

تحلیل تجربی رابطه رشد فناوری هوش مصنوعی و مصرف انرژی در ایالات متحده با رویکرد لجستیک و مدل سازی سری زمانی: آموزه هایی برای ایران

میثم پاشایی

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

✉ صالح قوبدل دوستکوئی

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.2025.94492.1306>

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

هدف این پژوهش، تحلیل روند رشد فناوری هوش مصنوعی و ارزیابی اثرات آن بر مصرف انرژی در ایالات متحده آمریکا و استفاده از نتایج آن برای ایران است. به منظور سنجش سطح توسعه این فناوری، از دو شاخص جایگزین شامل تعداد اختراعات ثبت شده در حوزه هوش مصنوعی و سهم این اختراعات از کل ثبت اختراعات استفاده شد. برای مدل سازی رشد فناوری، از تابع لجستیک بهره گرفته شد که توانایی مناسبی در توصیف الگوهای رشد اشباع شونده دارد. یافته ها نشان می دهند که هر دو شاخص با رشد سریع همراه بوده و نقطه میانی رشد در هر دو حالت، سال ۲۰۲۴ برآورد می شود. همچنین، سطح اشباع برای تعداد اختراعات حدود سال ۲۰۵۰ و برای سهم اختراعات حدود سال ۲۰۶۰ پیش بینی شد. در ادامه، با استفاده از دو سناریوی پیش بینی، تأثیر رشد هوش مصنوعی بر مصرف انرژی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج مدل سازی تابع تقاضای انرژی با بهره گیری از مدل سری زمانی ساختاری نشان می دهند که متغیرهای مرتبط با هوش مصنوعی اثر مثبت و معناداری بر مصرف انرژی دارند. این یافته ها می تواند برای سرمایه گذاری در هوش مصنوعی در ایران مفید باشد و باید توجه شود که گسترش مراکز دیتا و غیره که در ایران در مرحله شروع است می تواند مصرف انرژی را افزایش دهد.

کلیدواژه: رشد فناوری هوش مصنوعی، مصرف انرژی، مدل سازی رشد لجستیک، تحلیل سری زمانی ساختاری

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

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۷/۰۹

صفحات: ۱-۳۲

مقدمه

در دهه‌های اخیر، فناوری‌های نوظهور، به‌ویژه هوش مصنوعی (AI)، به‌عنوان یکی از محرک‌های اصلی تغییرات ساختاری در اقتصاد جهانی ظاهر شده‌اند. این فناوری نه تنها ابزارهایی برای تحلیل پیشرفته داده‌ها، تصمیم‌گیری خودکار و بهینه‌سازی فرآیندهای صنعتی فراهم کرده است، بلکه تأثیرات ژرفی بر ساختار تولید، مصرف انرژی و محیط‌زیست داشته است (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Cockburn et al., 2018). رشد هوش مصنوعی به ویژه در کشورهای توسعه‌یافته، به‌ویژه ایالات متحده، با افزایش سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های دیجیتال، توسعه سامانه‌های یادگیری عمیق و افزایش ثبت اختراعات مرتبط با AI همراه بوده است، که این روند بر تقاضای انرژی و مصرف برق مراکز داده تأثیر داشته است (Desislavov et al., 2023).

با وجود این رشد سریع، اثرات انرژی و زیست‌محیطی هوش مصنوعی پیچیده و چندبعدی است. بررسی اخیر نشان می‌دهد که افزایش توان محاسباتی و گسترش مدل‌های بزرگ یادگیری عمیق، به‌ویژه در پردازش تصویر و پردازش زبان طبیعی، مصرف انرژی را افزایش داده است، اما الگوریتم‌ها و سخت‌افزارهای بهینه‌شده این افزایش را تا حدی کنترل کنند (Desislavov et al., 2023). همچنین پژوهش‌های جدید نشان می‌دهند که توسعه AI می‌تواند از طریق بهینه‌سازی فرآیندهای صنعتی، ارتقاء کارایی سامانه‌های انرژی و هدایت مصرف به منابع کم‌کربن، به کاهش انتشار کربن و مصرف انرژی کمک کند، به‌ویژه در بخش تولید و مصرف انرژی (Luo & Wang, 2025). مطالعات مربوط به مصرف انرژی AI در ساختمان‌های هوشمند نیز نشان می‌دهند که استفاده از سیستم‌های مدیریت انرژی مبتنی بر هوش مصنوعی (AI-EMM1) می‌تواند مصرف انرژی را تا ۱۵٫۷٪ کاهش دهد و با ارتقاء بهره‌وری سیستم‌های HVAC² و سایر تجهیزات، به اهداف توسعه پایدار کمک کند (Xiang et al., 2022). این یافته‌ها نشان می‌دهند که هوش مصنوعی نه تنها می‌تواند بار انرژی کلان را افزایش دهد، بلکه با به‌کارگیری هوشمندانه، امکان کاهش مصرف انرژی و بهبود کارایی محیطی نیز فراهم می‌شود.

تحقیقات در سطح شرکت‌ها نیز اهمیت قابل توجهی دارند. مطالعه‌ای در سطح شرکت‌های فهرست‌شده ایالات متحده نشان می‌دهد که اثر AI بر مصرف انرژی شرکت‌ها به شدت تحت تأثیر سطح سرمایه انسانی (Human Capital) قرار دارد؛ در شرکت‌هایی با سرمایه انسانی پایین، AI موجب افزایش قابل توجه

¹ Artificial Intelligence-based Energy Management Model

² Heating, Ventilation, and Air Conditioning

مصرف انرژی می‌شود، اما پس از عبور از یک آستانه مشخص سرمایه انسانی، این اثر کاهش یافته و حتی می‌تواند به کاهش مصرف انرژی در صنایع پرآلودگی منجر شود (Lee et al., 2025). همچنین پژوهش‌ها نشان می‌دهند که کاربردهای فناوری AI می‌توانند شدت مصرف انرژی شرکت‌ها (CECI¹) را کاهش دهند. مکانیسم‌های اصلی این کاهش شامل تحریک نوآوری سبز، کاهش هزینه‌های داخلی مدیریت و نوسازی تجهیزات است. اثرات این کاهش مصرف انرژی به‌ویژه در صنایع پرآلودگی و شرکت‌های فناوری پیشرفته قابل توجه است و برای سیاست‌گذاران میکرو و کلان، بینش ارزشمندی برای دستیابی به اهداف صرفه‌جویی انرژی و کاهش انتشار کربن فراهم می‌کند (Liu et al., 2025).

علاوه بر این، تحقیقات اخیر در سطح منطقه‌ای و ملی نشان می‌دهند که AI می‌تواند بهره‌وری انرژی را بهبود دهد. مطالعه‌ای در داده‌های استانی چین نشان می‌دهد که پیشرفت‌های AI با افزایش بهره‌وری انرژی همراه است و نوآوری سبز نقش تعدیل‌کننده مثبت در این رابطه دارد. این پژوهش نشان می‌دهد که اثر AI بر بهره‌وری انرژی در مناطق توسعه‌یافته و مناطق کمبود انرژی قوی‌تر است و مدل اقتصاد سنجی فضایی Durbin نیز تأیید می‌کند که اثرات منطقه‌ای در این فرآیند مهم هستند (Li et al., 2025). فراتر از سطح شرکت و استان، اثرات AI در شهرها نیز اهمیت دارد. تحقیق اخیر در ۲۲۳ شهر چین نشان می‌دهد که AI می‌تواند عملکرد زیست‌محیطی انرژی شهری (EEP²) را بهبود بخشد. مکانیسم‌های اثرگذاری شامل ارتقاء ظرفیت نوآوری سبز شهری، بهبود سرمایه انسانی و بهینه‌سازی ساختار مصرف انرژی است. علاوه بر این، اثر AI در شهرهای شرقی، مناطق بزرگ شهری و شهرهای غیرمنبع‌محور برجسته‌تر بوده و آثار فضایی آن نشان می‌دهد که تأثیر AI می‌تواند به‌صورت جغرافیایی به شهرهای همسایه سرایت کند. جالب اینجاست که در این سطح، AI موجب اثر بازگشت انرژی نشده است، که نشان‌دهنده پتانسیل واقعی فناوری در بهبود عملکرد انرژی بدون تحریک مصرف اضافی است (Guo et al., 2025).

با وجود این، مصرف انرژی AI همچنان روند صعودی دارد و گسترش استفاده از AI در زمینه‌های مختلف اقتصادی، آموزشی و اجتماعی، به افزایش قابل توجه تقاضای برق مراکز داده و تولید کربن منجر می‌شود (Desislavov et al., 2023; Luo & Wang, 2025). این افزایش مصرف انرژی و آثار زیست‌محیطی مرتبط، ضرورت تحلیل دقیق و تجربی رابطه میان رشد AI و مصرف انرژی کل کشورها را

¹ Corporate Energy Consumption Intensity

² Energy Environmental Performance

آشکار می‌سازد، به ویژه برای کشورهایی مانند ایران که در آستانه توسعه زیرساخت‌های دیجیتال و فناوری‌های نوین قرار دارند. بنابراین شکاف تحقیقاتی مهمی وجود دارد. بیشتر پژوهش‌ها یا به تحلیل الگوریتمی و سخت‌افزاری AI پرداخته‌اند یا به آثار اجتماعی و اقتصادی آن توجه کرده‌اند، اما کمتر مطالعه‌ای با رویکرد مدل‌سازی تجربی، رابطه میان رشد فناوری AI و مصرف انرژی را در سطح کلان تحلیل کرده است. علاوه بر این، نقش سیاست‌های انرژی، بهره‌گیری از منابع تجدیدپذیر و بهینه‌سازی ساختار تولید و مصرف انرژی در چنین تحلیل‌هایی کمتر مورد توجه قرار گرفته است (Luo & Wang, 2025).

پژوهش حاضر با بهره‌گیری از مدل‌های لجستیک برای تحلیل روند رشد فناوری AI و مدل‌های سری زمانی ساختاری برای تحلیل تأثیر آن بر مصرف انرژی، تلاش می‌کند تا تصویری دقیق و کمی از این رابطه ارائه دهد و آموزه‌هایی برای سیاست‌گذاری انرژی و توسعه هوش مصنوعی در ایران استخراج کند. در این چارچوب، اهداف تحقیق عبارت‌اند از: (۱) مدل‌سازی روند تاریخی و آینده رشد فناوری AI با استفاده از تابع لجستیک مبتنی بر اختراعات ثبت‌شده مرتبط با این حوزه، (۲) تحلیل اثر این رشد بر مصرف انرژی کل اقتصاد آمریکا با بهره‌گیری از مدل سری زمانی ساختاری و (۳) استخراج آموزه‌هایی برای سیاست‌گذاری در ایران. وجه تمایز مطالعه حاضر، تأکید بر ساختار پویای رابطه متغیرها و امکان تفکیک مؤلفه‌های روند، فصلی و تصادفی در مصرف انرژی است.

ساختار مقاله به این ترتیب است: بخش دوم به مرور ادبیات نظری اختصاص دارد، بخش سوم داده‌ها و روش‌شناسی تحقیق را معرفی می‌کند، بخش چهارم یافته‌های تجربی را ارائه می‌دهد و در نهایت، بخش پنجم به نتیجه‌گیری و پیشنهاد‌های سیاستی می‌پردازد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

رابطه میان پیشرفت‌های فناورانه و مصرف انرژی از دیرباز در ادبیات اقتصادی و زیست‌محیطی مورد توجه قرار گرفته است. فناوری‌های نوین، از یک‌سو می‌توانند با بهینه‌سازی فرآیندهای تولید و مصرف، کارایی انرژی را افزایش داده و منجر به کاهش تقاضای انرژی شوند، و از سوی دیگر ممکن است با گسترش کاربردها، تقاضای جدیدی برای انرژی ایجاد کنند (York, 2006). از منظر نظری، چارچوب‌های متعددی برای توضیح رابطه فناوری و مصرف انرژی ارائه شده است. نظریه اثر بازگشتی (Rebound Effect) بیان می‌کند که بهبود کارایی انرژی همیشه منجر به کاهش تقاضای انرژی نمی‌شود، زیرا کاهش هزینه مصرف انرژی می‌تواند استفاده بیشتر را تحریک کند (Sorrell, 2009).

