AI
گزارش شاخص هوش
مصنوعی ۲۰۲۲
HAI
Stanford University
Human-Centered
Artificial Intelligence

عنوان گزارش	گزارش شاخص هوش مصنوعی ۲۰۲۲
کارفرما	ستاد اقتصاد دیجیتال و هوشمندسازی
مجری	شرکت فناوری و نوآوری هوشمند سایان (سایتک)
مترجمین	هیئت تحریریه سایتک
سرپرست تیم تهیه گزارش	حامد نمازی
تابستان ۱۴۰۱	

مقدمه‌ای بر گزارش شاخص هـوش مـصـنـوعـی ۲۰۲۲

به ویرایش پنجم گزارش شاخص هوش مصنوعی خوش آمدید! این نسخه شامل داده‌هایی از مجموعه گسترده‌ای از سازمان‌های دانشگاهی، خصوصی و غیرانتفاعی و همچنین داده‌های جمع‌آوری و تحلیل شده در سطح جدیدی نسبت به نسخه قبلی است، از جمله تغییرات این گزارش می‌توان به عملکرد فنی توسعه‌یافته، نظرسنجی جدید از محققان روباتیک در سراسر جهان، داده‌های مربوط به سوابق قوانین جهانی هوش مصنوعی در ۲۵ کشور و فصل جدیدی با تجزیه و تحلیل عمیق معیارهای اخلاقی فنی هوش مصنوعی، تهیه گردیده است؛ اشاره نمود.

گزارش شاخص هوش مصنوعی ۲۰۲۲ داده‌های مربوط به هوش مصنوعی را ردیابی، گردآوری، طبقه‌بندی و تجسم می‌کند. مهم‌ترین ماموریت این گزارش ارائه داده‌های بی‌طرفانه، دقیق، بررسی‌شده و منبع‌باز جهانی برای سیاست‌گذاران، محققان، مدیران اجرایی، روزنامه‌نگاران و عموم مردم است تا درک دقیق‌تری از حوزه پیچیده هوش مصنوعی را در این افراد ایجاد کنند. هدف این گزارش این است که معتبرترین و مستندترین منبع جهان برای داده‌ها و بینش در مورد هوش مصنوعی باشد.

سخن مدیران پروژه این گزارش

گزارش امسال نشان می‌دهد که سیستم‌های هوش مصنوعی شروع به استقرار گسترده در اقتصاد کرده‌اند، اما همزمان با استقرار آن‌ها، مسائل اخلاقی مرتبط با هوش مصنوعی بزرگ‌تر می‌شوند. برخی از این موارد طبیعی است (ما تمایل داریم بیشتر به جنبه‌های اخلاقی یک فناوری معین، زمانی که در جهان عرضه می‌شود اهمیت دهیم). اما برخی از آن‌ها به ویژگی‌های عجیب هوش مصنوعی معاصر مرتبط است (سیستم‌های هوش مصنوعی بزرگ‌تر، پیچیده‌تر و تواناتر معمولاً می‌توانند در طیف وسیعی از وظایف بهتر عمل کنند و در عین حال پتانسیل بیشتری برای نگرانی‌های اخلاقی نشان دهند). این امر با جهانی شدن و صنعتی شدن گسترده هوش مصنوعی مرتبط است (طیف وسیع‌تری از کشورها در حال توسعه، استقرار و تنظیم سیستم‌های هوش مصنوعی نسبت به گذشته هستند و نتیجه ترکیبی این فعالیت‌ها ایجاد مجموعه گسترده‌تری از سیستم‌های هوش مصنوعی در دسترس عموم برای استفاده و کاهش قیمت آن‌ها خواهد بود). با این حال، برخی از بخش‌های هوش مصنوعی خیلی جهانی نشده‌اند و تحلیل ما نشان می‌دهد که بسیاری از نشریات اخلاقی هوش مصنوعی، علیرغم اینکه هوش مصنوعی در سطح جهانی به کار گرفته شده است، تمایل دارند بر روی سیستم‌ها و مجموعه داده‌های انگلیسی زبان تمرکز کنند.

در هر صورت، انتظار داریم روندهای فوق ادامه یابد: در سال ۲۰۲۱، ۱۰۳ درصد بیشتر از سال ۲۰۲۰ سرمایه گذاری خصوصی در هوش مصنوعی و استارتاپ‌های مرتبط با هوش مصنوعی سرمایه گذاری شد (۹۶/۵ میلیارد دلار در مقابل ۴۶ میلیارد دلار).

جک کلارک و ری پرو

فهرست مطالب

عناوین گزارش

بخش ۱	تحقیق و توسعه
بخش ۲	عملکرد فنی
بخش ۳	اصول اخلاقی و فنی هوش مصنوعی
بخش ۴	اقتصاد و آموزش
بخش ۵	سیاست‌گذاری و حکمرانی هوش مصنوعی

عناوین گزارش

بخش ۱: تحقیق و توسعه

- علیرغم افزایش تنش‌های ژئوپلیتیکی، ایالات متحده و چین بیشترین تعداد همکاری‌های بین کشوری را در نشریات هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ داشته‌اند که از سال ۲۰۱۰ پنج برابر شده است. چین دومین رتبه برتر در این فهرست است.

- در سال ۲۰۲۱، چین همچنان از نظر تعداد نشریات ژورنال، کنفرانس و منابع هوش مصنوعی پیشتاز جهان بود - ۶۳/۲٪ بیشتر از ایالات متحده در مجموع. در این بین، ایالات متحده در بین قدرت های اصلی هوش مصنوعی در تعداد کنفرانس ها و استنادات هوش مصنوعی پیشتاز بود.

- از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱، همکاری بین سازمان‌های آموزشی و غیرانتفاعی بیشترین تعداد انتشارات هوش مصنوعی را ایجاد کرد و به دنبال آن همکاری بین شرکت‌های خصوصی و مؤسسات آموزشی و دولتی قرار گرفت.

- تعداد پتنت های ثبت شده هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ بیش از ۳۰ برابر بیشتر از سال ۲۰۱۵ است که نرخ رشد مرکب سالانه ۷۶/۹٪ را نشان می‌دهد.

بخش دوم: عملکرد فنی

- داده، داده، داده: نتایج برتر در معیارهای فنی به طور فزاینده‌ای بر استفاده از داده‌های آموزشی اضافی برای تنظیم نتایج جدید و پیشرفته متکی است. از سال ۲۰۲۱، ۹ سیستم پیشرفته هوش مصنوعی متشکل از ۱۰ معیار موجود در این گزارش، آموزش داده شده‌اند. این روند به طور ضمنی به نفع بازیگران بخش خصوصی با دسترسی به مجموعه داده‌های گسترده است.

- افزایش علاقه به وظایف فرعی بینایی رایانه‌ای خاص: در سال ۲۰۲۱، جامعه تحقیقاتی سطح بیشتری از علاقه را به وظایف فرعی بینایی رایانه‌ای خاص‌تر، مانند پردازش تصاویر پزشکی و شناسایی چهره مشاهده کرد. به عنوان مثال، تنها ۳ مقاله تحقیقاتی سیستم‌ها را در برابر معیار تصویربرداری پزشکی Kvasir SEG قبل از سال ۲۰۲۰ آزمایش کردند. در سال ۲۰۲۱، ۲۵ مقاله تحقیقاتی این کار را انجام دادند. چنین افزایشی نشان می‌دهد که تحقیقات هوش مصنوعی به سمت تحقیقاتی می‌رود که می‌توانند کاربردهای مستقیم‌تری در دنیای واقعی داشته باشند..

- هوش مصنوعی هنوز بر وظایف پیچیده زبان تسلط ندارد: هوش مصنوعی در حال حاضر از سطوح عملکرد انسان در معیارهای درک مطلب اولیه مانند SuperGLUE و SQuAD به میزان ۱ تا ۵ درصد فراتر رفته است. اگرچه سیستم‌های هوش مصنوعی هنوز قادر به دستیابی به عملکرد انسانی در وظایف پیچیده‌تر زبانی مانند استنتاج زبان طبیعی ابداکتیو «ANLI» نیستند، با این حال این فاصله در حال کاهش است. در سال ۲۰۱۹، انسان ها ۹ درصد بهتر از ANLI عمل کردند. از سال ۲۰۲۱، این شکاف به ۱ درصد کاهش یافته است.

- روی آوردن به سمت یادگیری تقویتی عمومی‌تر: در دهه گذشته، سیستم‌های هوش مصنوعی قادر به تسلط بر وظایف یادگیری تقویتی محدودی هستند که در آن از آنها خواسته می شود تا عملکرد خود را در یک مهارت خاص مانند شطرنج به حداکثر برسانند. برترین موتور نرم‌افزار شطرنج اکنون ۲۴ درصد از امتیاز برتر ELO مگنوس کارلسن فراتر رفته است. با این حال، در دو سال گذشته، سیستم‌های هوش مصنوعی نیز ۱۲۹ درصد در وظایف یادگیری تقویتی عمومی Procgen که باید در محیط‌های جدید عمل کنند، بهبود یافته‌اند. این روند از توسعه آینده سیستم‌های هوش مصنوعی صحبت می کند که می‌توانند تفکر گسترده‌تر را بیاموزند.

- هوش مصنوعی بهینه‌تر و مقرون‌به‌صرفه‌تر می‌شود: از سال ۲۰۱۸، هزینه آموزش یک سیستم طبقه‌بندی تصویر تا ۶۳/۶٪ کاهش یافته است، در حالی که زمان آموزش ۹۴/۴٪ بهبود یافته است. روند کاهش هزینه آموزش اما زمان آموزش سریع‌تر در سایر دسته‌های وظایف MLPerf مانند توصیه‌ها، تشخیص اشیا و پردازش زبان ظاهر می‌شود و به نفع پذیرش تجاری گسترده‌تر فناوری‌های هوش مصنوعی است.

- بازوهای رباتیک ارزان‌تر : بررسی‌های شاخص هوش مصنوعی نشان می‌دهد که قیمت متوسط بازوهای رباتیک در پنج سال گذشته ۴۶/۲ درصد کاهش یافته است - از ۴۲۰۰۰ دلار در سال ۲۰۱۷ به ۲۲۶۰۰ دلار در سال ۲۰۲۱. تحقیقات رباتیک در دسترس‌تر و مقرون‌به‌صرفه‌تر شده است.

بخش سوم: اصول اخلاقی و فنی هوش مصنوعی

- مدل‌های زبانی توانمندتر، اما از همیشه مغرضانه‌تر: مدل‌های زبانی بزرگ رکوردهای جدیدی را در معیارهای فنی ثبت می‌کنند، اما داده‌های جدید نشان می‌دهند که مدل‌های بزرگ‌تر نیز توانایی بیشتری برای انعکاس سوگیری‌ها از داده‌های خود دارند. یک مدل ۲۸۰ میلیارد پارامتری توسعه‌یافته در سال ۲۰۲۱ نشان‌دهنده افزایش ۲۹ درصدی انحرافات ناشی از یک مدل پارامتری ۱۱۷ میلیونی است که در سال ۲۰۱۸ به‌عنوان پیشرفته‌ترین مدل در نظر گرفته شده است. سیستم‌ها در طول زمان به طور قابل‌توجهی توانمندتر می‌شوند، اگرچه با افزایش قابلیت‌ها، شدت بالقوه تعصبات نیز به طور چشم‌گیری بیشتر می‌شود.

- ظهور اخلاق در هوش مصنوعی: تحقیقات در مورد عدالت و شفافیت در هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۴ با افزایش پنج برابری انتشارات مرتبط در کنفرانس‌های مرتبط با این موضوع، افزایش یافته است. انصاف و تعصب الگوریتمی « Algorithmic fairness and bias» از یک موضوع اصلی آکادمیک تبدیل به یک موضوع تحقیقاتی مهم با پیامدهای گسترده شده است. محققان با وابستگی به صنعت سالانه ۷۱ درصد انتشارات بیشتری را در کنفرانس‌های اخلاق محور در سال‌های اخیر منتشر کرده‌اند.

