده است؛ به‌طوری‌که در بازه زمانی ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۸، هم تعداد پتنت‌های AI و هم نسبت آن‌ها به کل پتنت‌های ثبت شده، افزایش معناداری داشته‌اند. بر اساس آمار منتشرشده توسط USPTO، تعداد پتنت‌های هوش مصنوعی از حدود ۳۰ هزار مورد در سال ۲۰۰۲ به بیش از ۶۰ هزار مورد در سال ۲۰۱۸ افزایش یافته است. به موازات این روند، سهم پتنت‌های AI از کل پتنت‌ها نیز از حدود ۹ درصد به حدود ۱۶ درصد رسیده است (نمودار ۱)، که نشانگر رشد چشمگیر علاقه به این فناوری در سطوح صنعتی و تحقیقاتی است.



نمودار ۱: تعداد و سهم پتنت‌های AI در آمریکا (منبع: USPTO)

با این حال، باید توجه داشت که شاخص‌های پتنت صرفاً کمیت فناوری را نشان می‌دهند و اطلاعات دقیقی در خصوص نوع یا کاربرد خاص هر فناوری ارائه نمی‌دهند. به‌عنوان مثال، یک اختراع ممکن است در

چندین زیرشاخه از هوش مصنوعی مانند یادگیری ماشین، بینایی ماشین یا سخت‌افزارهای اختصاصی طبقه‌بندی شود. در کنار شاخص‌های مربوط به هوش مصنوعی، متغیرهای مصرف انرژی و دی اکسید کربن (CO_2)، متغیرهای وابسته مدل هستند. هم‌چنین درآمد سرانه و شهرنشینی متغیرهای مستقل و در نهایت متغیر باز بودن اقتصاد نقش متغیر آستانه را ایفاء می‌کند. در جدول ۱ نام متغیرها، نحوه اندازه‌گیری و منابع آنها آمده است.

جدول (۱): متغیرهای تحقیق و نحوه اندازه‌گیری آنها

منبع	شاخص	متغیرها
اداره اطلاعات انرژی آمریکا	مصرف نهایی انرژی (کل مصرف انرژی به تفکیک سال)	مصرف انرژی
پایگاه داده‌های بانک جهانی	میزان انتشار CO_2 به ازای هر سال (تن متریک)	دی اکسید کربن (CO_2)
اداره ثبت اختراعات آمریکا	تعداد سالانه ثبت اختراعات مرتبط با فناوری‌های هوش مصنوعی	تعداد پتنت‌های AI
اداره ثبت اختراعات آمریکا	نسبت پتنت‌های AI به کل پتنت‌های ثبت شده در هر سال	سهم پتنت‌های AI
پایگاه داده‌های بانک جهانی	تولید ناخالص داخلی سرانه (دلار)	درآمد سرانه
پایگاه داده‌های بانک جهانی	درصد جمعیت ساکن در مناطق شهری از کل جمعیت	شهرنشینی
پایگاه داده‌های بانک جهانی	نسبت مجموع صادرات و واردات به تولید ناخالص داخلی	باز بودن اقتصاد

در جدول ۲ آماره‌های توصیفی متغیرهای تحقیق آورده شده است. مشاهده می‌شود مصرف نهایی انرژی در دوره مورد بررسی میانگین نسبتاً بالایی ($87/6$) داشته و با انحراف معیار پایین ($9/0$)، نشان از ثبات نسبی این متغیر در دوره مورد بررسی دارد. در مقابل، انتشار دی اکسید کربن با میانگین $18/6$ و انحراف معیار $3/2$ نوسان بیشتری را تجربه کرده است که می‌تواند تحت تأثیر عواملی نظیر رشد اقتصادی، سیاست‌های زیست‌محیطی یا تغییر در ترکیب منابع انرژی باشد. از سوی دیگر، تعداد پتنت‌های مرتبط با هوش مصنوعی و سهم آن‌ها از کل ثبت اختراعات با میانگین‌های بالا (به ترتیب $22,217$ و $7/1$ درصد) و انحراف معیارهای قابل توجه (به ویژه در تعداد پتنت‌ها)، بیانگر رشد شتابان و نابرابر در توسعه این فناوری طی دوره مورد مطالعه است. این چولگی بالا در داده‌ها حاکی از تمرکز نوآوری در سال‌های اخیر است.

جدول (۲): آماره‌های توصیفی متغیرها

متغیر	میانگین	میانه	حداکثر	حداقل	انحراف معیار	تعداد مشاهدات
مصرف انرژی	$87/6$	$91/6$	$99/0$	$70/5$	$9/0$	۴۵
دی اکسید کربن (CO_2)	$18/6$	$19/6$	$22/2$	$13/5$	$2/3$	۴۵
تعداد پتنت‌های AI	22217	8817	63745	368	24119	۴۵

۴۵	۵/۸	۰/۶	۱۶/۰	۵/۹	۷/۱	سهم پتنت‌های AI
۴۵	۹۹۴۸	۲۸۵۰۹	۶۱۴۰۰	۴۵۵۹۶	۴۴۹۳۴	درآمد سرانه
۴۵	۳/۱	۷۳/۷	۸۲/۷	۷۸/۴	۷۷/۹	شهرنشینی
۴۵	۴/۲	۱۶/۶	۳۰/۸	۲۳/۱	۲۳/۴	باز بودن اقتصاد