همچنین، مدل‌های رشد تکنولوژیک و نوآوری نشان می‌دهند که فناوری‌های نوظهور معمولاً مسیر رشد خود را بر اساس الگوی لجستیک طی می‌کنند؛ یعنی از مراحل معرفی و رشد شتابان تا اشباع (Grübler, 1990) این چارچوب‌ها امکان تحلیل تأثیرات فناورانه بر مصرف انرژی را فراهم می‌سازند.

فناوری هوش مصنوعی (AI) به‌عنوان یکی از فناوری‌های تحول‌آفرین قرن بیست‌ویکم، اثرات پیچیده و چندسویه‌ای بر الگوهای مصرف انرژی دارد. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، پردازش داده‌های عظیم و گسترش مراکز داده (Data Centers) که بخش عمده‌ای از مصرف برق را به خود اختصاص می‌دهند، نمونه‌هایی از تأثیرات مستقیم این فناوری بر مصرف انرژی هستند (IEA, 2022). در پژوهشی که به بررسی رابطه میان توسعه هوش مصنوعی و مصرف انرژی در سطح شرکت‌ها پرداخته است، نشان داده شد که رشد سریع AI با افزایش قابل توجهی در مصرف انرژی شرکت‌ها همراه است. با این حال، اثر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی به طور غیرخطی و تحت تأثیر سطح سرمایه انسانی (HC) تغییر می‌کند؛ به‌طوری که در سطوح پایین سرمایه انسانی، AI موجب افزایش چشمگیر مصرف انرژی می‌شود، اما پس از عبور از یک آستانه مشخص، این اثر کاهش یافته و حتی می‌تواند منجر به کاهش مصرف انرژی در بخش‌های آلاینده‌تر شود (Lee et al., 2025). از سوی دیگر، کاربردهای هوش مصنوعی در بهینه‌سازی شبکه‌های توزیع انرژی، مدیریت هوشمند ساختمان‌ها و حمل‌ونقل خودران، ظرفیت کاهش مصرف انرژی را نیز فراهم می‌کند (Rolnick et al., 2019). مطالعات اخیر نشان می‌دهد که فناوری هوش مصنوعی نقش مهمی در کاهش شدت مصرف انرژی در صنایع تولیدی ایفا می‌کند، به‌ویژه در کشورهای با درآمد متوسط و اقتصادهای نوظهور که کاهش قابل توجهی در شدت انرژی مشاهده شده است (Zhong, 2024). این پژوهش با استفاده از تحلیل داده‌های بین‌المللی و روش متغیر ابزاری بارتیک، تأثیر مثبت هوش مصنوعی در بهبود کارایی انرژی از طریق پیشرفت‌های تکنولوژیکی و انتشار کاربردهای نوین را تأیید می‌کند. با این حال، نتایج در کشورهای پیشرفته و اقتصادهای با درآمد بالا، مانند اعضای گروه هفت و اتحادیه اروپا، تفاوت معنی‌داری نشان نمی‌دهد که نشان‌دهنده پیچیدگی و تفاوت‌های زمینه‌ای در تأثیر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی است.

در یک مطالعه جدید توسط (Yang, 2025) هوش مصنوعی (AI) به‌عنوان محرک توسعه در جوامع مدرن شناخته می‌شود، اما تأثیر آن بر رشد سبز در زمینه پیچیده ریسک‌های ژئوپلیتیکی همراه با عدم قطعیت است. پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که رابطه AI با رشد سبز شکل «U» دارد؛ به‌طوری که در مراحل اولیه ممکن است رشد سبز را کاهش دهد اما در بلندمدت آن را تقویت می‌کند. علاوه بر این، ریسک

ژئوپلیتیکی اثر منفی بر رشد سبز دارد، اما این اثر با توسعه مالی سبز و فناوری‌های انرژی قابل تعدیل است. استفاده از روش‌های اقتصادسنجی پیشرفته نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاری در AI، فناوری انرژی و مالیه سبز می‌تواند مسیر رشد سبز را هموار کند. این یافته‌ها اهمیت تلفیق فناوری‌های نوین با سیاست‌های توسعه پایدار و کاهش ریسک‌های محیطی و ژئوپلیتیکی را برجسته می‌سازد.

در سطح داخلی، مطالعات اندکی به بررسی رابطه فناوری و انرژی پرداخته‌اند. برای مثال، احمدی و همکاران (۲۰۲۴) در مطالعه‌ای بر صنایع ایران نشان دادند که به‌کارگیری فناوری‌های نوین تولیدی منجر به کاهش شدت انرژی شده است، هرچند اثر بازگشتی در برخی بخش‌ها همچنان وجود دارد. همچنین اکبرنیا و همکاران (۲۰۲۲) نشان دادند که استفاده از فناوری‌های دیجیتال می‌تواند مصرف سوخت را کاهش دهد، اما در صورت نبود زیرساخت مناسب، ممکن است آثار معکوس نیز مشاهده شود. با توجه به ماهیت دوگانه اثر فناوری‌های دیجیتال - به‌ویژه هوش مصنوعی - بر مصرف انرژی، تحلیل‌های مبتنی بر داده‌های تجربی و مدل‌سازی‌های بلندمدت برای ارزیابی خالص این تأثیرات ضروری است. نظریه‌های رشد فناورانه مبتنی بر منحنی لجستیک نیز بیان می‌کنند که فناوری‌ها در مسیر رشد خود، از مراحل اولیه، شتاب‌گیر و نهایتاً اشباع عبور می‌کنند (Grübler, 1990). این الگو در تحلیل روند ثبت اختراعات نیز قابل مشاهده است، به‌ویژه زمانی که از آن به‌عنوان شاخصی جایگزین برای توسعه فناوری بهره‌گیری می‌شود. پژوهشگران نشان داده‌اند که بسیاری از فناوری‌های نوظهور، از جمله انرژی‌های تجدیدپذیر، فناوری‌های دیجیتال و هوش مصنوعی، از همین الگو پیروی می‌کنند (Wilson, 2012). استفاده از تابع لجستیک به سیاست‌گذاران این امکان را می‌دهد که مسیر احتمالی توسعه فناوری‌ها را پیش‌بینی کرده و زمان ورود به مرحله اشباع را برای طراحی سیاست‌های حمایتی یا مداخله‌ای شناسایی کنند.

در زمینه رابطه فناوری و مصرف انرژی نیز مدل لجستیک ابزاری ارزشمند برای تحلیل تأثیرات بلندمدت نوآوری‌ها بر تقاضای انرژی است. به‌طور مثال، در مراحل اولیه توسعه، فناوری‌های دیجیتال و هوش مصنوعی ممکن است مصرف انرژی را به دلیل نیاز به زیرساخت‌های پردازشی و مراکز داده افزایش دهند، اما با گذار به مرحله بلوغ و اشباع، این فناوری‌ها از طریق بهبود کارایی انرژی و کاهش شدت مصرف، اثر کاهنده‌ای بر مصرف انرژی برجای می‌گذارند (Marchetti & Nakicenovic, 1979). به همین دلیل، مدل‌های لجستیک نه تنها روند پذیرش فناوری را توضیح می‌دهند، بلکه ابزاری برای درک ماهیت دوگانه اثر فناوری‌ها بر مصرف انرژی نیز فراهم می‌آورند. این موضوع در طراحی سیاست‌های انرژی و

محیط زیست اهمیت زیادی دارد، زیرا نشان می‌دهد که آثار فناوری در طول چرخه عمر آن متغیر بوده و نیازمند مداخلات سیاستی متفاوت در هر مرحله است.

ثبت اختراعات در حوزه هوش مصنوعی می‌تواند به عنوان نشانه‌ای از رشد این فناوری و اشاعه آن در اقتصاد باشد، و بررسی هم‌زمان آن با داده‌های مصرف انرژی، امکان تحلیل تعامل پویا میان این دو پدیده را فراهم می‌سازد. با توجه به مرور مبانی نظری و شواهد تجربی موجود، یکی از کاستی‌های ادبیات این حوزه، کمبود مطالعاتی است که به صورت هم‌زمان و نظام‌مند، روند رشد فناوری هوش مصنوعی را با الگوهای مصرف انرژی در مقیاس ملی و بخشی پیوند دهد. بخش عمده پژوهش‌ها یا صرفاً بر آثار فناورانه AI بر کارایی انرژی متمرکز بوده‌اند یا به جنبه‌های منفی مصرف انرژی ناشی از زیرساخت‌های دیجیتال پرداخته‌اند، بدون آنکه چرخه کامل رشد و اشباع فناوری و پیامدهای آن را لحاظ کنند.

پژوهش حاضر با بهره‌گیری از مدل لجستیک برای ردیابی مسیر رشد اختراعات AI و ترکیب آن با مدل‌سازی تقاضای انرژی، رویکردی نوین ارائه می‌کند. که هم شکاف نظری در پیوند دو حوزه را پر می‌کند و هم امکان ارائه توصیه‌های سیاستی بومی‌سازی شده برای ایران را فراهم می‌آورد. این تلفیق تحلیلی، علاوه بر برجسته‌سازی ماهیت دوگانه اثرات AI، مسیر شفاف‌تری برای طراحی سیاست‌های کنترل مصرف انرژی در فرآیند توسعه این فناوری ارائه می‌دهد.

روش‌شناسی

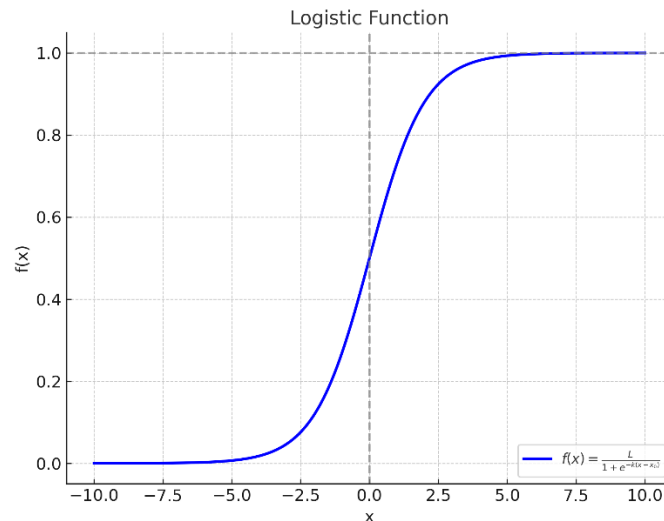
روش تحقیق این مطالعه شامل سه مرحله اصلی است. در مرحله اول، شاخص هوش مصنوعی با استفاده از مدل تابع لجستیک برآورد شده و روند توسعه آن تا سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی می‌شود. این مدل به دلیل ویژگی‌های مناسب خود در تحلیل رشد فناوری انتخاب شده است. در مرحله دوم، تابع تقاضای انرژی بر اساس مدل اقتصادسنجی سری زمانی ساختاری تخمین زده می‌شود که در آن، هوش مصنوعی به عنوان متغیر مستقل لحاظ شده است. هدف از این مرحله بررسی اثرات احتمالی هوش مصنوعی بر تقاضای انرژی است. در مرحله سوم، با استفاده از داده‌های پیش‌بینی شده، اثر هوش مصنوعی بر کاهش مصرف انرژی تحلیل و برآورد می‌شود. این فرآیند به دلیل محدودیت داده برای کشور آمریکا انجام شده و سپس نتایج آن برای شرایط اقتصاد ایران تطبیق داده می‌شود. داده‌های مربوط به هوش مصنوعی از سایت رسمی اداره ثبت اختراعات و علائم تجاری ایالات متحده که داده‌ها و اطلاعات ثبت اختراع در آمریکا را جمع‌آوری می‌کند اخذ شده است.

تابع لجستیک

توابع لجستیک اغلب برای مدل‌سازی روند زمانی داده‌های دیجیتال استفاده می‌شوند. این امر به این دلیل است که پذیرش فناوری‌های جدید معمولاً از یک منحنی S شکل پیروی می‌کند؛ به این صورت که ابتدا به کندی آغاز می‌شود، در مرحله رشد به سرعت شتاب می‌گیرد و در نهایت با اشباع بازار به حالت تثبیت می‌رسد. برای مثال، وانگلیمپارات (۲۰۱۶) مسیرهای منحنی S در نوآوری‌های پول الکترونیکی را مورد بررسی قرار داده است. او توسعه کارت‌های خودپرداز/نقدی، کارت‌های اعتباری، انتقال الکترونیکی وجوه در نقطه فروش (EFTPOS) کارت‌های بدهی، کارت‌های هوشمند و بیت‌کوین را بررسی کرده و نشان داده است که مسیرهای منحنی S در نوآوری‌های پول الکترونیکی حاکی از گذار از یک اقتصاد مبتنی بر پول نقد به جامعه‌ای با وابستگی کمتر به پول نقد است.