- مدل‌های چندوجهی، سوگیری‌های چندوجهی را یاد می‌گیرند: پیشرفت سریعی در آموزش مدل‌های بینایی زبان چندوجهی حاصل شده است که سطوح جدیدی از قابلیت را در وظایف مشترک بینایی زبانی نشان می‌دهند. این مدل‌ها رکوردهای جدیدی را در کارهایی مانند طبقه‌بندی و ایجاد تصاویر از توضیحات متن به دست آورده‌اند، اما همچنین کلیشه‌ها و سوگیری‌های اجتماعی را در خروجی‌های خود منعکس می‌کنند.

بخش ۴: اقتصاد و آموزش

- نیوزلند، هنگ کنگ، ایرلند، لوکزامبورگ و سوئد کشورها یا مناطقی هستند که بیشترین رشد را در استخدام هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱ داشته‌اند. در سال ۲۰۲۱، کالیفرنیا، تگزاس، نیویورک و ویرجینیا ایالت‌هایی با بیشترین تعداد آگهی‌های شغلی هوش مصنوعی در ایالات متحده بودند و کالیفرنیا بیش از ۲/۳۵ برابر تگزاس، دومین ایالت برتر بود.

- سرمایه‌گذاری خصوصی در هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ بالغ بر ۹۳/۵ میلیارد دلار بود که بیش از دو برابر کل سرمایه‌گذاری خصوصی در سال ۲۰۲۰ است، در حالی که تعداد شرکت‌های هوش مصنوعی با بودجه جدید همچنان کاهش می‌یابد، از ۱۰۵۱ شرکت در سال ۲۰۱۹ و ۷۶۲ شرکت در سال ۲۰۲۰ به ۷۴۶ شرکت در سال ۲۰۲۱. در سال ۲۰۲۰، ۴ دور تأمین مالی به ارزش ۵۰۰ میلیون دلار یا بیشتر وجود داشت. این عدد در سال ۲۰۲۱، ۱۵ مورد بود.

- «مدیریت داده، پردازش و ابر» بیشترین میزان سرمایه‌گذاری خصوصی هوش مصنوعی را در سال ۲۰۲۱ دریافت کرد. ۲/۶ برابر سرمایه‌گذاری در سال ۲۰۲۰ و پس از آن «پزشکی و مراقبت‌های بهداشتی» و «فینتک» قرار گرفتند.

- در سال ۲۰۲۱، ایالات متحده هم از نظر کل سرمایه‌گذاری خصوصی در هوش مصنوعی سه برابر و از نظر تعداد شرکت‌های هوش مصنوعی با بودجه جدید، دو برابر بیشتر از چین، به عنوان برترین کشور در جهان پیشتاز بود.

- در سال ۲۰۲۰، از هر ۵ دانشجوی رشته سیستم‌های محاسباتی یا CS که با مدرک دکترا فارغ التحصیل شده‌اند، یک نفر در هوش مصنوعی/یادگیری ماشین تخصص دارد که از محبوب‌ترین تخصص در دهه گذشته است. از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰، اکثریت دکترای هوش مصنوعی در ایالات متحده به سمت صنعت رفتند در حالی که بخش کوچکی مشاغل دولتی را به عهده گرفتند.

سیاست‌گذاری و حکمرانی هوش مصنوعی

- تجزیه و تحلیل شاخص هوش مصنوعی از سوابق قانونی در مورد هوش مصنوعی در ۲۵ کشور نشان می‌دهد که تعداد لوایح حاوی "هوش مصنوعی" که به قانون تصویب شده‌اند از تنها ۱ مورد در سال ۲۰۱۶ به ۱۸ مورد در سال ۲۰۲۱ افزایش یافته است.

- سابقه قانونگذاری فدرال در ایالات متحده افزایش شدید تعداد کل لوایح پیشنهادی مربوط به هوش مصنوعی را از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ نشان می‌دهد، این در حالی است که تعداد لوایح تصویب شده کم است و تنها ۲ درصد آن‌ها در نهایت به قانون تبدیل می‌شوند.

- قانون‌گذاران ایالتی ایالات متحده در سال ۲۰۲۱ از هر ۵۰ لایحه پیشنهادی ۱ مورد را تصویب کردند، در حالی که تعداد این لایحه‌های پیشنهادی از ۲ عدد در سال ۲۰۱۲ به ۱۳۱ عدد در سال ۲۰۲۱ افزایش یافت.

- در ایالات متحده، کنگره فعلی (صد و هفدهمین دوره کنگره) در مسیر ثبت بیشترین تعداد لایحه‌های مرتبط با هوش مصنوعی از سال ۲۰۰۱ است. امسال درحالی که هنوز به نیمه نرسیده است، با ۲۹۵ مورد اشاره به این فناوری از دوره قبل کنگره پیش است.

گزارش شاخص هوش مصنوعی ۲۰۲۲

بخش ۱
تحقیق و توسعه

بررسی اجمالی

تحقیق و توسعه یک نیروی همه جانبه است که باعث پیشرفت سریع هوش مصنوعی «AI» می شود. هر ساله، طیف گسترده‌ای از کارشناسان و سازمان‌های دانشگاهی، صنعتی، دولتی و جامعه مدنی از طریق انبوهی از مقالات، ژورنال‌ها، و سایر انتشارات مرتبط، کنفرانس‌هایی در مورد هوش مصنوعی یا موضوعات فرعی مانند پردازش تصویر به تحقیق و توسعه هوش مصنوعی کمک می‌کنند. برخی از این کمک‌ها شامل پردازش زبان طبیعی، همکاری بین‌المللی فرامرزی و توسعه کتابخانه‌های نرم‌افزار منبع باز و ... است. این تلاش‌ها در تحقیق و توسعه از نظر تمرکز متنوع و از نظر جغرافیایی پراکنده هستند.

یکی دیگر از ویژگی های کلیدی تحقیق و توسعه هوش مصنوعی که آن را تا حدودی از سایر حوزه‌های تحقیقات STEM «علوم، فناوری، مهندسی و ریاضیات» متمایز می‌کند، باز بودن آن است. هر ساله هزاران هزار نشریه هوش مصنوعی به صورت متن باز منتشر می‌شوند، چه در کنفرانس‌ها و چه در وبسایت‌ها. محققان آشکارا یافته‌های خود را در کنفرانس‌ها به اشتراک خواهند گذاشت. سازمان‌های دولتی تحقیقات هوش مصنوعی را که به صورت منبع باز هستند، تأمین مالی خواهند کرد و توسعه‌دهندگان از کتابخانه‌های نرم افزاری باز که به صورت رایگان در دسترس عموم هستند، برای تولید برنامه‌های کاربردی هوش مصنوعی پیشرفته استفاده می‌کنند. این گستردگی همچنین به ماهیت متقابل و به هم پیوسته تحقیق و توسعه هوش مصنوعی مدرن در سطح جهانی کمک می‌کند.

فصل اول از مجموعه داده‌های متعدد برای تحلیل روندهای کلیدی در فضای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ استفاده می‌کند. ابتدا به انتشارات هوش مصنوعی، از جمله مقالات کنفرانس، مقالات، مجلات، پتنت‌ها و منابع آن می‌پردازد. سپس حضور در کنفرانس هوش مصنوعی را تجزیه و تحلیل می‌کند. در نهایت، کتابخانه‌های نرم‌افزار منبع‌باز هوش مصنوعی مورد استفاده در فرآیند تحقیق و توسعه را بررسی می‌کند.

خلاصه فصل

- علیرغم افزایش تنش‌های ژئوپلیتیکی، ایالات متحده و چین بیشترین تعداد همکاری‌های بین کشوری را در انتشار نشریات هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ داشته‌اند که عدد آن از سال ۲۰۱۰ پنج برابر شده است. چین دومین رتبه را در این فهرست است.

- در سال ۲۰۲۱، چین همچنان از نظر تعداد نشریات ژورنال، کنفرانس و منابع هوش مصنوعی در جهان پیشتاز بود (۶۳/۲٪ بیشتر از ایالات متحده در مجموع). در این بین، ایالات متحده در بین قدرت های اصلی هوش مصنوعی در تعداد کنفرانس ها و استنادات مخزن هوش مصنوعی پیشتاز بود.

- از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱، همکاری بین سازمان‌های آموزشی و غیرانتفاعی با عث شد تا انتشارات هوش مصنوعی به بیشترین تعداد خود در سالیان اخیر برسد که به دنبال آن همکاری بین شرکت‌های خصوصی، مؤسسات آموزشی و دولتی وارد سطح جدیدی شد.

- تعداد پتنت‌های ثبت شده هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ بیش از ۳۰ برابر بیشتر از سال ۲۰۱۵ است که نرخ رشد سالانه مرکب ۷۶/۹٪ را نشان می‌دهد.

این بخش از داده‌های مرکز امنیت و فناوری‌های نوظهور «CSET» در دانشگاه جورج تاون استفاده می‌کند.CSET مجموعه‌ای ادغام شده از ادبیات علمی را حفظ می‌کند که شامل ابعاد علوم دیجیتال، نمودار آکادمیک مایکروسافت، زیرساخت دانش ملی چین، مخزن دسترسی آزاد چاپ‌های الکترونیکی «arXiv» و مقالات شماره شده است. در آن مجموعه، CSET از یک متد طبقه‌بندی کننده برای شناسایی نشریات انگلیسی زبان مرتبط با توسعه یا کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی از سال ۲۰۱۰ استفاده کرد[1].

۱-۱ انتشارات [۲]

بررسی اجمالی

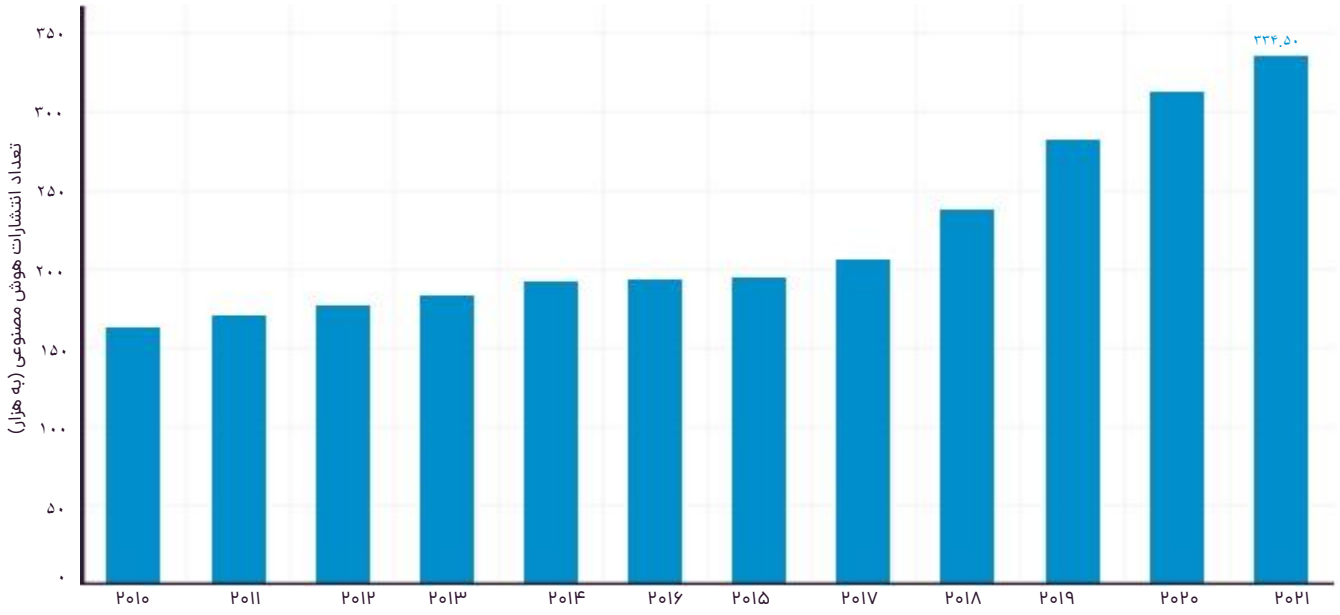
ارقام زیر تعداد کل انتشارات هوش مصنوعی انگلیسی زبان در سطح جهان را از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ نشان می دهد (بر اساس نوع، وابستگی، همکاری بین کشوری و همکاری بین صنعتی). این بخش همچنین داده‌های انتشار و استناد را بر اساس منطقه برای مقالات مجلات هوش مصنوعی، مقالات کنفرانس، منابع و پتنت‌ها تجزیه می‌کند.