در نهایت، شاخص باز بودن اقتصاد با میانگین ۲۳/۴ درصد و انحراف معیار ۴/۲ نشان‌دهنده نوسانات نسبی در تعاملات تجاری کشورها با جهان خارج است که می‌تواند بر جریان فناوری، سرمایه‌گذاری و تأثیرپذیری از تحولات جهانی در حوزه انرژی و نوآوری مؤثر باشد. این شاخص، در کنار توسعه هوش مصنوعی، می‌تواند نقش مهمی در تسهیل روندهای زیست‌محیطی و انرژی ایفا کند.

نتائج

این بخش به برآورد اثرات هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و دی‌اکسید کربن در آمریکا در دوره ۲۰۲۰-۱۹۷۶ با رویکرد رگرسیون انتقال ملایم اختصاص دارد. ابتدا برای اجتناب از رگرسیون‌های کاذب، آزمون ریشه واحد متغیرها انجام می‌گیرد. در تحلیل‌های رگرسیونی با داده‌های سری زمانی، انجام آزمون ریشه واحد از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا وجود ریشه واحد به معنای عدم ایستایی متغیرهاست. استفاده از متغیرهای نایستا در مدل‌های رگرسیونی ممکن است منجر به روابط کاذب شود. بنابراین، برای اطمینان از صحت و اعتبار نتایج رگرسیون، لازم است پیش از برآورد مدل، ایستایی متغیرها بررسی شود.

جدول (۳): نتایج آزمون ریشه واحد دیکی فولر تعمیم یافته (ADF)

آزمون		مصرف انرژی	دی اکسید کربن	تعداد پتنت AI	سهام پتنت AI	درآمد سرانه	شهرنشینی	باز بودن اقتصاد
ADF	سطح	-۱/۵۴	-۰/۳۵	۰/۸۲	۰/۵۹	-۰/۸۳	-۰/۹۶	-۱/۵۳
	مدل	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا
	وقفه بهینه	۲	۳	۰	۲	۱	۲	۰
	تفاضل	-۴/۸۲*	-۳/۷۷*	-۴/۸۵*	-۴/۸۹*	-۴/۲۱*	-۳/۴۴**	-۶/۲*
	مدل	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا	با عرض از مبدا
	وقفه بهینه	۲	۲	۰	۱	۰	۱	۱
استنتاج		I (1)	I (1)	I (1)	I (1)	I (1)	I (1)	I (1)

* و ** به ترتیب معنادار در سطح ۱ و ۵ درصد

نتایج جدول ۳ نشان می‌دهند تمامی متغیرهای مدل، در سطح دارای ریشه واحد بوده و بنابراین نایستای می‌باشند. با این حال، پس از یک بار تفاضل‌گیری، مقادیر آزمون برای همه متغیرها در سطح اطمینان ۱ یا ۵ درصد معنادار شده‌اند؛ به عبارتی، سری‌ها در مرتبه نخست ایستا هستند و یعنی انباشته از مرتبه یک یا I (1) می‌باشند. این نتیجه ضرورت بررسی هم‌انباشتگی را تأیید می‌کند، تا از بروز روابط کاذب جلوگیری شود و نتایج تخمین‌ها از اعتبار اقتصادسنجی برخوردار باشند. در جدول ۴ نتایج آزمون هم‌انباشتگی ارائه شده است.

جدول (۴): نتایج آزمون هم‌انباشتگی انگل-گرنجر

آزمون	متغیر وابسته: مصرف انرژی (مدل ۱)		متغیر وابسته: دی‌اکسید کربن (مدل ۲)	
	آماره Z	مقدار احتمال	آماره Z	مقدار احتمال
انگل-گرنجر	***۰/۵۹-۳۰	۰/۰۳	*۶۵/۵۵-	۰/۰۰
استنتاج	وجود رابطه بلندمدت میان متغیرها		وجود رابطه بلندمدت میان متغیرها	
* و *** به ترتیب معنادار در سطح ۱ و ۵ درصد				

نتایج آزمون هم‌انباشتگی انگل-گرنجر در جدول ۴ بیان می‌دارد در هر دو مدل، فرضیه صفر که بیانگر عدم وجود رابطه هم‌انباشتگی میان متغیرها است، در سطح معناداری ۱ و ۵ درصد رد می‌شود که دال بر وجود رابطه بلندمدت میان متغیرها است.