تابع لجستیک یک تابع ریاضی است مانند شکل ۱ که اغلب برای مدل‌سازی فرآیندهایی که دارای رشد محدود هستند، استفاده می‌شود. این تابع معمولاً به شکل یک منحنی S شکل (سیگموئید) است که در ابتدا با یک رشد کند شروع می‌شود، سپس در یک بازه زمانی مشخص شتاب می‌گیرد و در نهایت با نزدیک شدن به یک مقدار حداکثر (اشباع)، دوباره روند رشد آن کاهش می‌یابد. رایج‌ترین فرم تابع لجستیک به صورت معادله ۱ است که شکل آن نیز نمایش داده شده است.

$$f(x) = \frac{L}{1 + e^{-k(x-x_0)}} \quad (1)$$

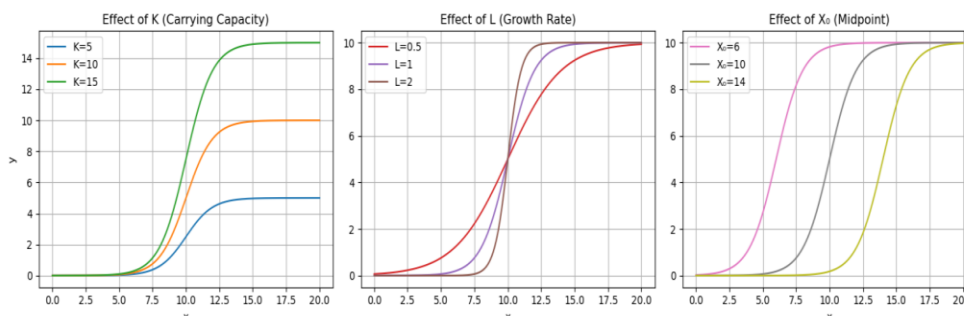


شکل ۱: شکل کلی مدل لجستیک

که در آن:

L مقدار حد بالایی یا اشباع، حداکثر مقداری که تابع به آن میل می‌کند. این مقدار نشان‌دهنده ظرفیت پذیرش یا سطح اشباع است. وقتی x به سمت بی‌نهایت میل می‌کند، $f(x)$ به L نزدیک می‌شود. این پارامتر نمایانگر بیشترین مقداری است که متغیر وابسته می‌تواند به آن برسد. پارامتر L در تابع لجستیک نمایانگر حد بالا یا بیشترین مقداری است که تابع می‌تواند به آن برسد و معمولاً به عنوان ظرفیت پذیرش یا سطح اشباع تفسیر می‌شود. شکل ۲ نشان می‌دهد که چگونه مقادیر مختلف L بر شکل تابع لجستیک تأثیر می‌گذارند. شما می‌توانید ببینید که مقدار بالاتر L نشان‌دهنده سطح اشباع بیشتر برای تابع لجستیک است. k نرخ رشد (پارامتری که سرعت رشد را تعیین می‌کند). این پارامتر تعیین می‌کند که منحنی چقدر سریع از فاز رشد نمایی اولیه به فاز اشباع انتقال می‌یابد. k کنترل‌کننده شیب منحنی است. مقادیر بزرگ‌تر k نشان‌دهنده رشد سریع‌تر و انتقالات تیزتر می‌باشند. افزایش k باعث شیب‌دارتر شدن منحنی لجستیک در اطراف نقطه میانه x_0 می‌شود (شکل ۲). مقدار کوچک‌تر k منجر به افزایش تدریجی‌تر می‌شود، در حالی که مقدار بزرگ‌تر k باعث افزایش تندتر می‌شود. نرخ رشد تابع لجستیک را به سمت حداکثر L کنترل می‌کند. x_0 مقدار x که در آن تابع به نقطه میانی رشد خود می‌رسد. مقدار x که در آن رشد در نقطه میانه بین حداکثر و حداقل خود قرار دارد. این معمولاً به عنوان نقطه میانه منحنی سیگموئید شناخته می‌شود x_0 نمایانگر نقطه‌ای است که در آن نرخ رشد نصف حداکثر خود است. این پارامتر موقعیت روی محور x را

تعیین می‌کند که در آن انتقال رخ می‌دهد. جابجایی x_0 به سمت چپ (مقادیر منفی) منحنی را به سمت چپ محور x جابجا می‌کند (شکل ۲). جابجایی x_0 به سمت راست (مقادیر مثبت) منحنی را به سمت راست محور x جابجا می‌کند x_0 . بر روی حداکثر مقدار L یا نرخ رشد k تأثیر نمی‌گذارد، اما مکان انتقال منحنی را تحت تأثیر قرار می‌دهد.



شکل ۲: تابع لجستیک با نقطه میانی متفاوت، سطح اشباع متفاوت و نرخ رشد متفاوت از راست به چپ

مدل سری زمانی ساختاری برای برآورد تابع تقاضای انرژی

برای برآورد تابع تقاضای انرژی از مدل سری زمانی ساختاری استفاده می‌شود. که روند ضمنی در رگرسیون‌های سری زمانی گنجانده می‌شود (Harvey, 1990; Karimi et al., 2024). برای این منظور از مدل‌های سری زمانی ساختاری استفاده می‌شود که از یک روند ضمنی، یک چرخه زیربنایی و یک جزء نامنظم تشکیل شده است. مدل مورد استفاده در این مطالعه شامل یک مدل رگرسیون سری زمانی ساختاری است که اجازه می‌دهد روند ضمنی به طور تصادفی تغییر کند. به طور کلی می‌توان این مدل‌ها را به صورت زیر نشان داد:

$$Q_t = \mu_t + X_t' \delta + \varepsilon_t$$

که در آن Q_t متغیر وابسته است، μ_t روند ضمنی است و X_t بردار متغیرهای توضیحی، δ پارامترهای ناشناخته، و ε_t باقیمانده تصادفی است که فرض می‌شود نوفه سفید باشد $\varepsilon_t \approx NID(0, \sigma_\varepsilon^2)$. فرض بر این است که روند ضمنی شامل فرآیندهای تصادفی زیر است:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \xi_t$$

که در آن η_t و ξ_t نوفه سفید هستند. معادلات فوق سطح و شیب روند ضمنی را نشان می‌دهند. می‌توان آن را به صورت زیر توضیح داد: روند در یک دوره t برابر است با روند دوره قبل $t-1$ به اضافه یک رشد زمینه‌ای β_{t-1} و سایر عوامل غیر قابل پیش بینی η_t . رشد زمینه‌ای، β_{t-1} ، نشان دهنده شیبی است که در طول زمان تغییر می‌کند. σ_η^2 معرف واریانس η و σ_ξ^2 معرف واریانس ξ که واریانس‌های هایپرپارامتر نامیده می‌شوند و نقش مهمی در آشکار کردن ماهیت روند دارند. اگر این دو واریانس صفر باشند، مدل رگرسیونی فوق‌الذکر به یک مدل رگرسیونی ساده با روند خطی مشخص تبدیل می‌شود. بسته به صفر بودن یا نبودن هایپرپارامترها در فرآیندهای فوق و داشتن سطح و شیب، انواع مختلفی از مدل‌های رگرسیونی بوجود می‌آید که در زیر توضیح داده شده است:

حالت اول: در این حالت $\sigma_\eta^2 = 0$ و $\sigma_\xi^2 = 0$ به این معناست که روند ضمنی دارای سطح و شیب ثابت است.

حالت دوم: در این حالت $\sigma_\eta^2 = 0$ و $\sigma_\xi^2 \neq 0$ یعنی روند ضمنی دارای سطح ثابت و شیب تصادفی است.

حالت سوم: در این حالت $\sigma_\eta^2 \neq 0$ و $\sigma_\xi^2 = 0$ یعنی روند ضمنی دارای سطح تصادفی و شیب ثابت است.

حالت چهارم: در این حالت $\sigma_\eta^2 \neq 0$ و $\sigma_\xi^2 \neq 0$ یعنی روند ضمنی دارای سطح و شیب تصادفی است. عمومی‌ترین نوع مدل وقتی است که سطح و شیب هر دو تصادفی باشند (Harvey, 1990) یعنی حالت چهارم. این نوع مدل‌های سری زمانی ساختاری را مدل روند خطی محلی می‌نامند.

با توجه به اینکه مدل پیشنهادی یک سری زمانی ساختاری است و از یک روند ضمنی تشکیل شده است، پارامترهای آن را نمی‌توان با استفاده از روش حداقل مربعات معمولی تخمین زد. با این حال، اگر معادله رگرسیون در مدل حالت فضا به صورت دو معادله مجزای حالت و مشاهده بازنویسی شوند، الگوریتم فیلتر کالمن می‌تواند مجموعه‌ای از معادلات بازگشتی را با استفاده از روش حداکثر راست‌نمایی تولید کند. با در دست داشتن این پارامترها می‌توان از فیلتر کالمن برای تخمین سطح روند و شیب به روش مورد نظر

هاروی و کوپمن (۱۹۹۲) استفاده کرد، بسته به اینکه آیا هایپرپارامترها تصادفی هستند یا نه، ماهیت روند متفاوت خواهد بود.

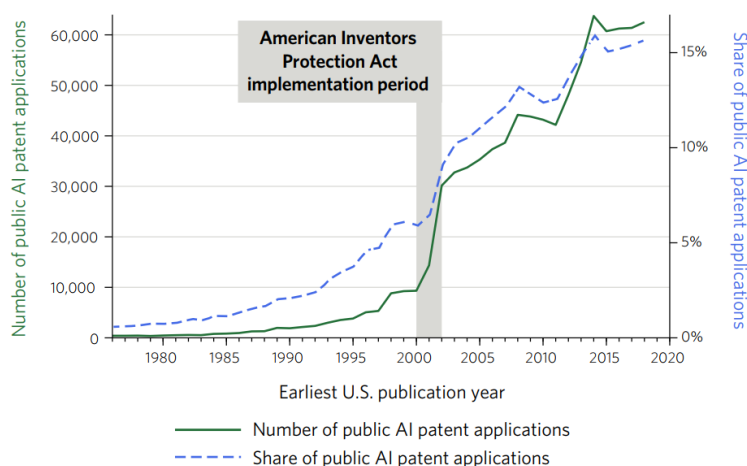
داده‌ها

مهمترین داده در این تحقیق داده‌های مربوط به هوش مصنوعی است. در این تحقیق از دو متغیر به عنوان پراکسی پیشرفت هوش مصنوعی استفاده شده است.

۱. تعداد ثبت اختراع مرتبط با هوش مصنوعی.

۲. سهم ثبت اختراع مربوط به هوش مصنوعی از کل ثبت اختراع در سال.

نشانه‌ای مهم از ارزشمند بودن یک فناوری نوظهور، افزایش تعداد درخواست‌های ثبت اختراع در آن حوزه است. این درخواست‌ها نشان‌دهنده انتظارات و تصمیمات سرمایه‌گذاران و نوآوران هستند که قصد دارند از آن فناوری استفاده کرده یا آن را توسعه دهند. فناوری‌های هوش مصنوعی نیز چنین الگویی از خود نشان داده‌اند. از سال ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۸، هم تعداد و هم سهم درخواست‌های پتنت مربوط به هوش مصنوعی در میان کل درخواست‌های پتنت عمومی رشد قابل توجهی داشته‌اند. در این دوره ۱۶ ساله، تعداد سالانه پتنت‌های هوش مصنوعی بیش از دو برابر شده و از حدود ۳۰ هزار به بیش از ۶۰ هزار مورد رسیده است. حتی با در نظر گرفتن افزایش کلی در تعداد کل پتنت‌ها، سهم پتنت‌های هوش مصنوعی نیز از ۹ درصد در سال ۲۰۰۲ به حدود ۱۶ درصد در سال ۲۰۱۸ افزایش یافته است (نمودار ۳)، که نشان‌دهنده رشد واقعی توجه به این حوزه است. البته، صرف تعداد پتنت‌ها نوع فناوری هوش مصنوعی به کار رفته را مشخص نمی‌کند؛ چرا که برخی پتنت‌ها می‌توانند در چند زیرشاخه از فناوری‌های هوش مصنوعی دسته‌بندی شوند، مانند یادگیری ماشین و سخت‌افزارهای مخصوص هوش مصنوعی (Inventing AI, USPTO, 2020, p.5).