تعداد کل انتشارات هوش مصنوعی

شکل ۱-۱-۱ تعداد انتشارات هوش مصنوعی در جهان را نشان می‌دهد. از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱، تعداد کل انتشارات هوش مصنوعی دو برابر شد و از ۱۶۲۴۴۴ در سال ۲۰۱۰ به ۳۳۴۴۹۷ در سال ۲۰۲۱ افزایش یافت.

تعداد انتشارات هوش مصنوعی در جهان، ۲۰۱۰-۲۱

AI Index Report۲۰۲۲ | Chart: ۲۰۲۱Source: Center for Security and Emerging Technology,



شکل ۱-۱-۱

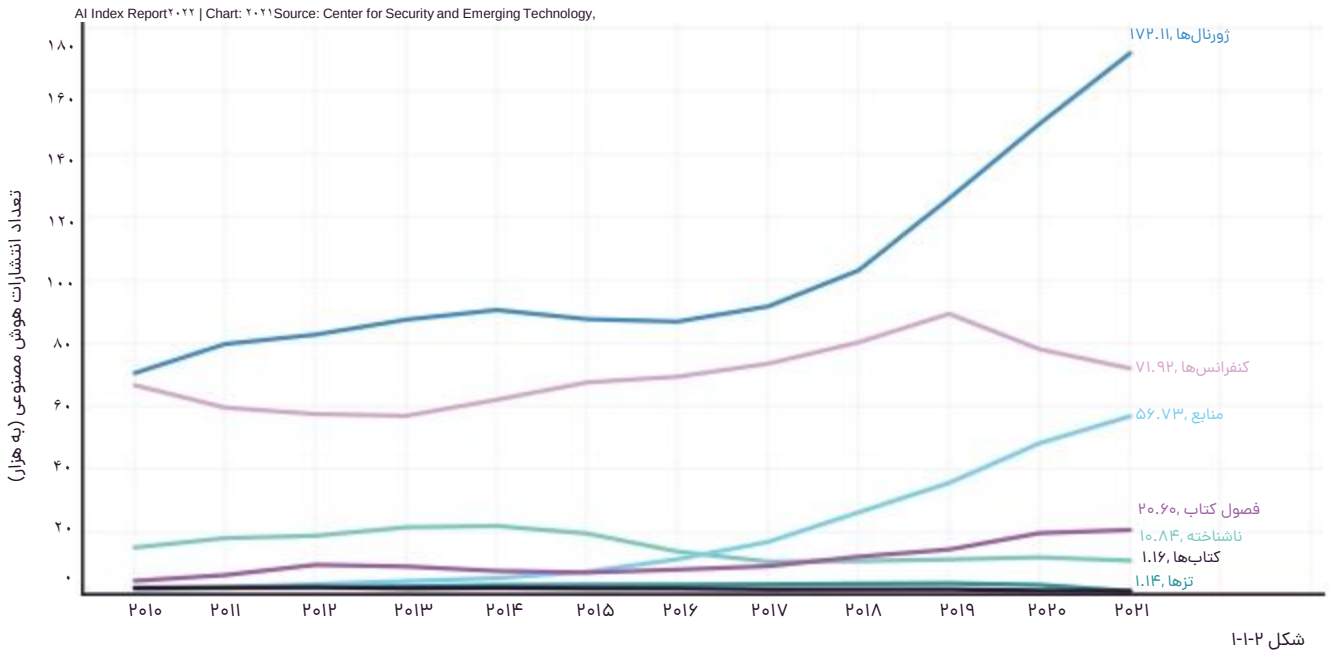
۱ برای اطلاعات بیشتر در مورد روش CSET به پیوست مراجعه کنید. با توجه به تغییر در ارائه‌دهنده داده و روش طبقه‌بندی، روند داده‌های انتشار ممکن است با گزارش‌های گذشته متفاوت باشد. برای کسب اطلاعات بیشتر در مورد چالش تعریف هوش مصنوعی و ثبت صحیح داده‌های کتاب‌سنجی مربوطه، به بحث تیم شاخص هوش مصنوعی در مقاله "Measurement in AI Policy: Opportunities and Challenges" مراجعه کنید.
۲ تعداد انتشارات هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ در این بخش ممکن است کمتر از تعداد واقعی باشد به دلیل تأخیر در جمع‌آوری ابرداده‌های انتشارات توسط پایگاه‌های داده فوق.

بر اساس نوع انتشار

شکل ۲-۱-۱ تغییرات اضافه‌کاری در انواع انتشارات هوش مصنوعی منتشر شده در سطح جهانی را نشان می‌دهد. در سال ۲۰۲۱، ۵۱/۵ درصد از کل اسناد هوش مصنوعی منتشر شده مقالات و مجلات، ۲۱/۵ درصد مقالات کنفرانس و ۱۷/۰ درصد از منابع بودند.

کتاب‌ها، پایان‌نامه‌ها و انواع اسناد ناشناخته ۱۰/۱ درصد از انتشارات باقی مانده را تشکیل می‌دهند. در حالی که انتشارات مجلات و منابع به ترتیب ۲/۵ و ۳۰ برابر در ۱۲ سال گذشته رشد داشته‌اند، تعداد مقالات کنفرانس از سال ۲۰۱۸ کاهش یافته است.

تعداد انتشارات هوش مصنوعی بر اساس نوع، ۲۰۱۰-۲۱



شکل ۲-۱-۱

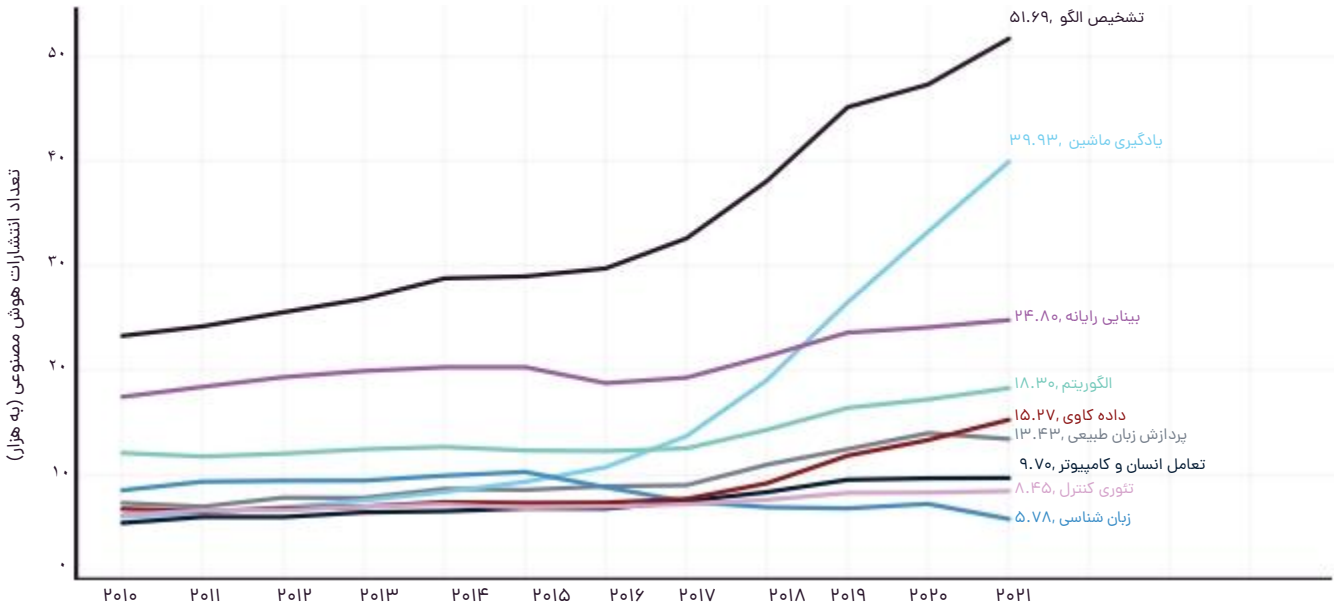
بر اساس رشته تحصیلی

شکل ۳-۱-۱ نشان می‌دهد که انتشارات حوزه تشخیص الگو و یادگیری ماشین از سال ۲۰۱۵ بیش از دو برابر شده است.

سایر زمینه‌هایی که به شدت تحت تأثیر یادگیری عمیق قرار گرفته‌اند، مانند بینایی رایانه، داده کاوی و پردازش زبان طبیعی، افزایش کمتری نشان داده‌اند.

تعداد انتشارات هوش مصنوعی بر اساس رشته تحصیلی (به استثنای سایر حوزه‌های هوش مصنوعی)، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report