نتایج اثرات هوش مصنوعی بر مصرف انرژی

در این بخش اثرات بکارگیری هوش مصنوعی بر مصرف انرژی در کشور آمریکا در دوره ۱۹۷۶ تا ۲۰۲۰ ارزیابی شده است. بدین منظور از مدل رگرسیون انتقال ملایم با تابع لجستیک^۱ (LSTR) استفاده شده است. این روش برای مدل‌سازی روابط غیرخطی بین متغیرها به کار می‌رود، به‌ویژه زمانی که اثر یک متغیر توضیحی (در اینجا هوش مصنوعی) بر متغیر وابسته (مصرف انرژی) ممکن است بسته به مقدار یک متغیر آستانه‌ای (باز بودن اقتصاد) تغییر کند. تابع لجستیک اجازه می‌دهد که رابطه بین متغیرها به صورت تدریجی و پیوسته، از یک رژیم به رژیم دیگر گذار کند. این مدل به دو بخش تقسیم می‌شود؛ بخش خطی که تأثیر اولیه متغیرها در شرایطی که متغیر آستانه (باز بودن اقتصاد) در سطوح پایین است؛ و بخش غیرخطی که اثرات اضافی یا تغییر یافته‌ای که با افزایش مقدار متغیر آستانه (افزایش درجه باز بودن اقتصاد) به وجود

¹ Logistic Smooth Transition Regression

می‌آیند. این گذار بین رژیم‌ها توسط تابع لجستیک مدل‌سازی می‌شود که با شیب و آستانه خاصی تعیین می‌کند چه زمانی و با چه سرعتی سیستم از یک وضعیت به وضعیت دیگر تغییر می‌کند. به بیان ساده، LSTR بررسی می‌کند که آیا رابطه بین AI و مصرف انرژی، در اقتصاد بسته و باز متفاوت است، و اگر بله، این تفاوت چگونه و با چه شدتی رخ می‌دهد.

جدول ۵ نتایج برآورد مدل رگرسیون انتقال ملایم برای بررسی اثر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی در ایالات متحده را نشان می‌دهد، در حالی که باز بودن اقتصاد به عنوان متغیر آستانه به کار رفته است. در بخش خطی یعنی زمانی که درجه باز بودن اقتصاد کمتر از سطح آستانه یعنی ۲۲/۹ درصد است، ضریب هوش مصنوعی مثبت و کوچک است (۰/۰۱۲)، و اینکه در سطح ۵ درصد معنادار نیست. این یعنی در شرایطی که درجه باز بودن اقتصاد پایین است، تأثیر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی چندان مشخص یا قوی نیست. احتمالاً در این سطح از باز بودن، فناوری‌های هوش مصنوعی هنوز در مراحل مقدماتی کاربردی بوده‌اند یا اثرشان به‌طور مستقیم در الگوهای مصرف انرژی ظاهر نشده است. اما در بخش غیرخطی، که بیانگر رژیم دوم یعنی زمانی که درجه باز بودن اقتصاد از سطح آستانه ۲۲/۹ درصد است، ضریب AI برابر ۰/۳ و معنادار در سطح ۵ درصد است. این نشان می‌دهد که در یک اقتصاد بازتر، هوش مصنوعی اثر مثبت و معناداری بر مصرف انرژی دارد. این رابطه می‌تواند از مسیرهای مختلفی حاصل شود؛ نخست، گسترش کاربرد AI در صنایع پرمصرف (مثل حمل‌ونقل، تولید یا خدمات دیجیتال) که منجر به افزایش مصرف انرژی می‌شود؛ دوم، افزایش فعالیت‌های اقتصادی بین‌المللی که با رشد فناوری همراه است، اما مصرف انرژی را هم بالا می‌برد.

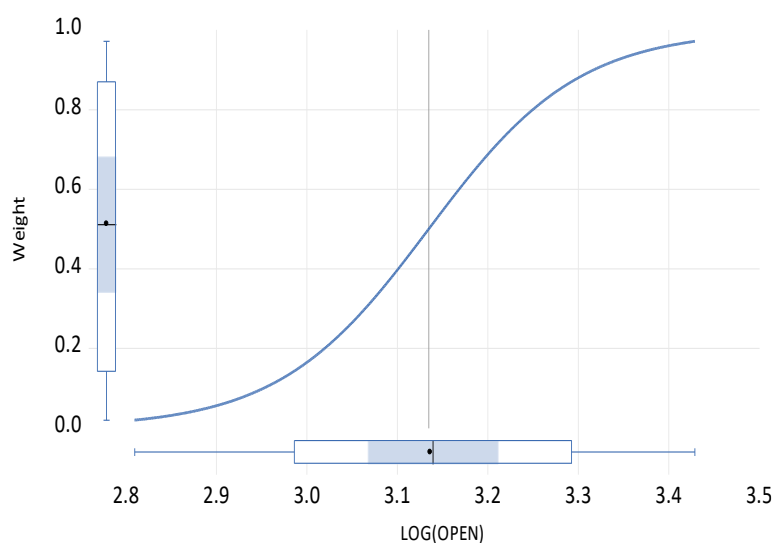
در میان متغیرهای کنترل، درآمد سرانه اثر مثبت و معنادار دارد، که با منطق اقتصادی سازگار است. با افزایش درآمد، مصرف کالا و خدمات انرژی بر افزایش می‌یابد. در مقابل، شهرنشینی در مدل برآوردی اثر مثبت بر مصرف انرژی دارد، به این معنا که با افزایش نسبت جمعیت شهری، مصرف انرژی نیز افزایش می‌یابد. این نتیجه با مبانی نظری سازگار است، زیرا شهرنشینی معمولاً با گسترش زیرساخت‌ها، حمل‌ونقل، مصرف خانگی و صنعتی انرژی همراه است. با این حال، از آنجا که این ضریب از نظر آماری معنادار نیست، نمی‌توان با قطعیت از وجود رابطه قوی میان شهرنشینی و مصرف انرژی در داده‌های آمریکا در این بازه زمانی صحبت کرد.