شکل ۳: تعداد و سهم سالانه درخواست‌های ثبت اختراع مرتبط با هوش مصنوعی

Source: United States Patent and Trademark Office, 2025

داده‌های دیگر که در تابع تقاضای انرژی استفاده می‌شود عبارتند از رشد مصرف انرژی که از سایت U.S. Energy Information Administration اخذ شده است. این متغیر به عنوان متغیر وابسته در تابع تقاضای انرژی استفاده خواهد شد. اولین متغیر مستقل رشد اقتصادی آمریکا است که از سایت بانک جهانی اخذ شده است. دومین متغیر تابع تقاضای انرژی قیمت است که قیمت نفت خام در نظر گرفته شد چون ۹۰ درصد انرژی تولید شده در آمریکا از منابع فسیلی به ویژه نفت خام است. این داده نیز از سایت U.S. Energy Information Administration اخذ شده است. متغیر مستقل سوم که شاخص هوش مصنوعی است مفصل در قسمت قبل توضیح داده شد. دوره زمانی داده‌ها از سال ۱۹۷۶ تا ۲۰۱۸ می‌باشد. دلیل انتخاب سال ۲۰۱۸ دسترسی به داده‌های ثبت اختراع در سایت USPTO¹ است.

نتایج

تخمین تابع لجستیک و پیش‌بینی هوش مصنوعی وقتی پراکسی برای هوش مصنوعی تعداد ثبت اختراع در زمینه هوش مصنوعی

¹United States Patent and Trademark Office, 2025

در این بخش، برای مدل‌سازی روند رشد فناوری هوش مصنوعی، از تعداد ثبت اختراع‌های مرتبط با هوش مصنوعی در آمریکا به عنوان یک متغیر پراکسی استفاده شده است؛ زیرا داده‌های دقیق و مجزای سری‌زمانی برای خود فناوری هوش مصنوعی در دسترس نیست. این داده‌ها از وب‌سایت رسمی اداره ثبت اختراعات و علائم تجاری ایالات متحده (USPTO) به آدرس <https://www.uspto.gov/economics> استخراج شده‌اند و بازه زمانی آن‌ها از سال ۱۹۷۶ تا ۲۰۱۸ را پوشش می‌دهد. استفاده از ثبت اختراع به عنوان شاخصی نمایانگر توسعه و گسترش فناوری‌های نوین، روشی متداول در مطالعات اقتصاد فناوری و نوآوری است و به خوبی می‌تواند روند کلی پیشرفت فناوری را نشان دهد. بنابراین، این داده‌ها به عنوان نماینده‌ای مناسب برای بررسی و پیش‌بینی رشد فناوری هوش مصنوعی در این تحقیق انتخاب شده‌اند.

با استفاده از مدل تابع لجستیک و با فرض ثابت بودن نقطه میانی در سال ۲۰۲۴، پارامترهای این تابع برآورد شدند تا روند رشد تعداد اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی در آمریکا را به صورت دقیق‌تری توصیف کنند (شکل ۶). پارامترهای تابع لجستیک با استفاده از روش کمترین مربعات غیرخطی (Nonlinear Least Squares) و به کمک تابع `curve_fit` از کتابخانه `scipy` در پایتون تخمین زده شده‌اند. این روش به گونه‌ای عمل می‌کند که اختلاف بین مقادیر واقعی داده‌ها و مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل حداقل شود، یعنی مجموع مربعات خطاها به حداقل برسد. با این کار، بهترین مقادیر پارامترهای اشباع (L) و نرخ رشد (k) پیدا می‌شود که مدل لجستیک را به شکل دقیق‌تری به داده‌های مشاهده شده می‌چسباند. ثابت نگه داشتن نقطه میانی ($t_0=2024$) در این فرایند باعث ساده‌تر شدن تخمین و جلوگیری از هم‌پوشانی پارامترها شده است.

پارامتر اول، که با نماد L نمایش داده می‌شود، نشان‌دهنده سطح اشباع یا بیشترین مقدار ممکن تعداد اختراعات در طول زمان است. مقدار برآورد شده برای این پارامتر برابر با ۲۰۷۴۸۲.۵۹ است (شکل ۶)؛ به این معنا که پیش‌بینی می‌شود در بلندمدت، تعداد اختراعات هوش مصنوعی در آمریکا به حدود دویست هفت هزار ثبت اختراع سالانه برسد و پس از آن دیگر رشدی نخواهد داشت یا رشد به حداقل خواهد رسید. این سطح اشباع بیانگر محدودیت‌های طبیعی و اقتصادی است که ممکن است باعث شود تعداد اختراعات به سقف مشخصی برسد، مانند تکامل فناوری، بازارهای اشباع شده یا تغییرات سیاست‌های حمایتی.

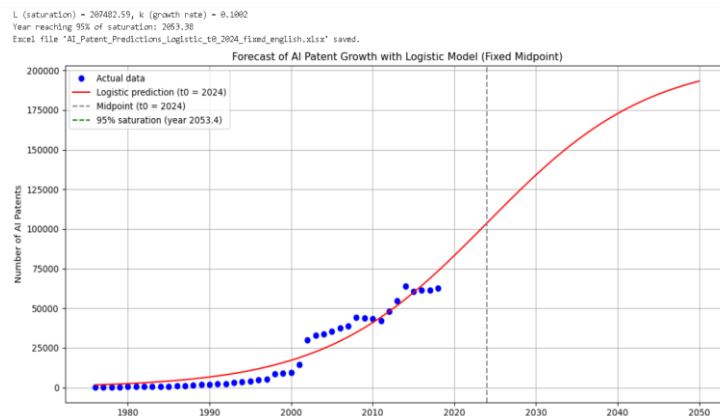
پارامتر دوم، نرخ رشد k ، مقدار ۰.۱۰۰۲ را به خود اختصاص داده است (شکل ۶). این پارامتر نشان‌دهنده سرعت رشد تعداد اختراعات طی سال‌های گذشته و همچنین پیش‌بینی آینده است. مقدار نسبتاً بالای این

نرخ رشد بیانگر آن است که روند ثبت اختراعات هوش مصنوعی در این بازه زمانی با سرعت قابل توجهی افزایش یافته است و این روند پرشتاب همچنان ادامه خواهد داشت. در واقع، k شدت شیب منحنی لجستیک را تعیین می‌کند.

با توجه به اینکه نقطه میانی در این مدل به صورت ثابت و برابر با سال ۲۰۲۴ در نظر گرفته شده است، این سال به عنوان زمانی تلقی می‌شود که تعداد اختراعات به حدود نیمی از ظرفیت نهایی خود رسیده است. به عبارت دیگر، در سال ۲۰۲۴ انتظار می‌رود حدود ۱۰۳۷۴۱ ثبت اختراع هوش مصنوعی صورت گیرد که نیمی از سقف پیش‌بینی شده برای تعداد اختراعات است. این نقطه میانی معمولاً به عنوان زمانی کلیدی در رشد توصیف می‌شود؛ چون پیش از آن رشد به صورت صعودی و شتاب‌دار بوده و پس از آن سرعت رشد به تدریج کند می‌شود و به سمت اشباع حرکت می‌کند.

همچنین بر اساس این مدل، پیش‌بینی شده است که تعداد اختراعات در سال ۲۰۵۳ به حدود ۹۵ درصد از ظرفیت اشباع خود برسد (شکل ۴)؛ یعنی حدود ۱۹۷ هزار ثبت اختراع در سال. این مرحله را می‌توان به نوعی نشان‌دهنده بلوغ فناوری و کاهش قابل توجه نرخ رشد اختراعات دانست. در این بازه زمانی، فناوری هوش مصنوعی به سطحی از توسعه و کاربرد رسیده که فرصت‌های نوآوری جدید نسبت به گذشته کمتر می‌شود و بازار اشباع می‌گردد. بنابراین، رشد سریع اولیه به مرحله‌ای از ثبات و کم شدن شیب تبدیل می‌شود.

به طور کلی، این نتایج حاکی از آن است که روند رشد اختراعات هوش مصنوعی در آمریکا طی چند دهه گذشته بسیار چشمگیر و سریع بوده و انتظار می‌رود این روند تا اواسط قرن بیست و یکم ادامه داشته باشد. با این حال، پس از آن رشد به آرامی کاهش خواهد یافت و تعداد اختراعات به سمت یک وضعیت پایدار و اشباع شده حرکت خواهد کرد. این رفتار کاملاً مطابق با ماهیت رشد‌های نوآوری در فناوری‌های پیشرفته است که با یک شروع آهسته، یک دوره رشد انفجاری و در نهایت یک فاز بلوغ مشخص می‌شود. نکته مهم این است که مدل لجستیک به خوبی داده‌های واقعی ثبت اختراعات بین سال‌های ۱۹۷۶ تا ۲۰۱۸ را پوشش می‌دهد و توانسته است با دقت قابل قبولی روند رشد را پیش‌بینی کند. این موضوع اعتبار مدل را بالا می‌برد و نشان می‌دهد که می‌توان از این مدل برای برنامه‌ریزی‌های بلندمدت و تحلیل‌های استراتژیک در حوزه فناوری و نوآوری استفاده کرد. به عنوان مثال، سیاست‌گذاران، شرکت‌ها و پژوهشگران می‌توانند با استفاده از این مدل به پیش‌بینی دوره‌های اشباع و فرصت‌های رشد آینده دست یابند و منابع خود را بهتر مدیریت کنند.



شکل ۴: برآورد تابع لجستیک (تعداد ثبت اختراع هوش مصنوعی)

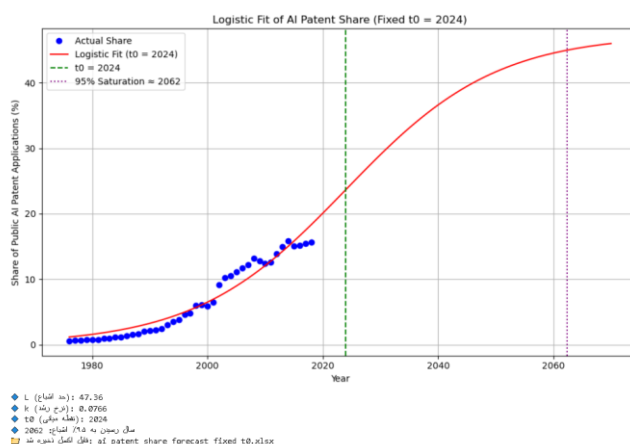
تخمین تابع لجستیک و پیش بینی هوش مصنوعی وقتی پراکسی برای هوش مصنوعی سهم ثبت اختراع در زمینه هوش مصنوعی از کل ثبت اختراع است

در مرحله قبل، تعداد کل ثبت اختراعات در حوزه هوش مصنوعی به عنوان نماینده (پراکسی) میزان رشد این فناوری در نظر گرفته شده بود. اما این متغیر تحت تأثیر رشد عمومی تعداد ثبت اختراعات در همه حوزه‌ها قرار دارد. برای دقت بیشتر، در این مرحله نسبت یا سهم اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات عمومی به عنوان متغیر هدف در نظر گرفته شده است، که معیار دقیق‌تری از گسترش نسبی هوش مصنوعی در سیستم ثبت اختراع آمریکا محسوب می‌شود.

در این بخش، سهم ثبت اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات عمومی در بازه زمانی ۱۹۷۶ تا ۲۰۱۸ به عنوان یک شاخص پراکسی برای پیشرفت و نفوذ فناوری هوش مصنوعی بررسی شده است. با استفاده از مدل تابع لجستیک و براساس داده‌های موجود، پارامترهای مدل تخمین زده شدند که نتایج آنها در نمودار ۵ ارائه شده است.

حد اشباع (L) سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی برابر با ۴۷.۳۶ درصد برآورد شده است. این مقدار بیانگر حداکثر سهمی است که انتظار می‌رود هوش مصنوعی در آینده نزدیک از کل ثبت اختراعات عمومی به دست آورد. همچنین نرخ رشد (k) این سهم برابر با ۰.۰۷۶۶ است که نشان‌دهنده یک روند رشد پیوسته و نسبتاً ملایم در طول زمان می‌باشد. نقطه میانی رشد سهم (t0) نیز در سال ۲۰۲۴ تخمین زده شده است؛ به عبارت دیگر، در این سال سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی به حدود ۲۳.۷ درصد می‌رسد و روند رشد سهم پس از این سال وارد فاز شتاب بیشتری خواهد شد.