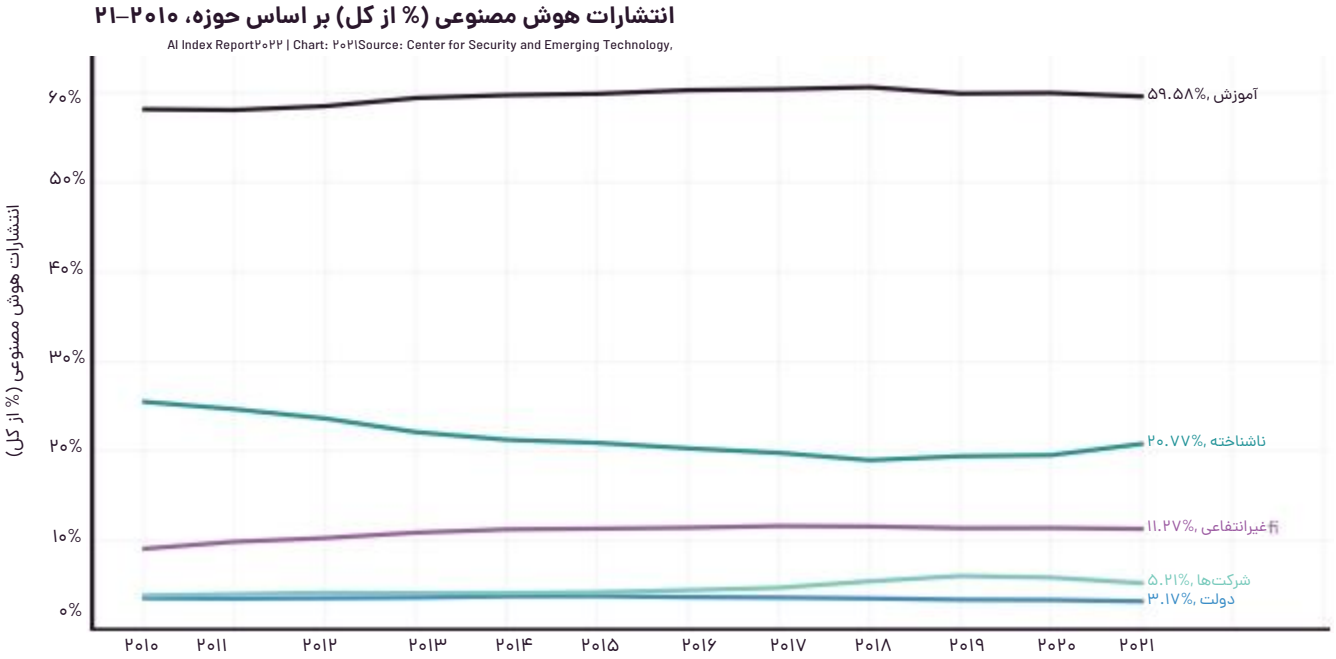


شکل ۳-۱-۱

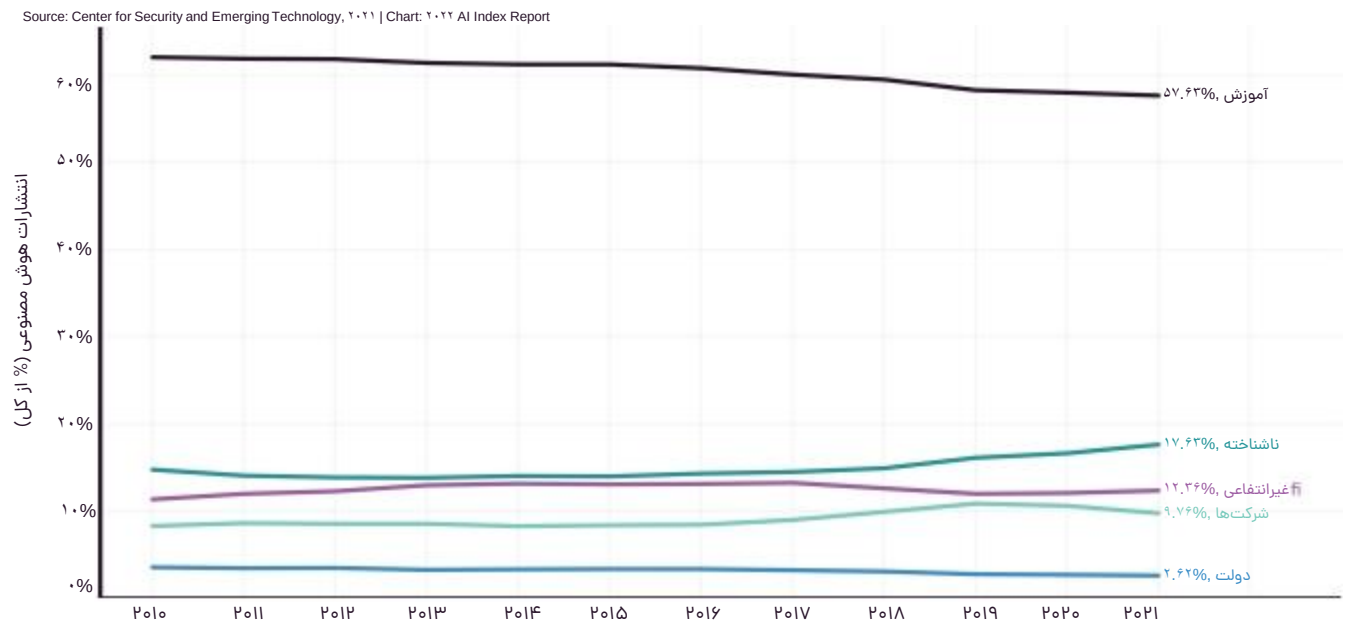
براساس حوزه

این بخش تعداد انتشارات هوش مصنوعی وابسته به صنعت، آموزش، دولت و غیرانتفاعی در جهان شکل ۴-۱-۱آ، چین شکل ۴-۱-۱ب، ایالات متحده شکل ۴-۱-۱پ، و اتحادیه اروپا شکل ۴-۱-۱ت[۳] را نشان می‌دهد.

سطح مشارکت شرکت‌ها در ایالات متحده و سپس در اتحادیه اروپا بالاترین میزان است. چین تنها منطقه‌ای است که سهم آموزش در آن افزایش یافته است.



شکل ۴-۱-۱آ

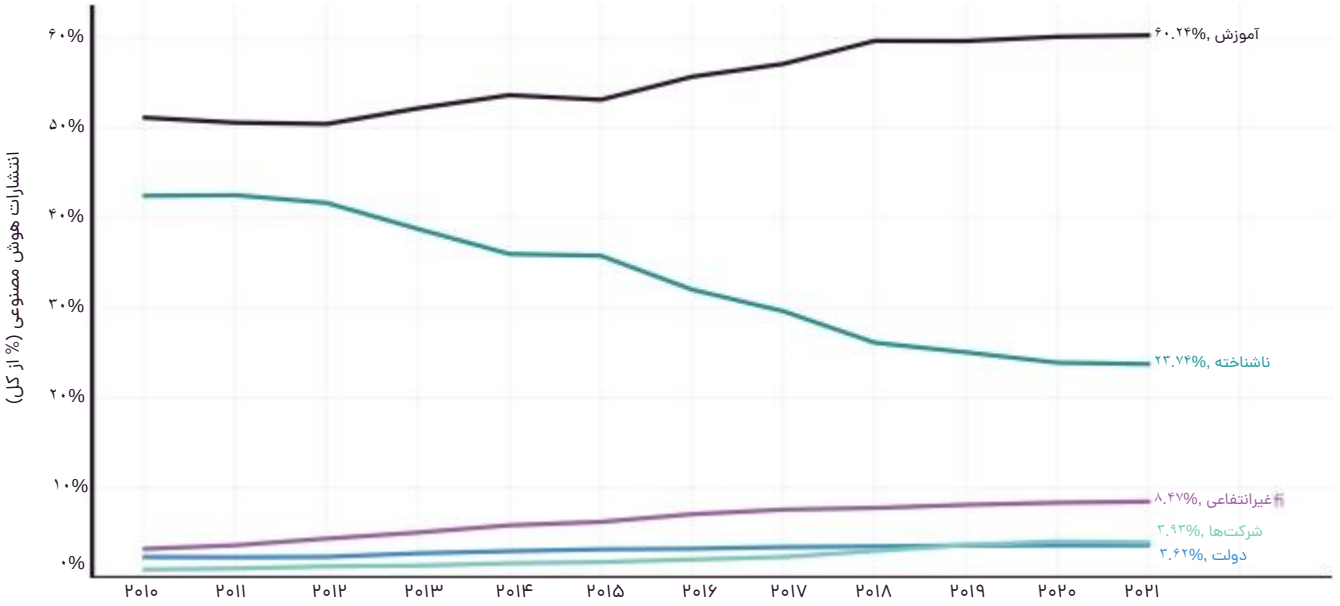


شکل ۴-۱-۱ب

۳ طبقه‌بندی بر اساس پایگاه داده شناسه تحقیقات جهانی «GRID» اقتباس شده است. تعاریف هر دسته را اینجا ببینید. مراقبت‌های بهداشتی، از جمله بیمارستان‌ها و تسهیلات، در بخش غیرانتفاعی گنجانده شده‌اند. نشریات وابسته به دانشگاه‌های دولتی در بخش آموزش گنجانده شده‌اند.

انتشارات هوش مصنوعی چین (% از کل) بر اساس حوزه، ۲۰۱۰–۲۱

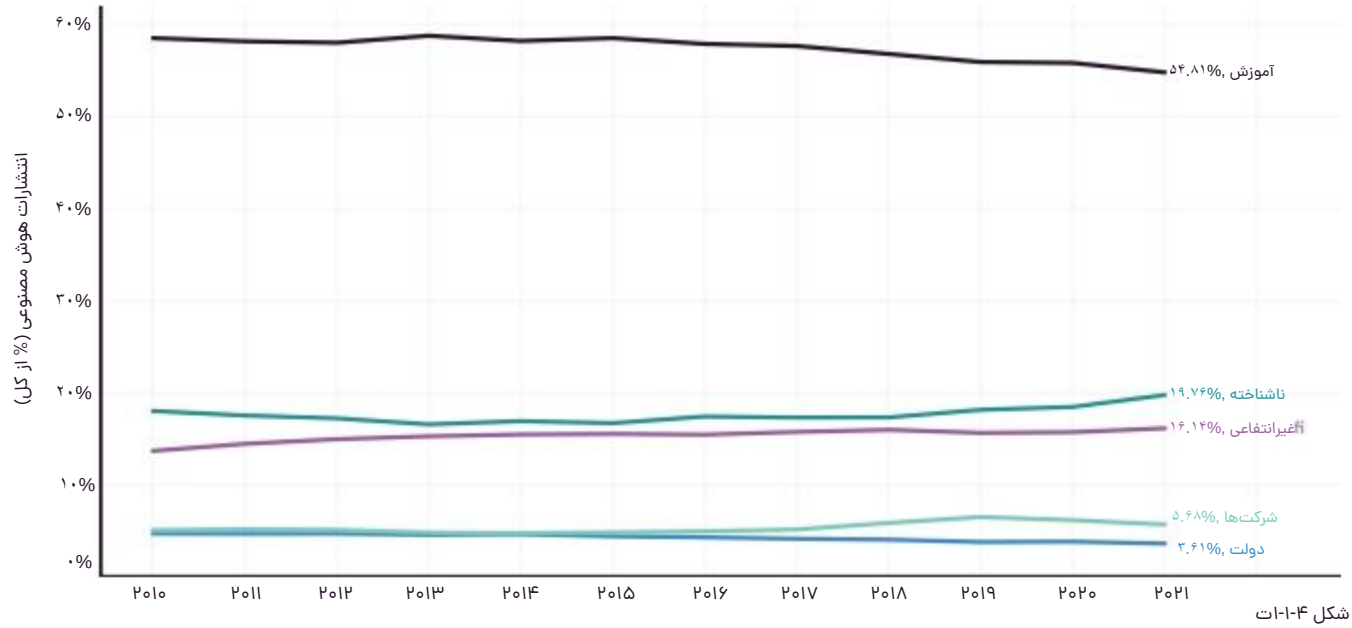
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۴-۱-اپ

انتشارات هوش مصنوعی اتحادیه اروپا (% از کل) بر اساس حوزه، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۴-۱-ات

همکاری بین کشوری

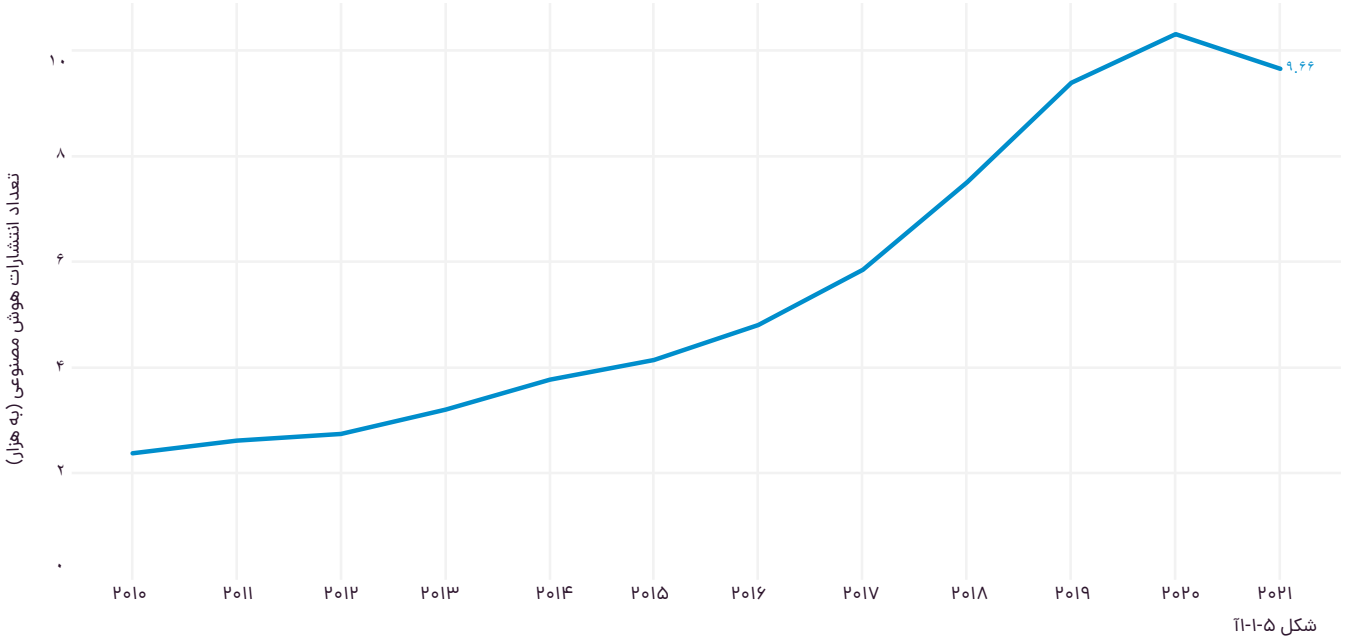
همکاری‌های فرامرزی بین دانشگاهیان، محققان، کارشناسان صنعت و ... جزء کلیدی توسعه STEM مدرن است که انتشار ایده‌های جدید و رشد تیم‌های تحقیقاتی را تسریع می‌کند. شکل‌های ۵-۱-۱آ و ۵-۱-۱ب بهترین همکاری‌های هوش مصنوعی بین کشوری را از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ نشان می‌دهند. مرکز امنیت و فناوری‌های نوظهور همکاری‌های بین کشوری را به‌عنوان جفت‌های متمایز از کشورها در بین نویسندگان برای هر انتشار محاسبه کرد (به عنوان مثال، چهار نویسنده آمریکایی و چهار نویسنده وابسته به چین در مقاله یک نشریه به عنوان یک همکاری ایالات متحده و چین در نظر گرفته می شود؛ یا اینکه دو نشریه بین یک نویسنده به عنوان دو همکاری محسوب می شود.