جدول (۵): نتایج برآورد مدل رگرسیون انتقال ملایم؛ متغیر وابسته: مصرف انرژی

متغیر	ضریب	خطای استاندارد	آماره t	سطح احتمال
بخش خطی				

۰/۳۷	۰/۸۹	۵/۷۴	۵/۱۶	عرض از مبدا
۰/۲۷	۱/۱۳	۰/۰۱	۰/۰۱۲	هوش مصنوعی
بخش غیر خطی				
۰/۰۸	-۱/۷۸	۰/۰۱	-۰/۰۲	عرض از مبدا
۰/۰۲	۲/۴۷	۰/۱۲	۰/۳۰	هوش مصنوعی
متغیرهای کنترل				
۰/۰۳	۲/۲۵	۰/۱۵	۰/۳۳	درآمد سرانه
۰/۵۲	۰/۶۵	۱/۵۵	۱/۰۱	شهرنشینی
۰/۰۷	۱/۸۹	۶/۳۶	۱۲/۰۶	شیب تابع انتقال
۰/۰۰	۴۷/۷	۰/۴۸	۲۲/۹	آستانه
			۰/۹۳	ضریب تعیین
			۶۸/۷*	آماره F
			۴۷/۹*	آزمون خطی بودن (آماره F تراسویرتا)
			۱۹/۰۴*	آزمون پایداری پارامترها
			۴۵	تعداد مشاهدات
* معنادار در سطح ۱ درصد				

شیب تابع انتقال برابر ۱۲/۰۶ بوده و در سطح ۱۰ درصد معنادار است، که نشان‌دهنده گذار نسبتاً تند بین دو رژیم است؛ یعنی تغییرات در باز بودن اقتصاد، به سرعت باعث تغییر در اثر AI بر مصرف انرژی می‌شود. همچنین آستانه باز بودن اقتصاد یعنی سطح ۲۲/۹ درصد، معنادار است و نشان می‌دهد که ساختار رفتار مصرف انرژی نسبت به AI در آن نقطه تغییر می‌کند. ضریب تعیین بالا و آماره F معنادار نشان می‌دهند که مدل توان بالایی در توضیح تغییرات مصرف انرژی دارد. آماره آزمون خطی بودن مدل نیز معنادار است، که نشان می‌دهد استفاده از STR به جای رگرسیون خطی کاملاً توجیه‌پذیر است. همچنین آزمون پایداری پارامترها معنادار است، که نشان می‌دهد که رابطه میان مصرف انرژی و متغیرهای توضیحی (به‌ویژه هوش مصنوعی و باز بودن اقتصاد) در آمریکا طی سال‌های ۱۹۷۶ تا ۲۰۲۰ دستخوش تغییراتی بوده است. چنین تغییری می‌تواند ناشی از عوامل ساختاری مانند تحولات فناورانه، تغییرات سیاست‌های انرژی، یا حتی شوک‌های جهانی (مثلاً بحران نفتی یا افزایش تمرکز بر انرژی‌های پاک) باشد.



نمودار ۲: تابع لجستیک وزن آستانه (مقدار لگاریتمی آستانه: ۳/۱۳؛ یا درجه باز بودن در سطح ۲۲/۹)

در نمودار ۲ تابع لجستیک وزن‌های آستانه نمایش داده شده است. تابع لجستیک نشان می‌دهد هوش مصنوعی زمانی می‌تواند مصرف انرژی را افزایش دهد که اقتصاد آمریکا نسبتاً بازتر باشد. این ممکن است به دلیل افزایش ادغام با بازارهای جهانی، انتقال فناوری، و به کارگیری زیرساخت‌های پیچیده‌تر انرژی در اقتصادهای بازتر باشد. در این نمودار می‌توان به وضوح دید که گذار از رژیم اول به دوم دقیقاً در نقطه ۳/۱۳ (لگاریتمی) یا همان درجه باز بودن در سطح ۲۲/۹ درصد رخ می‌دهد، و شیب انتقال نیز نسبتاً تند است (طبق شیب ۱۲/۰۶).

نتایج اثرات هوش مصنوعی بر دی‌اکسید کربن

در این بخش اثرات بکارگیری هوش مصنوعی بر دی‌اکسید کربن در کشور آمریکا در دوره ۱۹۷۶ تا ۲۰۲۰ برآورد گردیده است. در اینجا نیز از مدل رگرسیون انتقال ملایم با تابع لجستیک (LSTR) استفاده شده است. در این مدل، باز بودن اقتصاد به صورت لگاریتمی به عنوان متغیر آستانه انتخاب شده و مقدار آستانه به دست آمده معادل ۳/۱۸ بوده که معادل باز بودن اقتصاد در حدود ۲۳/۹ درصد است. این عدد نمایانگر نقطه‌ای است که پس از آن، ساختار رابطه میان متغیرها دچار دگرگونی می‌شود.

نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در هر دو رژیم اثر منفی و معنادار بر انتشار دی‌اکسید کربن دارد؛ در رژیم اول (درجه باز بودن کمتر از آستانه)، ضریب AI برابر با ۰/۰۲۸- و در رژیم دوم (درجه باز بودن بیشتر از آستانه) برابر با ۰/۰۲۵- است. این یافته تأکید می‌کند که توسعه و به کارگیری فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، فارغ از سطح باز بودن اقتصاد، موجب کاهش آلودگی زیست‌محیطی

شده است. در رژیم بسته‌تر، این اثر کمی قوی‌تر است، احتمالاً به این دلیل که در مراحل اولیه دیجیتال سازی، کارایی انرژی و بهینه سازی مصرف منابع از طریق هوش مصنوعی بیشترین تأثیر را دارند. در سطح بالاتر از باز بودن، هرچند اثر کماکان منفی است، اما ممکن است به دلیل پیچیدگی‌های ناشی از ادغام با اقتصاد جهانی و وابستگی به الگوهای مصرف بین‌المللی، شدت آن اندکی کاهش یابد.

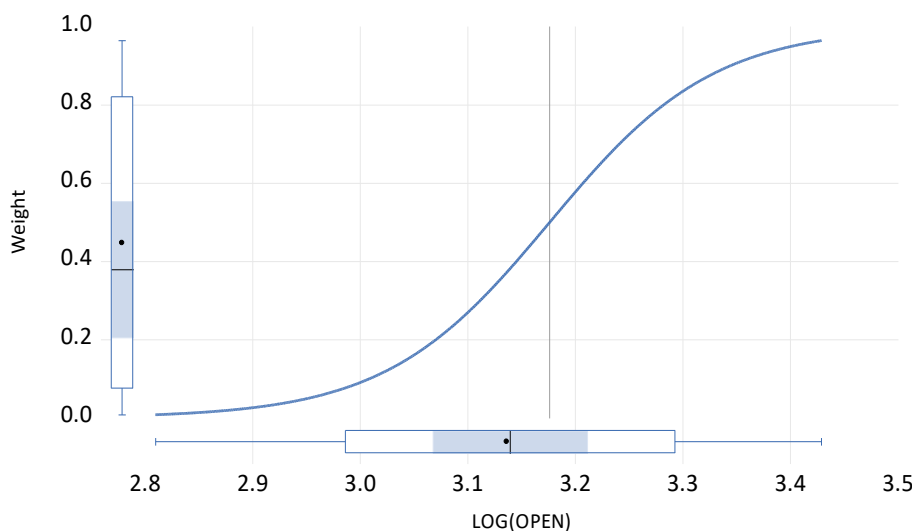
جدول (۶): نتایج برآورد مدل رگرسیون انتقال ملایم؛ متغیر وابسته: دی اکسید کربن

متغیر	ضریب	خطای استاندارد	آماره t	سطح احتمال
بخش خطی				
عرض از مبدا	۲/۵۱	۶/۷۸	۰/۳۷	۰/۷۱
هوش مصنوعی	-۰/۰۲۸	۰/۰۱۳	-۲/۱۵	۰/۰۴
بخش غیرخطی				
عرض از مبدا	۰/۴۳	۰/۱۴	۳/۱۷	۰/۰۰
هوش مصنوعی	-۰/۰۲۵	۰/۰۱۲	-۲/۰۱	۰/۰۵
متغیرهای کنترل				
درآمد سرانه	۰/۳۶	۰/۱۷	۲/۱۲	۰/۰۴
شهرنشینی	۰/۲۷	۰/۱۳	۲/۰۸	۰/۰۵
شیب تابع انتقال	۱۳/۱۰	۴/۴۶	۲/۹۳	۰/۰۰
آستانه	۲۳/۹	۰/۳۶	۶۶/۶	۰/۰۰
ضریب تعیین	۰/۹۲			
آماره F	۶۴/۶*			
آزمون خطی بودن (آماره F تراسویرتا)	۱۷/۷*			
آزمون پایداری پارامترها	۱۵/۱*			
تعداد مشاهدات	۴۵			
* معنادار در سطح ۱ درصد				

از سوی دیگر، تأثیر مثبت و معنادار درآمد سرانه بر دی اکسید کربن نشان می‌دهد که رشد اقتصادی همچنان با افزایش مصرف انرژی‌های فسیلی و در نتیجه افزایش آلودگی همراه بوده است. این نتیجه با نظریه زیست محیطی کوزنتس نیز هماهنگ است، که بیان می‌کند در مراحل اولیه رشد اقتصادی، آلودگی افزایش می‌یابد تا زمانی که اقتصاد به سطحی از توسعه فناورانه و مقررات زیست محیطی برسد که بتواند آن را کاهش دهد. همچنین، متغیر شهرنشینی نیز اثری مثبت و معنادار بر دی اکسید کربن دارد. با گسترش

شهرها، حمل‌ونقل، ساخت‌وساز و مصرف انرژی افزایش می‌یابد که همگی می‌توانند منجر به رشد سطح آلودگی شوند.