پیش‌بینی مدل نشان می‌دهد که سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی به تدریج تا سال ۲۰۶۲ به حدود ۹۵٪ حد اشباع خود یعنی تقریباً ۴۵ درصد خواهد رسید و پس از آن رشد قابل ملاحظه‌ای نخواهد داشت. این روند نمایانگر آن است که فناوری هوش مصنوعی طی چند دهه آینده به مرحله بلوغ و اشباع در حوزه نوآوری‌های ثبت شده خواهد رسید و سهم قابل توجهی از نوآوری‌های فناوری را به خود اختصاص خواهد داد. بنابراین، نتایج حاکی از آن است که هوش مصنوعی نه تنها به عنوان یک فناوری نوظهور بلکه به عنوان یک حوزه کلیدی و تاثیرگذار در نوآوری‌های جهانی به تدریج در حال تثبیت جایگاه خود است. روند رشد سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی یک مسیر پیوسته و رو به افزایش را نشان می‌دهد که پس از سال ۲۰۲۴ سرعت آن افزوده خواهد شد و در افق سال‌های میانی قرن حاضر، به مرحله اشباع می‌رسد.



شکل ۵: پیش‌بینی هوش مصنوعی (نسبت یا سهم اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات عمومی)

تحلیل حساسیت برای نقطه میانی تابع لجستیک

برای پیدا کردن نقطه میانی بهینه برای تابع لجستیک برآورد را در دو سال یهنی سال ۲۰۲۲ و ۲۰۲۴ انجام شده است (جدول ۱). تحلیل حساسیت انجام شده، تأثیر تغییر سال نقطه میانی (t_0) بر برآورد پارامترهای مدل لجستیک مورد بررسی قرار گرفت. در حالت نخست، با در نظر گرفتن $t_0=2024$ ، مقدار ظرفیت نهایی (K) برابر با ۰.۱۲۲ و نرخ رشد (r) معادل ۰.۱۱۵ برآورد شد. این سناریو از دقت برازش بسیار بالایی برخوردار است؛ به‌طوری که مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) تنها ۹۰۰ و ضریب تعیین (R^2) برابر با ۰.۹۹۵ به‌دست آمده است که نشان‌دهنده انطباق بسیار قوی مدل با داده‌های واقعی است. این ویژگی‌ها بیانگر توانایی بالای مدل در پیش‌بینی روند آتی بر اساس این پارامترها می‌باشد. در سناریوی

دوم، که سال نقطه میانی به $t_0=2022$ تغییر داده شد، مقدار K به ۰.۱۲۸ افزایش یافت، اما نرخ رشد (r) کاهش محسوسی به ۰.۱۰۵ پیدا کرد. علاوه بر این، شاخص‌های برآزش در این حالت تضعیف شدند؛ به گونه‌ای که مقدار RMSE به ۱۳۵۰ افزایش و ضریب تعیین به ۰.۹۹۱ کاهش یافت. هرچند این مقادیر همچنان نشان‌دهنده برآزش نسبتاً مناسب هستند، اما افت دقت نسبت به سناریوی اول مشهود است. بنابراین، بر اساس نتایج حاصل، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از سال ۲۰۲۴ به عنوان نقطه میانی، به دلیل حفظ نرخ رشد بالاتر، ظرفیت نهایی منطقی‌تر، و شاخص‌های برآزش قوی‌تر، گزینه بهینه‌تری برای مدل‌سازی محسوب می‌شود.

جدول (۱): نتایج تحلیل حساسیت نقطه میانی

t_0		K	r	RMSE	R ²
۲۰۲۰		۱۲۲۰۰۰	۰.۱۱۵	۹۰۰	۰.۹۹۵
۲۰۲۲		۱۲۸۰۰۰	۰.۱۰۵	۱۳۵۰	۰.۹۹۱

برآورد تابع تقاضای انرژی به روش سری زمانی ساختاری (سهم ثبت اختراع پراکسی هوش مصنوعی)

مدل سری زمانی ساختاری برای برآورد تابع تقاضای انرژی به صورت زیر تعریف شده است:

$$\ln(E_t) = \mu_t + \beta_1 \ln(GDP_t) + \beta_2 \ln(PE_t) + \beta_3 \ln(AI_t) + \beta_4 \ln(TFP_t) + \varepsilon_t$$

این مدل، یک مدل تقاضای انرژی در قالب سری زمانی ساختاری است که برای بررسی و تحلیل پویای مصرف انرژی در طول زمان طراحی شده است. در چارچوب سری زمانی ساختاری، به جای بررسی روابط ایستا یا صرفاً آماری، سعی می‌شود تغییرات متغیرها در طول زمان با در نظر گرفتن ساختار اقتصادی و فناورانه تبیین شود. در این مدل، فرض بر آن است که ضرایب مدل و همچنین متغیرهای مؤثر بر مصرف انرژی ممکن است خود تحت تأثیر روندهای بلندمدت، شوک‌های موقتی یا تغییرات ساختاری قرار گیرند. به همین دلیل، از روش‌هایی استفاده می‌شود که امکان مدل‌سازی پویایی و انعطاف‌پذیری بیشتری در برابر نوسانات اقتصادی و فناورانه فراهم می‌کنند.

در این معادله، مصرف انرژی به صورت رشد مدل شده و به عنوان تابعی از تولید ناخالص داخلی، قیمت انرژی، شاخص هوش مصنوعی و بهره‌وری کل عوامل تولید بیان شده است. استفاده از فرم رشد نه تنها به هموارسازی نوسانات داده‌ها کمک می‌کند، بلکه تفسیر مشکل مانایی نیز برطرف می‌شود. این ویژگی برای تحلیل سیاست‌گذاری‌های بلندمدت بسیار مهم است، زیرا می‌توان اثر نسبی هر عامل بر مصرف انرژی را به صورت مستقیم برآورد کرد. به‌ویژه، وارد کردن متغیر شاخص هوش مصنوعی در این مدل ساختاری، نوآوری مهمی به حساب می‌آید که امکان ارزیابی اثرات غیرمستقیم تحولات فناورانه بر مصرف انرژی را

فراهم می‌سازد. از آنجا که این مدل ساختاری است، پویایی‌های میان متغیرها در طول زمان و نیز امکان تحلیل سناریوهای پیش‌بینی برای آینده، در آن لحاظ شده است.

در این رابطه، متغیر وابسته رشد مصرف انرژی در زمان t است که به عنوان نماینده‌ای از میزان تقاضا برای انرژی در یک اقتصاد در نظر گرفته می‌شود. این تقاضا تحت تأثیر چند عامل مهم قرار دارد که هر یک از آن‌ها در قالب متغیرهای مستقل وارد مدل شده‌اند. یکی از مهم‌ترین متغیرهای توضیحی این مدل، رشد اقتصادی (GDPt) است که سطح فعالیت‌های اقتصادی را نشان می‌دهد. فرض اساسی این است که با رشد اقتصادی، مصرف انرژی نیز افزایش می‌یابد، چرا که فعالیت‌های تولیدی، صنعتی، خدماتی و حمل‌ونقل، همگی انرژی‌بر هستند. بنابراین، ضریب این متغیر معمولاً مثبت در نظر گرفته می‌شود، به این معنا که هرچه GDP افزایش یابد، مصرف انرژی نیز بیشتر خواهد شد. رشد قیمت انرژی (PEt) دومین متغیر کلیدی مدل است. از دیدگاه نظری و تجربی، افزایش قیمت انرژی باید باعث کاهش تقاضا برای آن شود؛ زیرا مصرف‌کنندگان و تولیدکنندگان در واکنش به افزایش قیمت، تلاش می‌کنند مصرف خود را بهینه یا منابع جایگزین را انتخاب کنند. از این رو انتظار می‌رود ضریب این متغیر منفی باشد، به این معنا که با افزایش قیمت انرژی، میزان مصرف آن کاهش می‌یابد. متغیر سوم، شاخص هوش مصنوعی (AIt) است که میزان نفوذ یا پیشرفت فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در اقتصاد را اندازه‌گیری می‌کند. تأثیر این متغیر می‌تواند دوگانه باشد. از یک سو، استفاده گسترده از فناوری‌های هوشمند می‌تواند منجر به افزایش بهره‌وری انرژی و کاهش مصرف آن در واحد تولید شود. از سوی دیگر، توسعه زیرساخت‌های مرتبط با هوش مصنوعی، مانند مراکز داده، تجهیزات پردازش پیشرفته، و سیستم‌های خودکار، می‌تواند مصرف انرژی را افزایش دهد. بنابراین علامت ضریب این متغیر به ساختار اقتصاد، نوع استفاده از هوش مصنوعی و مرحله توسعه فناوری بستگی دارد. متغیر چهارم رشد بهره‌وری کل عوامل تولید است، گنجاندن رشد بهره‌وری کل عوامل تولید (TFP) در تابع تقاضا برای انرژی از این جهت اهمیت دارد که تغییرات بهره‌وری مستقیماً بر کارایی استفاده از نهاده‌ها، از جمله انرژی، تأثیر می‌گذارد. افزایش TFP معمولاً به معنای تولید بیشتر با مصرف ثابت یا حتی کمتر از نهاده‌هاست که می‌تواند منجر به کاهش شدت انرژی و تغییر در الگوی تقاضای آن شود. از سوی دیگر، بهبود بهره‌وری ممکن است از طریق افزایش تولید و گسترش فعالیت‌های اقتصادی، نیاز به انرژی را در برخی بخش‌ها افزایش دهد. بنابراین، در چارچوب مدل‌سازی تقاضای انرژی، لحاظ کردن TFP امکان جداسازی اثرات تکنولوژیکی و کارایی از سایر عوامل تقاضا را فراهم کرده و موجب برآورد دقیق‌تر کشش‌ها و پیش‌بینی واقع‌بینانه‌تر روند مصرف انرژی

می‌شود. در نهایت، جمله پسماند مدل یا خطا، عواملی را در بر می‌گیرد که در مدل لحاظ نشده‌اند یا از جنس تصادفی‌اند. این مدل، چارچوبی مناسب برای تحلیل نقش همزمان عوامل اقتصادی سنتی و نوین (مانند هوش مصنوعی) در تغییرات مصرف انرژی فراهم می‌کند و به‌ویژه برای ارزیابی اثرات بلندمدت فناوری‌های نوظهور بر مصرف انرژی در سیاست‌گذاری‌ها اهمیت دارد.

جدول ۲ نتایج حاصل از برآورد مدل تابع تقاضای انرژی را با استفاده از روش حداکثر درستنمایی در قالب مدل اجزای غیرمشاهده‌پذیر (Unobserved Components Model) ارائه می‌دهد. در این مدل، متغیر وابسته، رشد مصرف انرژی است و متغیرهای مستقل شامل رشد تولید ناخالص داخلی، رشد قیمت انرژی (با یک وقفه) و سهم ثبت اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی از کل اختراعات ثبت شده و رشد بهره‌وری کل عوامل تولید می‌باشند. تمامی متغیرها به صورت نرخ رشد (لگاریتم تفاضلی) لحاظ شده‌اند تا اثرات نسبی و پویای متغیرها بر رشد تقاضای انرژی به‌دقت شناسایی شوند.