تاکنون، بیشترین تعداد همکاری در ۱۲ سال گذشته بین ایالات متحده و چین انجام شده است که از سال ۲۰۱۰ تاکنون پنج برابر شده است. بزرگ‌ترین مجموعه بعدی همکاری‌ها بین بریتانیا و ایالات متحده و چین است که افزایش یافته است. بیش از سه برابر از سال ۲۰۱۰. در سال ۲۰۲۱، تعداد همکاری بین ایالات متحده و چین ۲/۷ برابر بیشتر از بین بریتانیا و چین بود.

تا کنون، بیشترین تعداد همکاری در ۱۲ سال گذشته بین ایالات متحده و چین انجام شده است که از سال ۲۰۱۰ پنج برابر شده است.

همکاری های ایالات متحده و چین در انتشارات هوش مصنوعی، ۲۰۱۰-۲۱

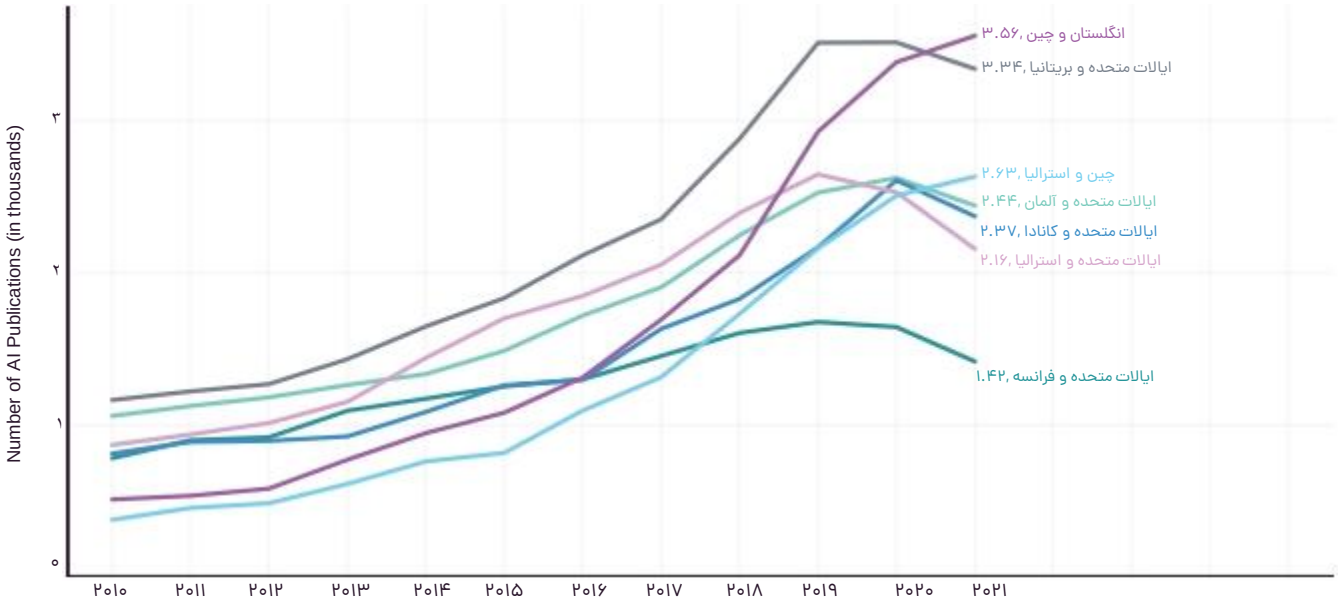
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۵-۱-۱آ

همکاری های بین کشوری در انتشارات هوش مصنوعی (به استثنای ایالات متحده و چین)، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



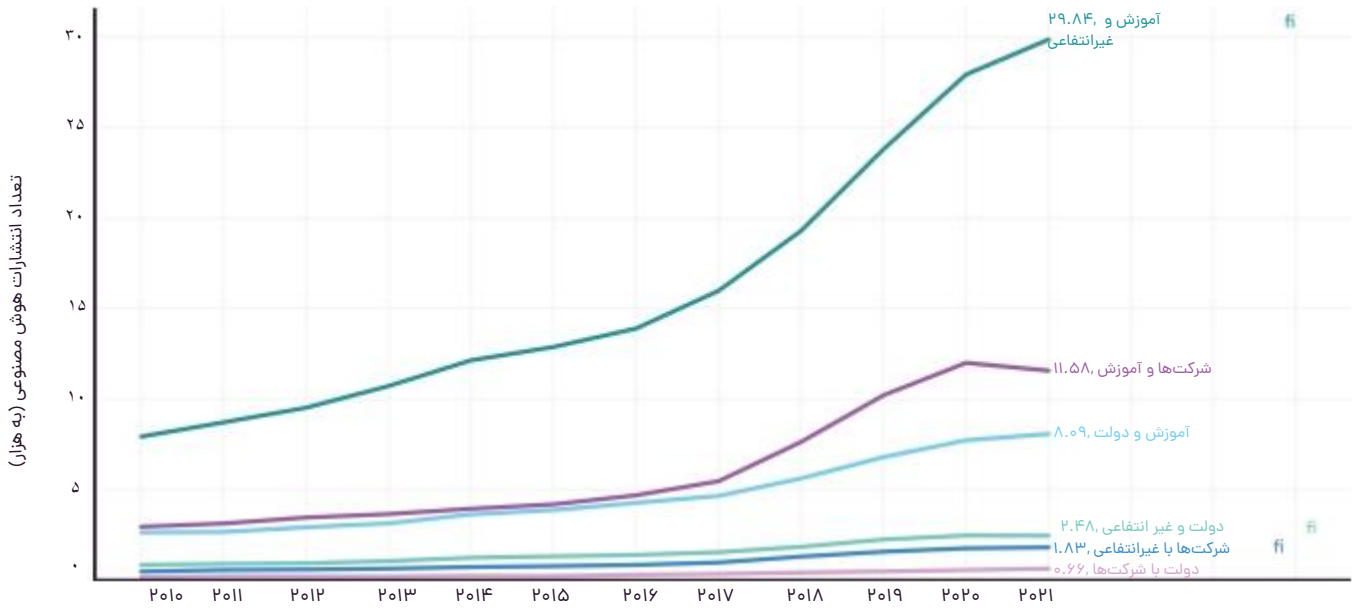
شکل ۵-۱-۱ب

همکاری بین حوزه‌ها

افزایش تحقیقات هوش مصنوعی غیر آکادمیک، همکاری بین دانشگاه‌ها و سایر صنایع را به همراه داشته است. شکل ۶-۱-۱ نشان می‌دهد که در سال ۲۰۲۱، مؤسسات آموزشی و غیرانتفاعی بیشترین تعداد همکاری و پس از آن شرکت‌ها و مؤسسات آموزشی و دولت‌ها چه میزان همکاری را داشته‌اند. همکاری بین مؤسسات آموزشی و غیرانتفاعی در سال ۲۰۲۱، ۲/۵ برابر بیشتر از مؤسسات آموزشی و شرکت‌ها بود.

همکاری‌های بین حوزه‌ها در انتشارات هوش مصنوعی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۶-۱-۱

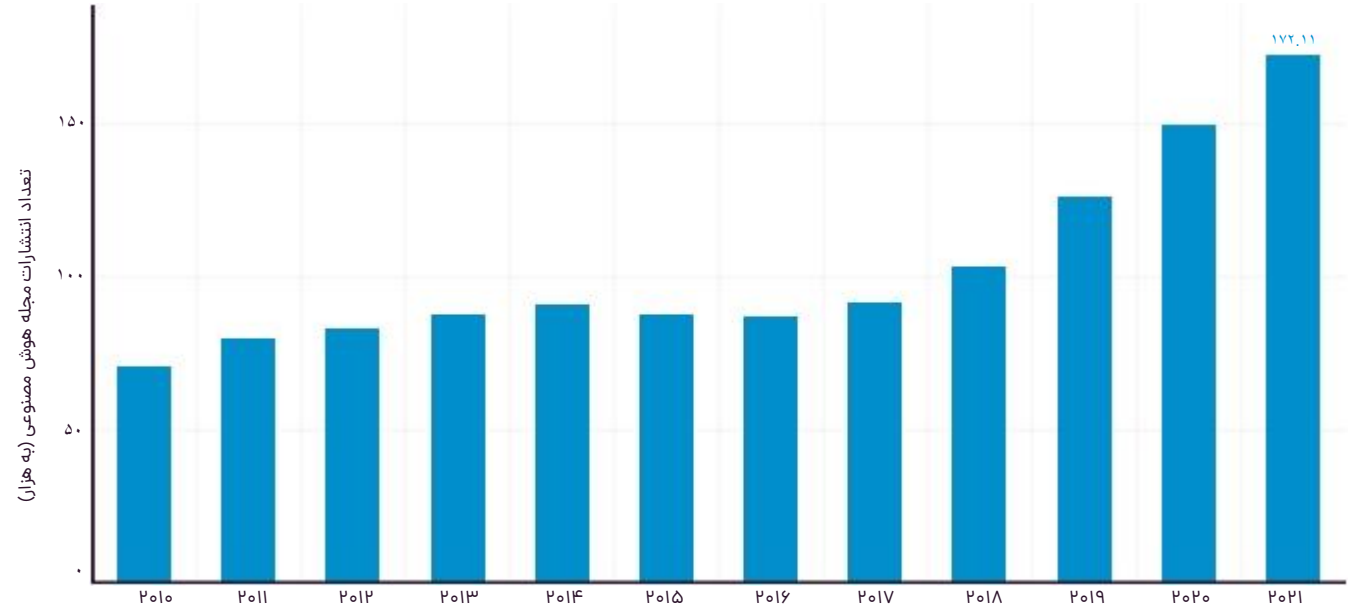
انتشارات مجله هوش مصنوعی

بررسی اجمالی

پس از رشد اندک تعداد انتشارات مجلات هوش مصنوعی بین ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۵، رشد آن از سال ۲۰۱۵ تقریباً ۲/۵ برابر شده است شکل ۷-۱-۱. به عنوان درصدی از کل انتشارات مجلات، همانطور که در شکل ۸-۱-۱ نشان داده شده است، انتشارات مجلات هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ حدود ۲/۵٪ از کل انتشارات بود، در مقایسه با ۱/۵٪ در سال ۲۰۱۰.