ویژگی‌های تابع انتقال در این مدل نیز بسیار گویا هستند. شیب تابع انتقال نسبتاً بزرگ (۱۳/۱) و معنادار است که نشان‌دهنده تغییر سریع در ساختار رابطه بین متغیرها در حوالی نقطه آستانه است. این بدان معناست که حتی تغییرات جزئی در سطح باز بودن اقتصاد می‌تواند به دگرگونی در اثرگذاری هوش مصنوعی بر محیط‌زیست منجر شوند. همچنین مقدار بالای ضریب تعیین و آماره F بسیار معنادار گویای برازش مناسب مدل است. آزمون خطی بودن نیز فرضیه ساختار خطی را رد می‌کند و استفاده از STR را کاملاً توجیه می‌نماید. افزون بر آن، آزمون پایداری پارامترها نیز دلالت بر وجود تغییرات ساختاری در طول دوره دارد، که می‌تواند ناشی از تحولات فناورانه، تغییرات سیاستی یا شوک‌های خارجی باشد. در مجموع، نتایج نشان می‌دهند که هوش مصنوعی در آمریکا توانسته است نقشی مثبت در کاهش آلودگی زیست‌محیطی ایفا کند. این نقش مستقل از سطح باز بودن اقتصاد است، اما شدت آن با ساختار اقتصادی تغییر می‌کند.



نمودار ۳: تابع لجستیک وزن آستانه (مقدار لگاریتمی آستانه: ۳/۱۸؛ یا درجه باز بودن در سطح ۲۳/۹)

در نمودار ۳، تابع لجستیک وزن‌های آستانه برای مدل انتشار دی‌اکسید کربن نمایش داده شده است. این تابع انتقال نشان می‌دهد که اثر هوش مصنوعی بر آلودگی محیط‌زیست وابسته به سطح باز بودن اقتصاد آمریکاست. مطابق با نتایج مدل، نقطه گذار میان دو رژیم در مقدار لگاریتمی ۳/۱۸ رخ می‌دهد که معادل با باز بودن اقتصادی در سطح ۲۳/۹ درصد است. شیب تابع انتقال برابر با ۱۳/۱ برآورد شده که نشان از گذار تند و سریع میان دو رژیم دارد. به بیان دیگر، اثر هوش مصنوعی بر آلودگی به‌طور ناگهانی و شدید

در حوالی این سطح از باز بودن تغییر می‌کند. تحلیل تابع لجستیک در این مدل نشان می‌دهد که در شرایطی که اقتصاد آمریکا بسته‌تر باشد (زیر آستانه ۲۳/۹ درصد)، هوش مصنوعی تأثیر بیشتری در کاهش دی‌اکسید کربن دارد.

بحث و جمع‌بندی

در دهه‌های اخیر، توسعه فناوری‌های نوین به‌ویژه هوش مصنوعی (AI) به یکی از مهم‌ترین عوامل تحول در ساختار اقتصادی و زیست‌محیطی کشورها تبدیل شده است. در حالی که هوش مصنوعی ظرفیت قابل‌توجهی برای بهینه‌سازی فرآیندها، افزایش بهره‌وری و کاهش مصرف منابع دارد، اما تأثیر آن بر مصرف انرژی و انتشار آلاینده‌هایی مانند دی‌اکسید کربن همچنان محل بحث است. از سوی دیگر، میزان باز بودن اقتصاد می‌تواند نقشی کلیدی در نحوه اثرگذاری این فناوری ایفا کند؛ چراکه اقتصادهای بازتر معمولاً در معرض جریان آزاد سرمایه، فناوری و دانش فنی قرار دارند که ممکن است مسیر تأثیرگذاری AI بر محیط‌زیست را تغییر دهد. با توجه به این ملاحظات، در این پژوهش سعی شده است با بهره‌گیری از روش رگرسیون انتقال ملایم لجستیک (LSTR) و تمرکز بر اقتصاد آمریکا، رابطه میان هوش مصنوعی، مصرف انرژی و انتشار CO₂ با در نظر گرفتن نقش ساختاری باز بودن اقتصاد بررسی و تحلیل شود.