جدول (۲): نتایج برآورد مدل تابع تقاضای انرژی

متغیر	ضریب	خطای استاندارد	آماره t
رشد تولید ناخالص داخلی (DLGDP)	0.72412	0.2120	3.41 (0.000)
رشد قیمت انرژی با یک وقفه (DLPrice_Energy_1)	-0.0099	0.00637	-1.55 (0.1529)
سهم ثبت اختراع هوش مصنوعی از کل اختراعات (DLShare AI patent)	0.05200	0.01258	4.16 (0.0036)
رشد بهره‌وری کل عوامل تولید (DLOGTFP)	-0.0452	0.0251	1.800(0.021)

جدول (۳): آمارهای آزمون و اجزای مدل

تعداد مشاهدات	خطای استاندارد برآورد	نرمال بودن (J-B)	H(12)	DW	Rd^2	Log-Likelihood
41	0.01325	3.150	1.625	1.952	0.862	148.258

جدول (۴): اجزای مدل چرخه‌ای و روند

میرایی ضریب چرخه	چرخه دوره (سال)	اختلال واریانس تصادفی	شیب واریانس	سطح واریانس	چرخه واریانس
0.75310	3.52	0.000000	0.000000	1.96607e-005	0.0000877

در ابتدا، ضریب رشد تولید ناخالص داخلی (DLGDP) برابر با ۰.۷۲۴ برآورد شده است و این ضریب به شدت از نظر آماری معنادار است و به‌وضوح دلالت بر وجود رابطه مثبت و معنادار بین رشد اقتصادی و

رشد مصرف انرژی دارد. این یافته تأیید می‌کند که افزایش فعالیت‌های اقتصادی مستقیماً با افزایش مصرف انرژی همراه است که از لحاظ نظری نیز با فرضیه سنتی رشد اقتصادی-انرژی سازگار است. در مقابل، ضریب رشد قیمت انرژی با یک وقفه ($DLPrice_Energy_1$) منفی است. اگرچه علامت این ضریب مطابق با انتظارات نظری و مبنای قانون تقاضا است (یعنی افزایش قیمت انرژی منجر به کاهش مصرف می‌شود)، اما سطح معناداری آن نشان می‌دهد که این اثر از نظر آماری معنادار نیست. بنابراین، شواهد قوی برای تأیید حساسیت مصرف انرژی نسبت به تغییرات قیمت در بازه زمانی مورد بررسی مشاهده نمی‌شود.

اما یافته مهم و نوآورانه این مدل، اثر سهم ثبت اختراعات در حوزه هوش مصنوعی بر تقاضای انرژی است. ضریب متغیر $DLShare_AI_patent$ برابر مثبت و از نظر آماری در سطح ۹۹ درصد معنادار است. این نتیجه نشان‌دهنده رابطه مثبت و معنادار بین افزایش نوآوری در حوزه هوش مصنوعی و رشد مصرف انرژی می‌باشد. به عبارت دیگر، با افزایش سهم ثبت اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی، تقاضای انرژی نیز به طور قابل توجهی افزایش یافته است. این یافته می‌تواند به چند طریق تفسیر شود: نخست آن‌که، توسعه هوش مصنوعی، به‌رغم توانمندی در بهینه‌سازی مصرف انرژی در برخی حوزه‌ها، می‌تواند خود نیازمند زیرساخت‌های محاسباتی و داده‌پردازی پرمصرف باشد (مانند مراکز داده، پردازنده‌های قدرتمند، و زیرساخت‌های دیجیتال گسترده). بنابراین، رشد تکنولوژی‌های هوش مصنوعی به‌ویژه در مراحل اولیه و توسعه صنعتی، ممکن است موجب افزایش بار انرژی شود. دوم آن‌که، افزایش استفاده از هوش مصنوعی در صنایع مختلف ممکن است با گسترش ظرفیت تولید، به‌کارگیری اتوماسیون پیشرفته و توسعه سیستم‌های پیچیده همراه باشد که در مجموع نیاز به مصرف انرژی را افزایش می‌دهد. آخرین متغیر رشد بهره‌وری کل عوامل تولید است که طبق مبانی نظری اثر منفی بر تقاضای انرژی دارد.

جدول ۳ شامل مجموعه‌ای از شاخص‌های آماری و کیفیت برازش مدل تقاضای انرژی است که به ارزیابی دقت، اعتبار و ویژگی‌های سری زمانی مدل کمک می‌کنند. این شاخص‌ها مکمل ضرایب برآوردشده هستند و برای تحلیل کیفیت مدل بسیار حیاتی‌اند. آزمون $H(12)$ که برای بررسی خودهمبستگی باقی‌مانده‌ها در ۱۲ وقفه طراحی شده، نشان می‌دهد که در حد قابل قبولی است و دلالت بر نبود خودهمبستگی شدید در باقیمانده‌ها دارد. در نتیجه، فرض استقلال خطاها تقریباً برقرار است و مدل به لحاظ دینامیکی به خوبی مشخص شده است. مقدار تابع درستنمایی (Log-Likelihood) این شاخص به تنهایی تفسیر مستقلى ندارد، اما در مقایسه بین مدل‌های مختلف برای انتخاب بهترین مدل از نظر برازش مفید است. مقدار بالاتر آن دلالت بر کیفیت بهتر مدل دارد.

جدول ۴ به بررسی جزئیات ساختار مدل، به ویژه اجزای چرخه‌ای و روندی رشد تقاضای انرژی می‌پردازد که نقش مهمی در درک رفتار بلندمدت و کوتاه‌مدت داده‌ها دارد. ابتدا واریانس چرخه‌ای گزارش شده است. این مقدار نشان می‌دهد که نوسانات دوره‌ای یا چرخه‌های کوتاه‌مدت رشد مصرف انرژی، هر چند کوچک، ولی قابل توجه هستند و به مدل کمک می‌کنند تا تغییرات غیرخطی و تکرارشونده در داده‌ها را به خوبی ثبت کند. وجود این واریانس چرخه‌ای اهمیت تحلیل‌های زمانی را در فهم رفتار مصرف انرژی نمایان می‌سازد. واریانس سطح که نشان‌دهنده تغییرات در سطح پایه یا میانگین رشد تقاضای انرژی است، برابر با ۰.۰۰۰۰۱۹۶۶۰۷ است. این مقدار کوچک ولی مثبت، بیانگر آن است که روند کلی رشد مصرف انرژی نسبتاً پایدار است و تغییرات بزرگ و تصادفی در سطح روند مشاهده نمی‌شود. در واقع، مدل فرض می‌کند که سطح روند به آرامی تغییر می‌کند و این تغییرات تحت کنترل است. واریانس شیب برابر با صفر گزارش شده است. این بدان معناست که شیب روند رشد مصرف انرژی در طول دوره مدل‌سازی ثابت فرض شده و تغییرات معناداری در نرخ رشد بلندمدت رخ نداده است. این موضوع حاکی از ثبات روند رشد مصرف انرژی در دوره زمانی مورد بررسی است و مدل تغییرات شیب را لحاظ نکرده است. واریانس اختلال تصادفی نیز صفر گزارش شده که نشان‌دهنده نبود تغییرات تصادفی خارج از اجزای مدل است. این امر می‌تواند به این معنا باشد که مدل توانسته است به خوبی تمامی نوسانات و تغییرات مهم در داده‌ها را پوشش دهد و خطاهای تصادفی ناچیزی در داده‌ها باقی مانده است. دوره چرخه‌ای معادل ۳.۵۲ سال است که نشان می‌دهد نوسانات دوره‌ای در رشد تقاضای انرژی تقریباً هر سه و نیم سال یک بار تکرار می‌شوند. این دوره تناوبی می‌تواند ناشی از عوامل اقتصادی، فناوری یا سیاست‌های مرتبط با انرژی باشد که به صورت دوره‌ای بر مصرف انرژی تأثیر می‌گذارند. در نهایت، ضریب میرایی چرخه که کمتر از یک است، نشان می‌دهد نوسانات چرخه‌ای به تدریج کاهش می‌یابند و اثرات آنها پس از گذشت چند دوره کم‌رنگ‌تر می‌شوند. به بیان دیگر، شوک‌های چرخه‌ای به مرور زمان تضعیف شده و مصرف انرژی به روند اصلی خود باز می‌گردد.

برآورد تابع تقاضای انرژی وقتی متغیر هوش مصنوعی تعداد ثبت اختراع باشد

در این بخش، برآورد مدل تابع تقاضای انرژی وقتی پراکسی هوش مصنوعی تعداد ثبت اختراع در زمینه هوش مصنوعی باشد برآورد شده است. روش حداکثر درست‌نمایی و در قالب مدل ساختاری صورت گرفته است. دوره زمانی مدل سال‌های ۱۹۷۷ تا ۲۰۱۸ را پوشش می‌دهد و متغیر وابسته، نرخ رشد مصرف انرژی (DLEnergy_Consum) است. مدل شامل مؤلفه‌های روند، چرخه، اختلال تصادفی و متغیرهای توضیحی است.

جدول (۵): برآورد تابع تقاضای انرژی وقتی تعداد ثبت اختراع پراکسی برای هوش مصنوعی است

سطح معناداری	آماره t	خطای استاندارد	ضریب برآوردی	متغیر
۰/۰۰۰۰	۶/۲۸۴	۰/۱۳۲۵	۰/۸۳۲۷	رشد تولید ناخالص داخلی
۰/۱۵۹۵	-۱/۶۷۱	۰/۰۵۵۲۰	-۰/۰۰۸۷۰	قیمت انرژی با یک وقفه
۰/۰۴۹۱۴	۲/۰۲۵	۰/۰۱۳۵۹	۰/۰۲۷۵۳	تعداد ثبت اختراع هوش مصنوعی
۰/۰۰۵۱	۵/۰۵۴	۰/۰۱۲۹	-۰/۰۶۵۲	رشد بهره وری کل عوامل تولید

نتایج مدل نشان می‌دهد که روند بلندمدت مصرف انرژی (جزء سطح) دارای مقدار منفی است (با احتمال ۰/۰۸)، که دلالت بر وجود نوعی تعدیل در سطح کلی مصرف انرژی در سال‌های پایانی دارد. هرچند شیب روند تقریباً صفر و بی‌معنا بوده (احتمال ۰/۰۶)، نشان می‌دهد که آهنگ رشد روند پایدار بوده و تغییر محسوسی نداشته است. دامنه چرخه (Cycle 1) نیز مقدار مثبتی دارد، که بیانگر وجود نوسانات منظم در مصرف انرژی در قالب الگوهای چرخه‌ای با دوره تقریبی ۳/۴۵ سال است. ضریب میرایی چرخه برابر با ۰/۷۱۹ است که نشان‌دهنده کاهش تدریجی دامنه چرخه‌ها در طول زمان می‌باشد.

در بخش اثرات متغیرهای توضیحی، مشاهده می‌شود که رشد تولید ناخالص داخلی (DLGDP) اثر مثبت و معناداری بر مصرف انرژی دارد. این یافته، مطابق انتظار، رابطه تنگاتنگ میان فعالیت‌های اقتصادی و تقاضای انرژی را تأیید می‌کند. در مقابل، قیمت انرژی با یک وقفه، اثر منفی اما غیرمعناداری بر مصرف انرژی داشته است، که نشان می‌دهد در کوتاه‌مدت یا در قالب این مدل خاص، عکس‌العمل تقاضای انرژی به تغییرات قیمتی چندان محسوس نیست. نکته کلیدی و قابل توجه در این مدل، اثر ثبت اختراعات هوش مصنوعی (DLNumber_AI_Patent) است که با ضریب مثبت و معنادار در مدل ظاهر شده است. این موضوع نشان می‌دهد که افزایش سهم فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در اقتصاد، به طور مستقیم با افزایش مصرف انرژی همراه بوده است. به عبارت دیگر، پیشرفت‌های فناورانه و گسترش کاربردهای هوش مصنوعی، علی‌رغم پتانسیل افزایش بهره‌وری، خود منجر به افزایش تقاضای انرژی شده‌اند؛ که می‌تواند ناشی از نیاز زیرساخت‌های دیجیتال، پردازش داده‌های حجیم، و توسعه شبکه‌های محاسباتی باشد. آمارهای آزمون مدل نیز عملکرد مناسب آن را نشان می‌دهند. برای تمرکز به اصل مطلب که تأثیر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی است آماره‌های این مدل در مقاله گزارش نشده است.

پیش‌بینی اثر هوش مصنوعی بر مصرف انرژی تا سال ۲۰۵۰

در بخش مبانی نظری اشاره شد که هوش مصنوعی می‌تواند هم اثر کاهنده و هم اثر افزایشنده بر مصرف انرژی داشته باشد. از یک‌سو، اثر کاربردی (Operational Effect) هوش مصنوعی به بهره‌وری انرژی

کمک می‌کند؛ به این معنا که استفاده از الگوریتم‌های هوشمند در فرآیندهای تولید، حمل‌ونقل، مدیریت مصرف و بهینه‌سازی شبکه‌های انرژی، می‌تواند به کاهش اتلاف و مصرف انرژی منجر شود. از سوی دیگر، اثر تولیدی (Production Effect) آن به افزایش مصرف انرژی می‌انجامد، چرا که توسعه، آموزش و اجرای مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل‌های بزرگ و پیچیده، مستلزم استفاده از مراکز داده پر مصرف، سخت‌افزارهای قدرتمند و زیرساخت‌های فناورانه انرژی‌بر است.

یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که در مجموع، اثر تولیدی هوش مصنوعی بر مصرف انرژی بیش از اثر کاربردی آن است. به بیان دیگر، گرچه هوش مصنوعی می‌تواند در برخی بخش‌ها به بهینه‌سازی مصرف انرژی کمک کند، اما در سطح کلان و با توجه به الزامات فناورانه آن، توسعه و گسترش استفاده از هوش مصنوعی منجر به افزایش خالص مصرف انرژی می‌شود. این نتیجه با گزارش‌های نهادهای بین‌المللی مانند آژانس بین‌المللی انرژی نیز همخوانی دارد که بر افزایش قابل توجه تقاضای انرژی در اثر رشد فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی تأکید دارند.

در بخش قبل دو شاخص که پراکسی هوش مصنوعی بودند تا سالی که هوش مصنوعی به اشباع می‌رسد پیش بینی شدند. از طرف دیگر متوسط دو ضریب برآوردی در جدول ۲ و ۵ (یعنی ۰.۰۷۴ و ۰.۰۲۷) تخمین زده شد. این اعداد به این معنی است که اگر شاخص هوش مصنوعی ۱ درصد افزایش یابد مصرف انرژی بین ۰.۰۲۷ تا ۰.۰۷۴ درصد افزایش می‌یابد.

پیش‌بینی مصرف انرژی با شاخص سهم اختراع هوش مصنوعی از کل اختراعات

بر اساس پیش‌بینی انجام‌شده توسط تابع لجستیک که در بخش قبل بر مبنای داده‌های تاریخی سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی برآورد شد، روند این سهم طی سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۵۰ افزایشی و به‌طور قابل توجهی شتاب‌دار است. مطابق نتایج حاصل از برازش این تابع، سهم ثبت اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات از حدود ۱۸.۳۳ درصد در سال ۲۰۱۸ آغاز شده و تا سال ۲۰۵۰ به ۴۱.۶۷ درصد خواهد رسید. این افزایش معادل رشدی برابر با ۱۲۷.۳۴ درصد در کل دوره مورد بررسی است که نشان‌دهنده گسترش مستمر و عمیق نفوذ هوش مصنوعی در فرآیندهای نوآوری فناورانه در سطح جهانی است. چنین رشدی نه تنها اهمیت فزاینده هوش مصنوعی را در حوزه اختراعات برجسته می‌کند، بلکه می‌تواند نشانگر جهت‌گیری آینده فعالیت‌های تحقیق و توسعه و شکل‌گیری بازارهای فناورانه نوین نیز باشد. این نتایج بیانگر آن است که هوش مصنوعی از یک فناوری مکمل به یک مؤلفه محوری در زیست‌بوم نوآوری تبدیل شده است؛ امری که نیازمند بازنگری در سیاست‌گذاری‌های ملی و بین‌المللی علم و فناوری خواهد بود.

در ادامه این تحلیل، اگر فرض شود که هر ۱ درصد افزایش در سهم هوش مصنوعی در ثبت اختراعات منجر به ۰.۰۷ درصد افزایش در مصرف انرژی شود — همان گونه که در این مقاله برآورد شده است — آنگاه می توان نتیجه گرفت که از سال ۲۰۱۸ تا سال ۲۰۵۰، هوش مصنوعی منجر به افزایش تقریبی ۸.۹۱ درصدی در مصرف انرژی خواهد شد. یعنی مصرف انرژی که در سال ۲۰۱۸ در آمریکا ۹۷.۳۹ کوادریلیون بی تی یو^۱ بود رشد هوش مصنوعی می تواند آن را در سال ۲۰۵۰ به ۱۰۶.۰۶ برساند. لازم به ذکر است که متوسط رشد سالانه مصرف انرژی در آمریکا اگر داده ها را از سال ۱۹۴۹ تا ۲۰۲۴ در نظر گرفته شود ۱.۵ درصد است. متوسط سالانه رشد انرژی در اثر افزایش هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۵۰ حدود ۰.۲۷ درصد است که تقریباً یک پنجم رشد کل انرژی در سال است. خلاصه موارد ذکر شده در جدول ۶ نمایش داده شده است.

جدول (۶): پیش بینی نقش هوش مصنوعی در مصرف انرژی

سال	سهم ثبت اختراعات هوش مصنوعی از کل (%)	درصد رشد سهم اختراعات هوش مصنوعی نسبت به ۲۰۱۸ (%)	مصرف انرژی آمریکا (کوادرلیون بی تی یو)	درصد افزایش مصرف انرژی ناشی از هوش مصنوعی نسبت به ۲۰۱۸ (%)	رشد سالانه متوسط مصرف انرژی آمریکا (%)	رشد سالانه متوسط مصرف انرژی ناشی از هوش مصنوعی (%)
۲۰۱۸	۱۸.۳۳	۰	۹۷.۳۹	۰	۱.۵	۰
۲۰۵۰	۴۱.۶۷	۱۲۷.۳۴	۱۰۶.۰۶	۸.۹۱	-	۰.۲۷

پیش بینی مصرف انرژی با شاخص تعداد اختراع هوش مصنوعی

چنانچه شاخص هوش مصنوعی بر اساس تعداد ثبت اختراعات مرتبط با این فناوری تعریف شود، پیش بینی اثر آن بر مصرف انرژی نتایج متفاوتی نسبت به حالت قبلی به دست می دهد. بر اساس برآوردهای حاصل از مدل تقاضای انرژی با استفاده از تکنیک سری زمانی ساختاری — مدلی که ضمن لحاظ کردن روند پیشرفت فناوری، تغییر در الگوی مصرف انرژی را نیز در نظر می گیرد — نشان داده شد که هر یک درصد افزایش در شاخص هوش مصنوعی می تواند به طور متوسط منجر به ۰.۰۲۷ درصد رشد در مصرف انرژی شود.

^۱ کوادرلیون بی تی یو (Quadrillion Btu): واحد اندازه گیری انرژی برابر با ۱۵^{۱۰} (یک میلیون میلیارد) واحد حرارتی بریتانیا (Btu) که معمولاً برای بیان مقادیر بسیار بزرگ انرژی در سطح ملی یا جهانی استفاده می شود.

در بخش‌های پیشین، با استفاده از تابع لجستیک، مسیر آتی شاخص هوش مصنوعی تا سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی شد. بر این اساس، با محاسبه نرخ رشد این شاخص در دوره ۲۰۱۸ تا ۲۰۵۰ و ضرب آن در ضریب برآورد شده (۰.۰۲۷)، می‌توان سهم رشد مصرف انرژی ناشی از گسترش هوش مصنوعی را — در شرایط ثبات سایر عوامل مؤثر — استخراج کرد. نتایج این تحلیل در جدول ۷ به همراه نتایج بخش قبل ارائه شده است.

بر پایه این سناریو، میزان مصرف انرژی در ایالات متحده که در سال ۲۰۱۸ برابر با ۹۷.۳۹ کوادرلیون بی‌تی‌یو بوده است، تنها در اثر رشد شاخص هوش مصنوعی تا سال ۲۰۵۰ به حدود ۱۰۰.۰۲ کوادرلیون بی‌تی‌یو خواهد رسید. این مقدار از افزایش، در مقایسه با برآورد حاصل از شاخص قبلی (سهم هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات)، کمتر بوده و بیانگر آن است که نوع شاخص انتخاب شده برای سنجش پیشرفت هوش مصنوعی می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر نتایج تحلیل داشته باشد. این تفاوت همچنین بر اهمیت انتخاب رویکرد سنجش مناسب و چندبعدی در بررسی آثار فناوری‌های نوظهور بر مصرف انرژی تأکید دارد.

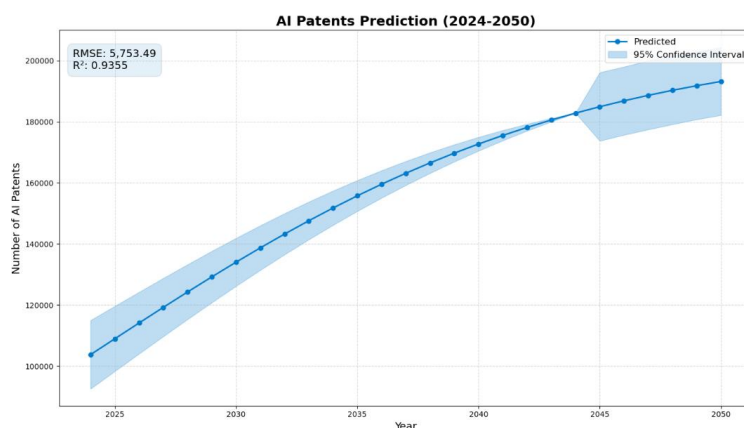
جدول (۷): پیش‌بینی مصرف انرژی در اثر هوش مصنوعی در دو سناریو

شاخص هوش مصنوعی	روش برآورد	ضریب تأثیر بر مصرف انرژی	میزان افزایش مصرف انرژی از سال ۲۰۱۸ به ۲۰۵۰ (کوادرلیون Btu)	توضیحات تکمیلی
سهم هوش مصنوعی از کل ثبت اختراعات (%)	تابع لجستیک + سری زمانی ساختاری برای برآورد تابع تقاضای انرژی (۰.۰۷٪ به ازای هر ۱٪ افزایش سهم)	۰.۰۷٪ به ازای ۱٪ افزایش سهم	از ۹۷.۳۹ به ۱۰۶.۰۶	رشد ۸.۹۱٪ در کل دوره؛ رشد سالانه متوسط ۰.۲۷٪، معادل حدود یک پنجم رشد تاریخی انرژی در آمریکا
تعداد اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی (تعداد)	تابع لجستیک + مدل ساختاری تقاضای انرژی با سری زمانی	۰.۰۲۷٪ به ازای ۱٪ افزایش شاخص	از ۹۷.۳۹ به ۱۰۰.۰۲	افزایش کمتر نسبت به شاخص اول؛ به دلیل تفاوت در نحوه تعریف و شدت تأثیر شاخص هوش مصنوعی

بازه اطمینان برای پیش‌بینی

بازه اطمینان ۹۵٪ برای پیش‌بینی تعداد پتنت‌های هوش مصنوعی محاسبه و در نمودار ۶ رسم شده است. برای افق بلندمدت ۲۰۴۵-۲۰۵۰، حدود اطمینان مستقیماً از شبیه‌سازی مونت کارلو حاصل شد؛ در این فرآیند فرض شد خطاهای پیش‌بینی دارای توزیع تقریباً نرمال با انحراف معیار برابر با انحراف معیار باقیمانده‌های تاریخی هستند و ۱۰,۰۰۰ شبیه‌سازی برای برآورد توزیع پیش‌بینی انجام گرفت. برای سال‌های نزدیک‌تر (۲۰۲۴-۲۰۴۴)، به دلیل فقدان برآورد مستقیم از توزیع خطا در آن بازه، اطمینان با یک تقریب منطقی خطی از مقادیر شناخته‌شده در دوره ۲۰۴۵-۲۰۵۰ به عقب تعمیم یافت تا روند افزایشی عدم قطعیت با افزایش افق پیش‌بینی به صورت پیوسته منعکس شود. این ترکیب روش‌ها (مونت کارلو برای افق دور و تقریب خطی برای افق نسبتاً نزدیک) امکان ارائه یک تصویر یکپارچه از عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها را فراهم می‌آورد، در حالی که شفافیت در مورد مفروضات هر بخش حفظ شده است.