تعداد انتشارات مجله هوش مصنوعی، ۲۰۱۰–۲۱

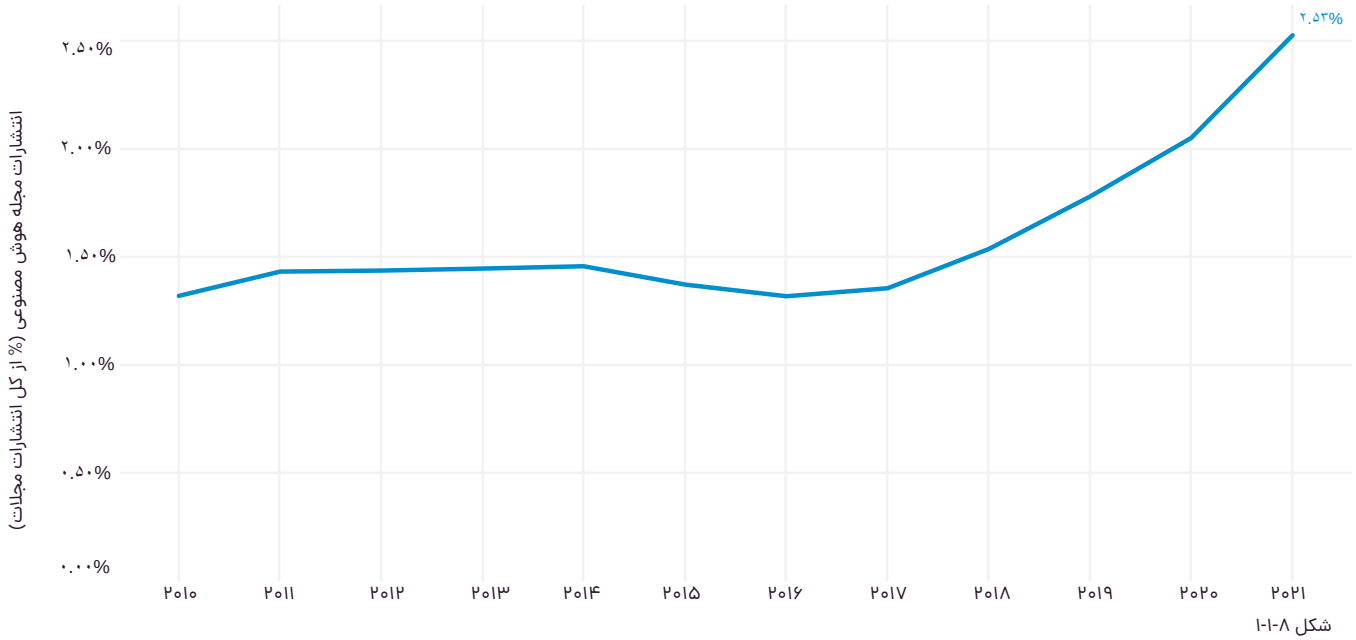
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۷-۱-۱

انتشارات مجله هوش مصنوعی (% از کل انتشارات مجله)، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۸-۱-۱

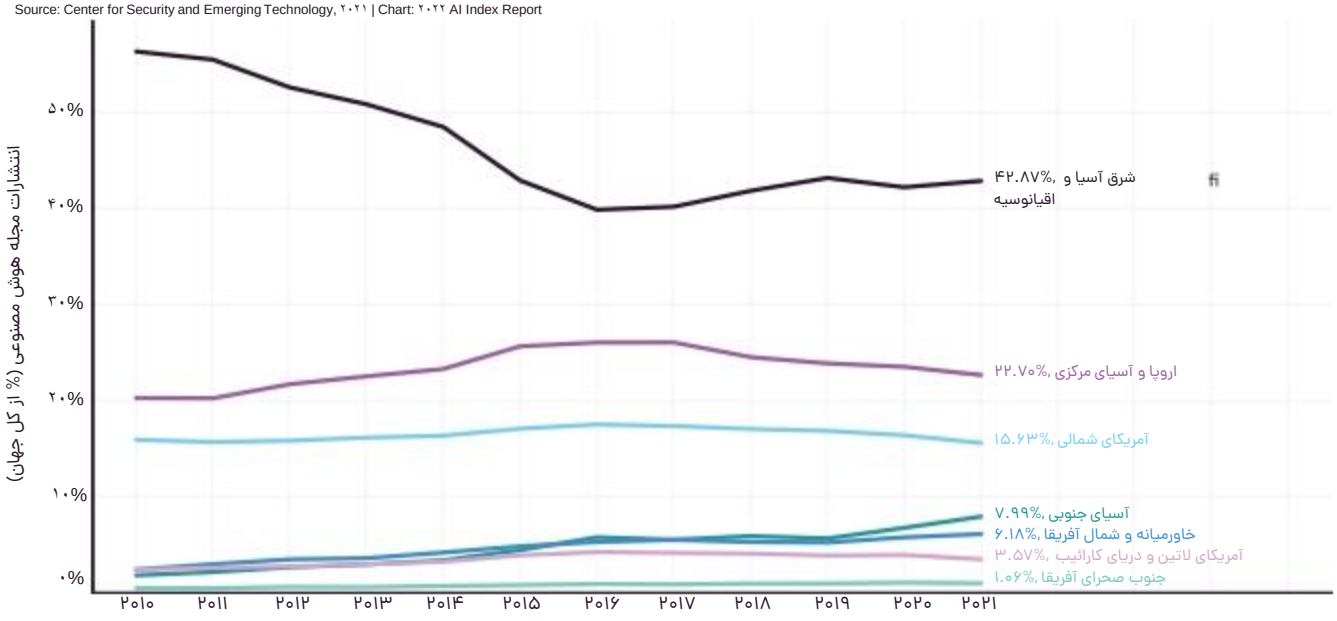
براساس منطقه[۴]

شکل ۹-۱-۱ سهم انتشارات مجلات هوش مصنوعی را بر اساس منطقه بین سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۲۱ نشان می‌دهد. در سال ۲۰۲۱، شرق آسیا و اقیانوس آرام با ۴۲/۹٪، پس از اروپا و آسیای مرکزی (۲۲/۷٪) و آمریکای شمالی (۱۵/۶٪) پیشتاز هستند. علاوه بر این، آسیای جنوبی و خاورمیانه و شمال آفریقا بیشترین رشد را در انتشارات مجلات هوش مصنوعی داشته‌اند زیرا تعداد انتشارات مجلات هوش مصنوعی آن‌ها به ترتیب حدود ۱۲ و ۷ برابر در ۱۲ سال گذشته افزایش یافته است.

علاوه بر این، آسیای جنوبی و خاورمیانه و شمال آفریقا بیشترین رشد را داشته اند زیرا تعداد انتشارات مجلات هوش مصنوعی آنها به ترتیب حدود ۱۲ و ۷ برابر در ۱۲ سال گذشته افزایش یافته است.

انتشارات مجله هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۹-۱-۱

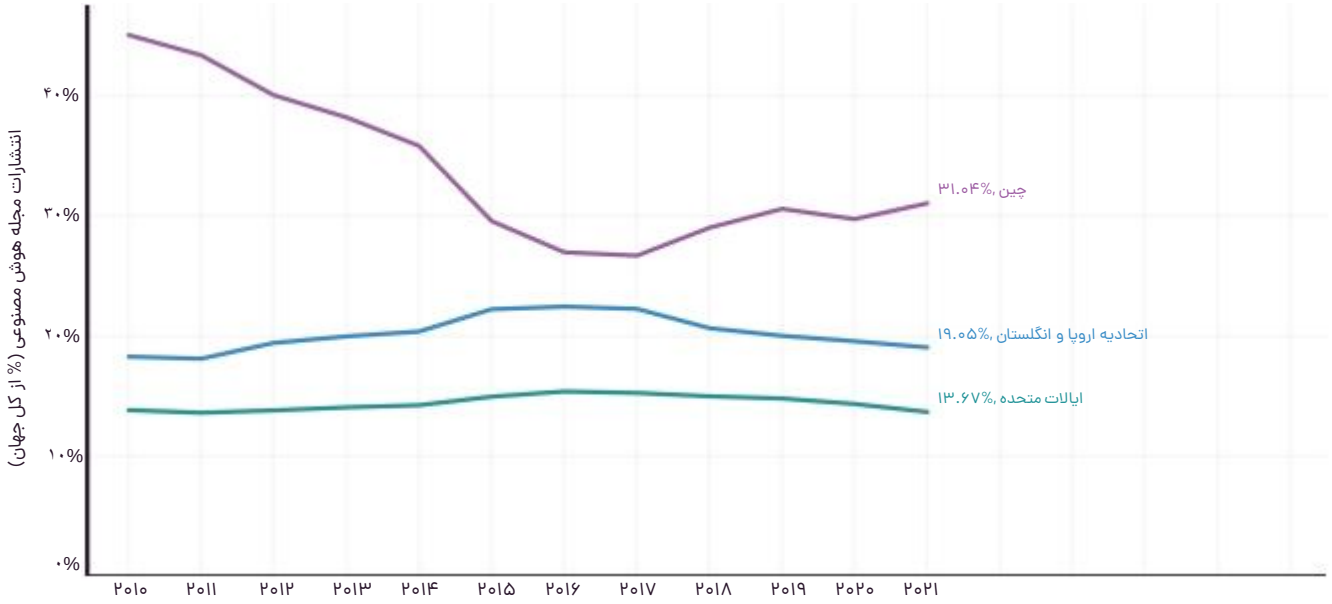
۴ منطقه در این فصل بر اساس گروه‌بندی تحلیلی بانک جهانی طبقه‌بندی شده‌اند.

بر اساس منطقه جغرافیایی[۵]

شکل ۱/۱/۱۰ سهم انتشارات مجلات هوش مصنوعی را در ۱۲ سال گذشته توسط سه قدرت اصلی هوش مصنوعی نشان می دهد. چین با ۳۱/۰ درصد در سال ۲۰۲۱ پیشتاز باقی مانده است، پس از آن اتحادیه اروپا به اضافه بریتانیا با ۱۹/۱ درصد و ایالات متحده با ۱۳/۷ درصد قرار دارند.

انتشارات ژورنال هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱۰-۱-۱

۵ مناطق جغرافیایی در این فصل تعداد انتشارات بین اتحادیه اروپا و بریتانیا را با هم ترکیب می‌کند تا ارتباط قوی تاریخی بین آن‌ها را با توجه به همکاری تحقیقاتی منعکس کند.

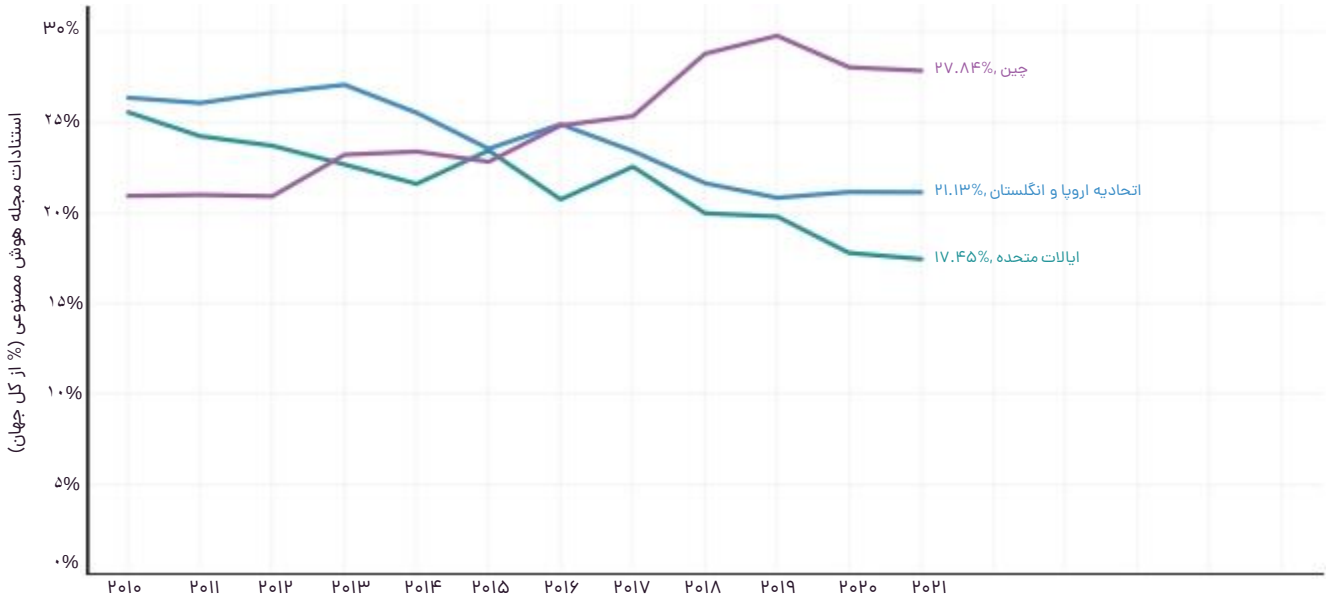
استناد

بر اساس تعداد استنادات نشریات ژورنال هوش مصنوعی، سهم چین به تدریج افزایش یافته است در حالی که سهم اتحادیه اروپا به علاوه بریتانیا و ایالات متحده کاهش یافته است. مجموع سه منطقه جغرافیایی بیش از ۶۶ درصد از کل استنادها در جهان را به خود اختصاص داده است.