در این مطالعه، به بررسی تأثیر فناوری‌های هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار دی‌اکسید کربن در آمریکا طی سال‌های ۱۹۷۶ تا ۲۰۲۰ پرداخته شد. تمرکز اصلی بر این بود که آیا این اثرات به‌صورت خطی و ثابت عمل می‌کنند یا در شرایط ساختاری متفاوت (مانند درجه باز بودن اقتصاد) دچار تغییر می‌شوند. برای پاسخ به این پرسش، از مدل LSTR بهره گرفته شد که امکان تحلیل رفتار غیرخطی و گذار تدریجی بین رژیم‌های مختلف اقتصادی را فراهم می‌کند. در ابتدا، با انجام آزمون‌های ریشه واحد ADF مشخص شد که تمامی متغیرهای مدل انباشته از مرتبه ۱ یا I(1) هستند. سپس، برای بررسی رابطه بلندمدت میان متغیرها، آزمون هم‌انباشتگی انگل-گرنجر مورد استفاده قرار گرفت. پس از تأیید وجود رابطه بلندمدت، مدل LSTR با در نظر گرفتن باز بودن اقتصادی به‌عنوان متغیر آستانه‌ای برآورد شد. نتایج برای مصرف انرژی نشان داد که هوش مصنوعی تنها در سطوح بالاتر از ۲۲/۹ درصد باز بودن اقتصادی اثر مثبت و معناداری بر مصرف انرژی دارد، در حالی که در سطوح پایین‌تر، این اثر معنادار نیست. همچنین، متغیر درآمد سرانه نیز در این مدل تأثیر مثبت و معناداری بر مصرف انرژی داشت، اما اثر شهرنشینی معنادار نبود. در مقابل، در مدل انتشار دی‌اکسید کربن، نتایج حاکی از آن بود که هوش مصنوعی در هر دو رژیم اثر منفی و معناداری دارد؛ به‌ویژه در شرایطی که اقتصاد بسته‌تر است، این اثر کاهشی قوی‌تر است. این یافته

می‌تواند بیانگر آن باشد که هوش مصنوعی در اقتصادهای بسته‌تر (کمتر از سطح آستانه ۲۳/۹ درصد) بیشتر به بهینه‌سازی منابع داخلی و کاهش آلاینده‌گی منجر می‌شود. در عین حال، باز بودن اقتصاد ممکن است از طریق انتقال صنایع آلاینده یا وابستگی به تجارت خارجی، بخشی از اثرات مثبت هوش مصنوعی بر محیط‌زیست را کاهش دهد. همچنین متغیرهای کنترل مانند درآمد سرانه و شهرنشینی نیز اثر افزایشی بر انتشار دی‌اکسید کربن داشته‌اند.

نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که اثر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی و انتشار دی‌اکسید کربن، به‌صورت غیرخطی و وابسته به سطح باز بودن اقتصاد است. این یافته با مطالعات پیشین که اثرات پیچیده و دوگانه فناوری‌های نوین بر مصرف انرژی و محیط‌زیست را گزارش کرده‌اند همخوانی دارد (Chen et al., 2021a; Wang et al., 2023).

همچنین محدودیت‌هایی در پژوهش وجود دارد. به‌طور خاص، این مطالعه بر داده‌های سری زمانی کشور آمریکا متمرکز شده است، زیرا تنها برای این کشور داده‌های طولی هوش مصنوعی به‌صورت کامل در دسترس بوده است. بنابراین تعمیم نتایج به کشورهای دیگر نیازمند احتیاط است و مطالعات آتی می‌توانند داده‌های بین‌المللی گسترده‌تری را مورد استفاده قرار دهند. علاوه بر این، محدودیت‌های مرتبط با کیفیت و جزئیات داده‌ها و سایر عوامل ساختاری مانند سیاست‌های انرژی و زیرساخت دیجیتال کشورها نیز ذکر شده است.

به‌عنوان جمع‌بندی، یافته‌های این پژوهش بر نقش دوگانه و وابسته به زمینه فناوری هوش مصنوعی تأکید دارند. اثرات آن بر انرژی و محیط‌زیست به‌صورت یکنواخت عمل نمی‌کند و تحت تأثیر ساختارهایی مانند باز بودن اقتصاد قرار دارد. پیشنهاد می‌شود سیاست‌گذاران هنگام طراحی استراتژی‌های دیجیتال و زیست‌محیطی، به شرایط ساختاری اقتصاد نیز توجه داشته باشند. همچنین، تقویت زیرساخت‌های هوش مصنوعی در کنار برنامه‌ریزی برای استفاده هدفمند از آن در بخش‌های تولیدی و انرژی‌بر می‌تواند منجر به بهبود کارایی مصرف انرژی و کاهش آلاینده‌گی شود. در نهایت، پژوهش‌های آتی می‌توانند با گسترش این تحلیل به سایر کشورها یا بررسی تأثیر شاخص‌های نهادی و کیفیت حکمرانی، درک عمیق‌تری از پویایی‌های فناورانه و زیست‌محیطی ارائه دهند.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*. <https://doi.org/10.3386/W25682>

Ahmadi, M.; Rezaei, H.; & Kazemi, F. (2019). Application of machine learning algorithms in forecasting energy consumption in the industrial sector. *Iranian Journal of Energy Engineering*, 10(4), 35–50.

Alizadeh, F.; Karimi, M.; & Hosseini, R. (2021). Application of artificial neural networks in forecasting building energy load. *Journal of Energy and Buildings*, 12(2), 101–115.

Chen, Y.; Zhang, Y.; & Xie, R. (2021). *The rebound effect of technological progress on carbon emissions*. *Energy Economics*.