نتیجه نشان می‌دهد که پهنای بازه اطمینان با افزایش افق زمانی بیشتر می‌شود؛ به طوری که برای مثال در سال ۲۰۵۰ مقدار پیش‌بینی‌شده با بازه ۹۵٪ حدود [۱۸۲,۱۷۳ — ۲۰۴,۴۰۱] است، که گویای افزایش عدم قطعیت عددی در پیش‌بینی‌های دوردست است. مقدار RMSE برابر با ۵,۷۵۳ و ضریب تعیین ۰.۹۳۵۵ نقش تعیین‌کننده‌ای در مقیاس‌بندی این بازه‌ها داشته‌اند. RMSE نشان‌دهنده میانگین خطای تاریخی مدل است که به عنوان مبنای واریانس خطا در مونت کارلو به کار می‌رود، و ضریب تعیین بالا نشان می‌دهد که گرچه مدل بخش اعظم تغییرپذیری تاریخی را تبیین می‌کند، اما خطاهای بزرگ و جهشی در برخی سال‌ها (که در داده واقعی مشاهده شده‌اند) منجر به پهن‌تر شدن بازه اطمینان می‌گردد. از منظر سیاست‌گذاری و کاربردهای تصمیمی، این بازه‌ها باید به صورت احتمالاتی خوانده شوند — یعنی شانس قرار داشتن مقدار واقعی در داخل بازه مذکور حدود ۹۵٪ فرض شده است — و نه به عنوان «حد بالایی/پایینی» قطعی.



شکل ۶: بازه اطمینان پیش‌بینی با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو

بحث و جمع‌بندی

در این پژوهش با هدف تحلیل روند رشد فناوری هوش مصنوعی، پیش‌بینی مسیر آتی آن، و بررسی تأثیر احتمالی آن بر تقاضای انرژی در ایالات متحده آمریکا انجام شد. برای نمایندگی از وضعیت توسعه فناوری هوش مصنوعی، دو شاخص (پراکسی) مورد استفاده قرار گرفت: تعداد ثبت اختراعات مرتبط با هوش مصنوعی و سهم این اختراعات از کل ثبت اختراعات عمومی. به منظور مدل‌سازی روند رشد این فناوری، از تابع لجستیک بهره گرفته شد که به دلیل توانایی آن در توصیف مسیرهای رشد اشباع‌شونده، انتخابی مناسب برای تحلیل‌های بلندمدت محسوب می‌شود. در حالت نخست، که شاخص مورد استفاده تعداد مطلق اختراعات ثبت‌شده در حوزه هوش مصنوعی بود، برآوردها نشان دادند که این روند از سال ۱۹۷۶ رشدی شتاب‌دار داشته و انتظار می‌رود تا میانه قرن بیست‌ویکم ادامه یابد. نقطه میانی رشد در سال ۲۰۲۴، و سطح اشباع در حدود ۲۰۷ هزار ثبت اختراع سالانه نزدیک به سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی شد؛ روندی که حکایت از گذار از رشد سریع به مرحله بلوغ تدریجی دارد. در حالت دوم، که از سهم اختراعات هوش مصنوعی از کل اختراعات عمومی به عنوان شاخص استفاده شد، برآوردها حاکی از رشد پیوسته این سهم با نقطه میانی در سال ۲۰۲۴ و سطح اشباع حدود ۴۷ درصد تا حوالی سال ۲۰۶۰ بود. این یافته نشان می‌دهد که در آینده، هوش مصنوعی به یکی از اصلی‌ترین کانون‌های نوآوری در نظام ثبت اختراع ایالات متحده بدل خواهد شد.

برای بررسی اثرات رشد فناوری هوش مصنوعی بر مصرف انرژی، دو سناریوی متفاوت در نظر گرفته شد. در سناریوی اول، با فرض تداوم رشد تعداد اختراعات، پیش‌بینی می‌شود مصرف انرژی از ۹۷.۳۹ کوادریلیون بی‌تی‌یو در سال ۲۰۱۸ به ۱۰۶.۰۶ کوادریلیون در سال ۲۰۵۰ برسد. این افزایش به طور متوسط سالانه معادل ۰.۲۷ درصد خواهد بود که حدود یک‌پنجم نرخ رشد تاریخی متوسط سالانه مصرف انرژی در آمریکا (۱.۵ درصد بین سال‌های ۱۹۴۹ تا ۲۰۲۴) است. در سناریوی دوم، که شاخص استفاده‌شده سهم اختراعات هوش مصنوعی از کل اختراعات بود، پیش‌بینی می‌شود که مصرف انرژی تا سال ۲۰۵۰ تنها به حدود ۱۰۰.۰۲ کوادریلیون بی‌تی‌یو برسد. این تفاوت قابل توجه بین دو سناریو نشان می‌دهد که نوع شاخص انتخابی برای سنجش پیشرفت فناوری هوش مصنوعی می‌تواند نقش تعیین‌کننده‌ای در نتایج تحلیل داشته باشد. چنین تفاوتی بر اهمیت استفاده از رویکردهای چندبعدی و انتخاب شاخص‌های دقیق و مناسب برای ارزیابی آثار فناوری‌های نوظهور تأکید می‌کند.

علاوه بر این، در ادامه از مدل سری زمانی ساختاری برای تحلیل تابع تقاضای انرژی بهره گرفته شد و نقش متغیرهای پراکسی شده از فناوری هوش مصنوعی (تعداد و سهم اختراعات) در قالب این مدل مورد بررسی قرار گرفت. این رویکرد امکان تحلیل پویای تعامل میان توسعه فناوری و مصرف انرژی را فراهم ساخت. نتایج حاصل از هر دو مدل نشان دادند که گسترش فناوری هوش مصنوعی با افزایش مصرف انرژی همراه بوده است. در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که فناوری هوش مصنوعی با سرعت قابل توجهی در حال گسترش است و این روند آثار معناداری بر تقاضای انرژی خواهد داشت. استفاده از مدل‌های پویای لجستیک و سری زمانی ساختاری در این تحقیق، تصویری روشن‌تر از آینده فناوری و پیامدهای آن برای سیاست‌گذاری در حوزه انرژی ارائه می‌دهد و ضرورت توجه هم‌زمان به جنبه‌های فناورانه و زیربنایی در طراحی راهبردهای توسعه پایدار را برجسته می‌سازد.

با توجه به نتایج این مقاله که مبتنی بر داده‌ها و ساختار ایالات متحده است، این مطالعه مجموعه‌ای از شاخص‌های کمی قابل اعتنا را به عنوان مبنای مقایسه‌ای برای کشور ایران فراهم می‌آورد. چارچوب تحلیلی از پایه عددی قابل اتکا برخوردار بوده و می‌تواند به عنوان یک (quantitative benchmark) برای مطالعات تطبیقی مورد استفاده قرار گیرد؛ با این حال، تعمیم کمی مستقیم نتایج به ایران باید با احتیاط و تحت شرط‌گذاری‌های روشن انجام شود چرا که تفاوت‌های ساختاری (از جمله شدت انرژی بالاتر، ترکیب بخشی تولید و سیاست‌های قیمت‌گذاری انرژی) می‌توانند جهت و شدت اثرات را تغییر دهند. برای تقلیل ریسک تعمیم‌ناپذیری و تبدیل نتایج به خروجی‌های کاربردی برای سیاست‌گذاری در ایران، پیشنهاد می‌کنیم در تحقیقات آینده چارچوب روش‌شناختی حاضر را به صورت کشورمحور بومی‌سازی نمایند: (۱) پارامترسازی مجدد مدل با وارد کردن شاخص‌های ساختاری ایران (شدت انرژی تفکیکی بخش‌ها، سهم بخشی تولید، و ساختار یارانه/قیمت انرژی)، (۲) اجرای مجموعه سناریوهای حساسیت—مانند «شدت انرژی: بالا/متوسط/پایین» (۳) به کارگیری ابزارهای کمی عدم قطعیت (شبیه‌سازی مونت کارلو و بوت‌استرپ باقیمانده‌ها) جهت تولید بازه‌های اطمینان کشورمحور. با اتخاذ این گام‌ها، یافته‌های کمی حاضر—شامل مقادیر نقطه‌ای و پهنای بازه‌های اطمینان—قابلیت تبدیل شدن به راهنمایی‌های سیاستی هدفمند را خواهند داشت (مثلاً در اولویت‌بندی سرمایه‌گذاری در کارایی انرژی، اصلاح قیمت‌گذاری، یا حمایت از پیاده‌سازی‌های کم‌مصرف هوش مصنوعی) و در عین حال از شفافیت و تکرارپذیری تحلیلی برخوردار خواهند بود.

با توجه به اهمیت خاص زمینه انرژی و فناوری هوش مصنوعی در ایران، لازم است توصیه‌های سیاستی این مطالعه فراتر از چارچوب کلی و تئوریک باشد و به راهکارهای عملی و هدفمندتری همچون ایجاد سازوکارهای تشویقی برای توسعه هوش مصنوعی کم‌مصرف و سبز پرداخته شود. این اقدام می‌تواند ضمن کاهش شدت مصرف انرژی در بخش‌های مختلف، به تسریع انتقال فناوری‌های پایدار کمک کند و در نتیجه، اثرات منفی گسترش هوش مصنوعی بر مصرف انرژی را به حداقل برساند. بنابراین، مطالعات آتی باید با تاکید بر شرایط ساختاری و نهادی ایران، پیشنهادهای سیاستی مشخص و قابل اجرایی در حوزه هوش مصنوعی و انرژی پایدار ارائه نمایند تا اثربخشی بیشتری در راهبردهای توسعه کشور حاصل شود.

منابع

Ahmadi, S.; Keyhanian, S., & Rezaei, H. (2024). Productivity management solutions in defense supply chain energy based on Industry 4.0 achievements, *Quarterly Journal of Defense Logistics and Technology*, 7(4), 11-50. (in Persian)

Akbarnia, E. S.; Salehi, S.; Firoozjaeian, A. A., & Heydari, G. R. (2022). Identifying sociological factors affecting household energy consumption: A systematic review of energy studies in Iran, *Social Studies and Research in Iran*, 11(2), 305-345. (in Persian)

Anderson, E. W.; Ghysels, E., & Juergens, J. L. (2009). The impact of risk and uncertainty on expected returns, *Journal of Financial Economics*, 94(2), 233-263.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*, New York: W. W. Norton & Company.

Cockburn, I. M.; Henderson, R., & Stern, S. (2018). The impact of artificial intelligence on innovation, in *the economics of artificial intelligence: An agenda*, 115-146, Chicago: University of Chicago Press. <https://doi.org/10.3386/w24449>

Grübler, A. (1990). *The rise and fall of infrastructures: Dynamics of evolution and technological change in transport*, Heidelberg: Physica-Verlag.

Harvey, A. C. (1990). *Forecasting, structural time series models and the Kalman filter*.

International Energy Agency. (2022). *Data centres and data transmission networks*, Paris: International Energy Agency. <https://www.iea.org>

Jones, N. (2018). How to stop data centres from gobbling up the world's electricity, *Nature*, 561(7722), 163-166. <https://doi.org/10.1038/d41586-018-06610-y>

Karimi, M. S.; Doostkouei, S. G.; Naysary, B., & Mousavi, M. H. (2024). Estimating hydrogen demand function: A structural time series model, *Journal of Cleaner Production*, 455, 142331.

Lee, C. C.; Zou, J., & Chen, P. F. (2025). The impact of artificial intelligence on the energy consumption of corporations: The role of human capital, *Energy Economics*, 143, 108231.

Marchetti, C. & Nakicenovic, N. (1979). The dynamics of energy systems and the logistic substitution model.

Mousavi, M. H., & Ghavidel, S. (2019). Structural time series model for energy demand in Iran's transportation sector, *Case Studies on Transport Policy*, 7(2), 423-432.

Rolnick, D.; Donti, P. L., & Kaack, L. H. (2019). Tackling climate change with machine learning, arXiv preprint, arXiv:1906.05433.

United States Patent and Trademark Office. (2025). Patent full-text and image database (PatFT). <https://patft.uspto.gov/>

Vinuesa, R.; Azizpour, H.; Leite, I.; Balaam, M.; Dignum, V., & Domisch, S. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals, *Nature Communications*, 11(1), 1-10. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-14108-y>

Wilson, C. (2012). Up-scaling, formative phases, and learning in the historical diffusion of energy technologies, *Energy Policy*, 50, 81-94.

Yang, X.; Chen, H.; Li, B.; Jia, D., & Ahmad, M. (2025). The relationship between artificial intelligence, geopolitical risk, and green growth: Exploring the

moderating role of green finance and energy technology, *Technological Forecasting and Social Change*, 217, 124135.

York, R. (2006). Ecological paradoxes: William Stanley Jevons and the paperless office, *Human Ecology Review*, 13(2), 143-147.

Zhong, C.; Cai, H.; Fang, S.; Xue, R., & Shan, Y. (2025). Does artificial intelligence reduce energy intensity in manufacturing? Evidence from country-level data, *Energy Economics*, 108784.