Chen, Z.; Song, P.; Wang, B. (2021). Carbon emissions trading scheme, energy efficiency and rebound effect – evidence from China's provincial data. *Energy Policy*, 157, 112507. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112507>

Cioffi, R.; Travaglioni, M.; Piscitelli, G.; Petrillo, A.; & De Felice, F. (2020). Artificial intelligence and environmental sustainability: Challenges and opportunities. *Sustainability*. <https://doi.org/10.3390/su12020492>

De Togni, G.; Erikainen, S.; Chan, S.; & Cunningham Burley, S. (2021). What makes AI “intelligent” and “caring”? Exploring affect and relationality across three sites of intelligence and care. *Social Science & Medicine*, 277, 113874. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2021.113874>

Ding, T. (2023). *Is artificial intelligence associated with carbon emissions reduction? Case of China*. *Resources Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103892>

Fathi, H.; Qasemi, M.; & Jalali, N. (2020). Development of AI-based intelligent systems in power distribution networks and reduction of energy losses. *Iranian Journal of Electricity and Energy*, 8(1), 45–60.

French, S. (2022). Trade openness and artificial intelligence: pathways to energy transition. *Journal of International Trade*.

Graetz, G., & Michaels, G. (2015). Robots at work. *Centre for Economic Performance Discussion Paper*, 1335. <https://ssrn.com/abstract=2589780>

Henderson, P.; Hu, J.; Romoff, J.; Brunskill, E.; Jurafsky, D.; & Pineau, J. (2020). Towards the systematic reporting of the energy and carbon footprints of machine learning. *Journal of Machine Learning Research*, 21, 1–43. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.05651>

Lilliestam, J.; Patt, A.; & Tanksale, A. (2012). Equitable climate change mitigation: Implications of technology and financial transfers under the UNFCCC. *Climate Policy*, 12(3), 322–344. <https://doi.org/10.1002/wcc.681>

Liu, J.; Chen, X.; & Zhang, Y. (2024). Improving energy efficiency through technological innovation. *Energy Efficiency*, 17(2), 45–62. <https://doi.org/10.3892/ol.2012.822>

Marcucci, A.; Panopoulou, E.; & Carvalho, L. (2017). Promoting energy transition: Policy instruments and pathways. *Energy Policy*, 109, 450–458.

Müller, V., & Bostrom, N. (2013). Future progress in artificial intelligence: A survey of expert opinion. *Fundamenta Informaticae*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26485-1_33

Nourani, C. F. (1999). Multiagent AI implementations: An emerging software engineering trend. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 12(1), 37–45. [https://doi.org/10.1016/S0952-1976\(98\)00042-6](https://doi.org/10.1016/S0952-1976(98)00042-6)

Peng, X.; Li, Y.; & Zhao, H. (2023). Setting carbon emission reduction targets: National policies and implementation outcomes. *Environmental Science & Policy*, 140, 15–26. <https://doi.org/10.1016/j.spc.2024.11.029>

Petrescu, M.; McColl Kennedy, J. R.; Gustafsson, A.; Jaakkola, E.; & Strandvik, T. (2022). AI-based innovation in B2B marketing: An interdisciplinary framework. *Industrial Marketing Management*, 103, 61–75. <https://doi.org/10.1108/JSM-01-2015-0054>

Qiang, W.; Zhang, F.; Li, R.; & Sun, J. (2024). Does artificial intelligence promote energy transition and curb carbon emissions? The role of trade openness. *Journal of Cleaner Production*, 447, 141298. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141298>

Rajabi, M.; Nuri, S.; & Jafarri, B. (2020). Optimizing energy consumption in intelligent transportation systems using artificial intelligence. *Journal of Transportation and Environment*, 6(1), 70–85.

Rezaei, S., & Kazemi, M. (2018). The role of artificial intelligence in improving energy efficiency in small and medium industrial units. *Iranian Journal of Industrial Engineering*, 9(3), 123–135.

Rode, M.; Pathak, M.; & Singh, V. (2021). The industrial revolution and global carbon emissions: A quantitative assessment. *Environmental Research Letters*, 16(3), 034001.

Sharif, A.; Shahbaz, M.; Sbia, R.; & Hammoudeh, S. (2019). Climate change from excess CO₂ emissions: A global challenge. *Environmental Science and Pollution Research*, 26(28), 28595–28611.

Sorrell, S., & Dimitropoulos, J. (2008). The rebound effect: Microeconomic definitions, limitations and extensions. *Ecological Economics*, 65(3), 636–649. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2007.08.013>

Teräsvirta, T. (1994). Specification, estimation, and evaluation of smooth transition autoregressive models. *Journal of the American Statistical Association*, 89, 208–218. <https://doi.org/10.2307/2291217>

Verendel, V. (2023). Artificial intelligence and sustainable transitions. *Energy Research & Social Science*. <https://doi.org/10.1038/s41558-022-01536>

Wang, Q.; Zhang, F.; Li, R.; & Sun, J. (2023). The impact of AI on energy and environment. *Journal of Cleaner Production*. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141298>

World Trade Organization. (2023). *Artificial intelligence as a disruptive technology: Economic and societal implications*. WTO Publication.