مجموع سه منطقه جغرافیایی بیش از ۶۶ درصد از کل استنادها در جهان را به خود اختصاص داده است.

استنادات مجله هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰ – ۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱۱-۱-۱

انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی

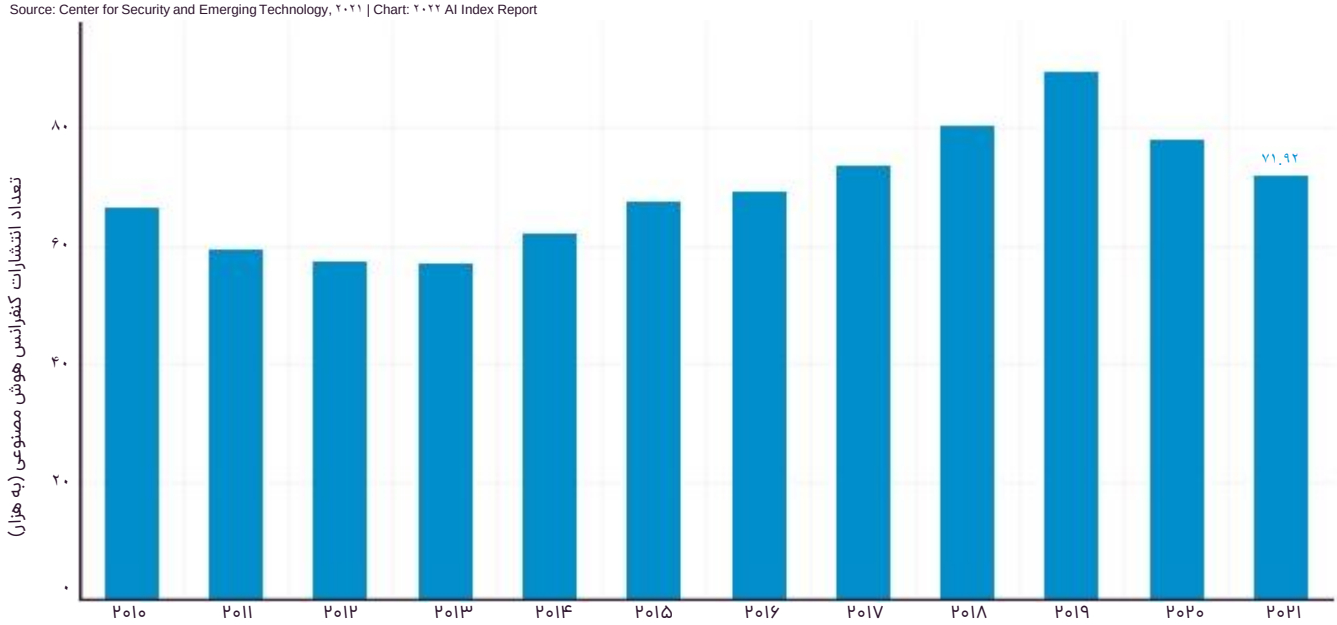
بررسی اجمالی

تعداد انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی در سال ۲۰۱۹ به اوج خود رسید که حدود ۱۹/۴ درصد کمتر از اوج سال ۲۰۲۱ بود (شکل ۱۲-۱-۱).

با وجود کاهش تعداد کلی، سهم انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی از کل انتشارات کنفرانس در جهان بیش از پنج درصد از سال ۲۰۱۰ افزایش یافته است (شکل ۱۳-۱-۱).

تعداد انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی، ۲۰۱۰-۲۱

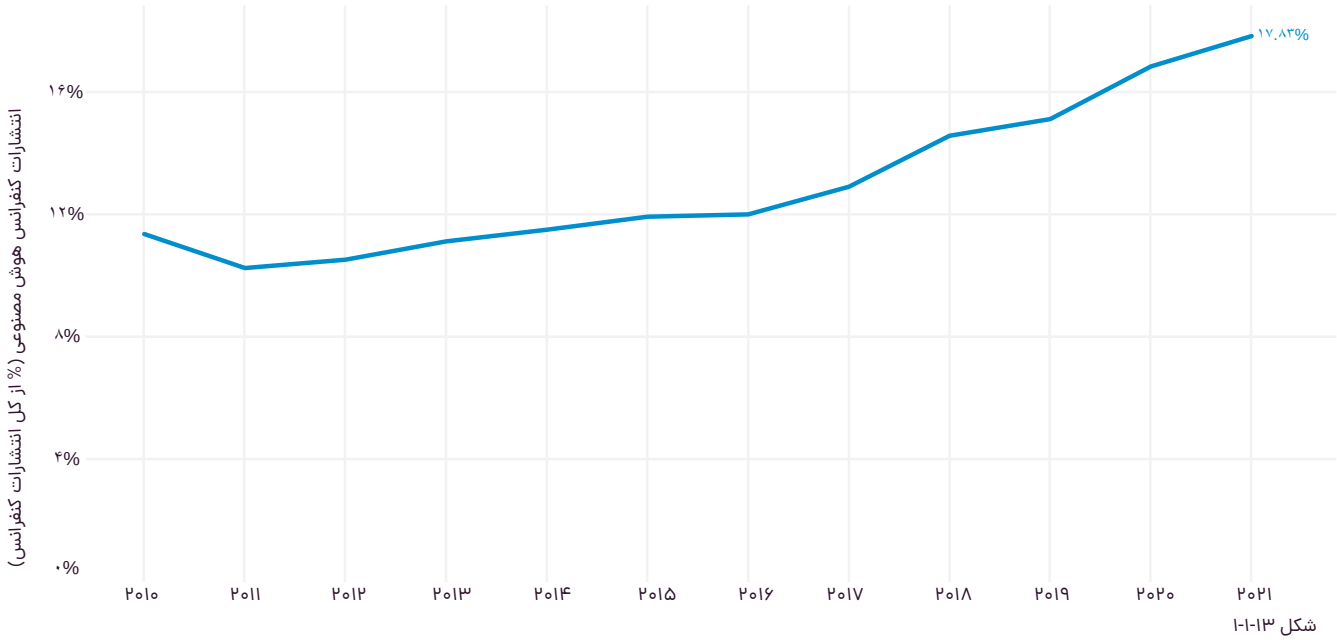
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱۲-۱-۱

انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی (% از کل انتشارات کنفرانس)، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



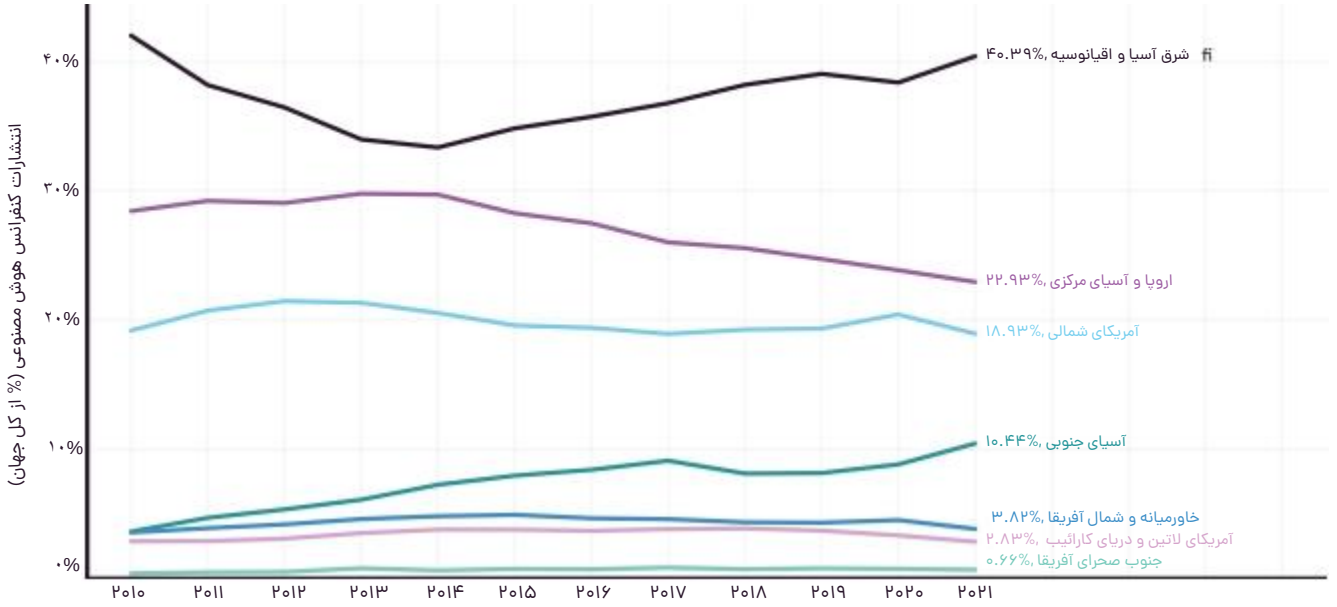
شکل ۱۳-۱-۱

براساس منطقه

شکل ۱-۱-۱۴ تعداد انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی را بر اساس منطقه نشان می‌دهد. مشابه روند انتشار مجلات هوش مصنوعی، آسیای شرقی و اقیانوسیه، اروپا و آسیای مرکزی و آمریکای شمالی بیشترین تعداد انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی را در جهان دارند. به طور خاص، سهم ارائه شده توسط آسیای شرقی و اقیانوس آرام از زمان توسعه در سال ۲۰۱۴ همچنان در حال افزایش است و تا سال ۲۰۲۱، به ۴۰/۴ درصد رسید، پس از آن اروپا و آسیای مرکزی (۲۳/۰ درصد) و آمریکای شمالی (۱۹/۰ درصد) قرار دارند. درصد انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی در جنوب آسیا در ۱۲ سال گذشته افزایش قابل توجهی داشته است، از ۴/۰ درصد در سال ۲۰۱۰ به ۱۰/۴ درصد در سال ۲۰۲۱ رسیده است.

انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



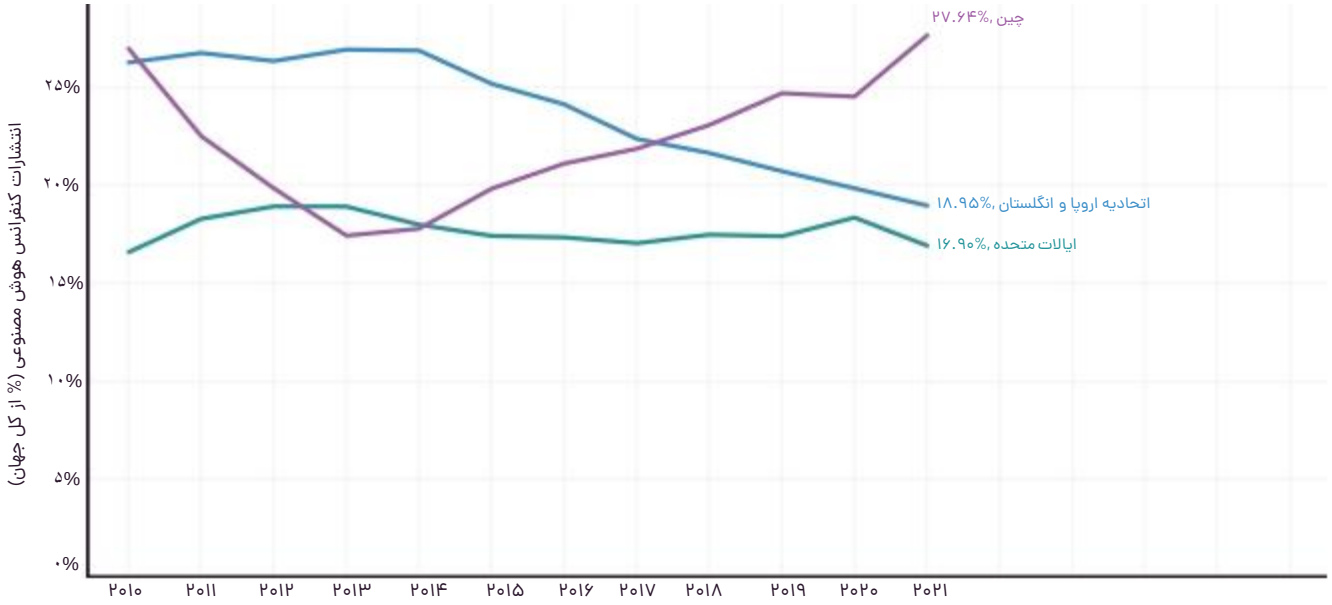
شکل ۱-۱-۱۴

بر اساس منطقه جغرافیایی

در سال ۲۰۲۱، چین با ۲۷/۶ درصد بیشترین سهم از انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی جهان را تولید کرد، با وجود اینکه این پیشروی حتی بیشتر از سال ۲۰۲۰ بود، در حالی که اتحادیه اروپا به اضافه بریتانیا با ۱۹/۰ درصد و ایالات متحده با ۱۶/۹ درصد در رتبه سوم قرار گرفتند (شکل ۱/۱/۱۵).

انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



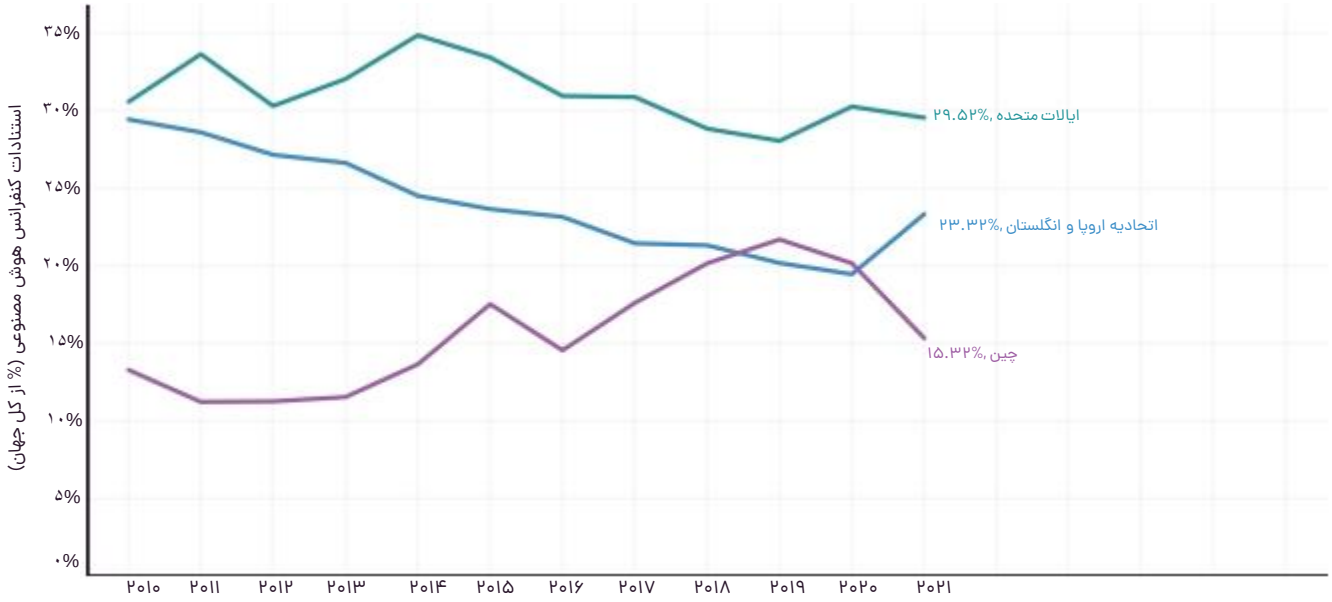
شکل ۱-۱-۱۵

استناد

علیرغم اینکه چین بیشترین انتشارات کنفرانس هوش مصنوعی را در سال ۲۰۲۱ داشته است، شکل ۱-۱-۱۶ نشان می دهد که ایالات متحده با توجه به تعداد استنادات کنفرانس هوش مصنوعی، با ۲۹/۵ درصد در سال ۲۰۲۱، در بین قدرت‌های بزرگ پیشتاز است و پس از آن اتحادیه اروپا به اضافه بریتانیا قرار دارند (۲۳/۳٪) و چین (۱۵/۳٪).

استنادات کنفرانس هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۱-۱۶

منابع هوش مصنوعی

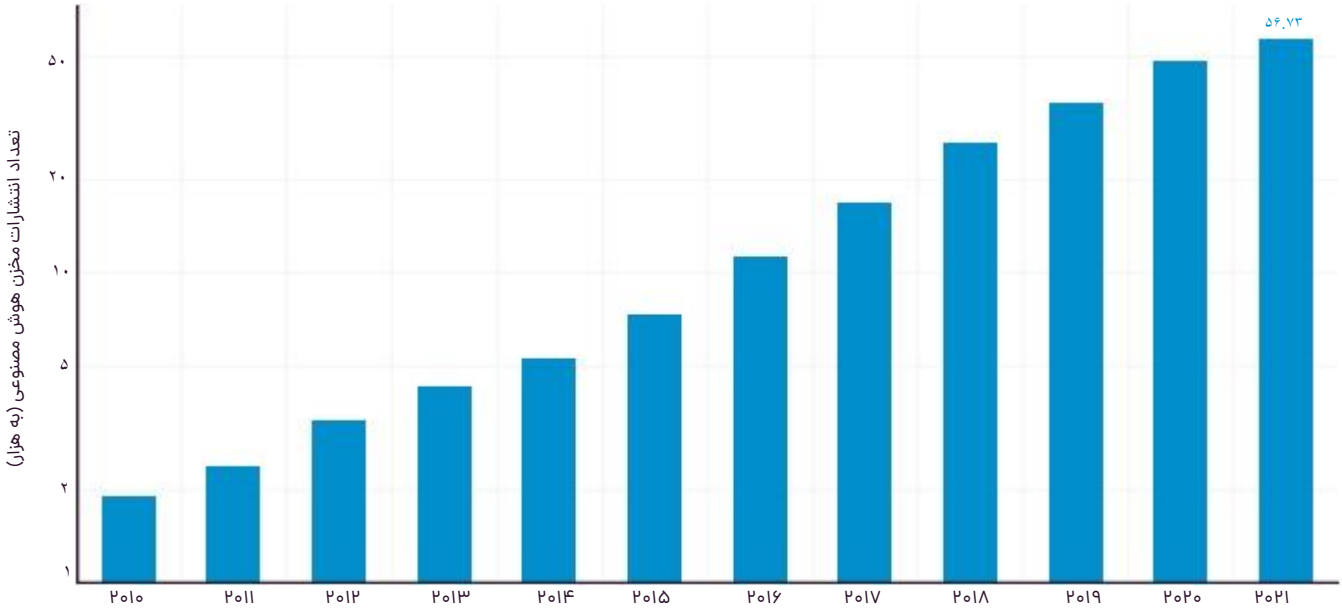
بررسی اجمالی

انتشار مقالات پیش داوری شده در منابع چاپ‌های الکترونیکی (مانند arXiv و SSRN) به روشی محبوب در میان محققان هوش مصنوعی برای انتشار کار خود در خارج از راه‌های سنتی برای انتشارات تبدیل شده است.

این مخازن به محققان این امکان را می‌دهد که یافته‌های خود را قبل از ارسال آن‌ها به مجلات و کنفرانس‌ها به اشتراک بگذارند، که چرخه کشف اطلاعات را تا حد زیادی تسریع می‌کند. تعداد انتشارات مخزن هوش مصنوعی در ۱۲ سال گذشته تقریباً ۳۰ برابر رشد کرده است (شکل ۱-۱-۱۷)، اکنون ۱۵/۳٪ از کل انتشارات مخزن را تشکیل می دهد (شکل ۱-۱-۱۸).

تعداد انتشارات منابع هوش مصنوعی، ۲۰۱۰-۲۱

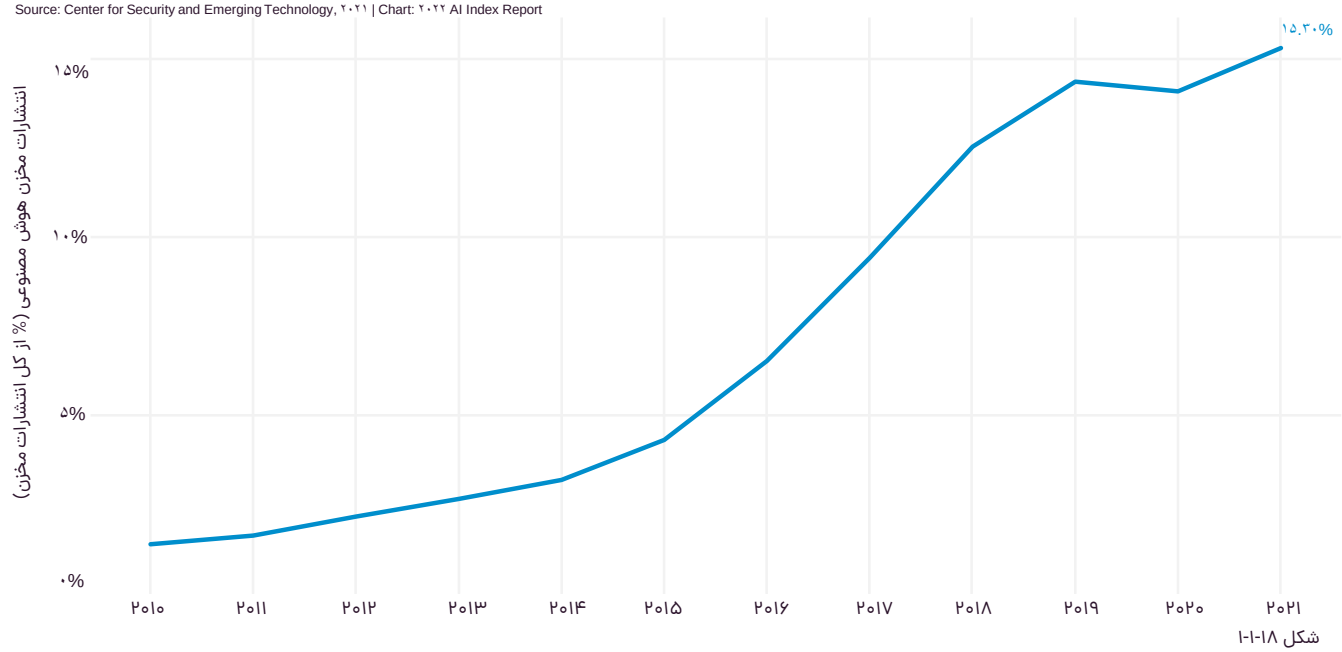
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۱-۱۷

انتشارات منابع هوش مصنوعی (% از کل انتشارات مخزن)، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



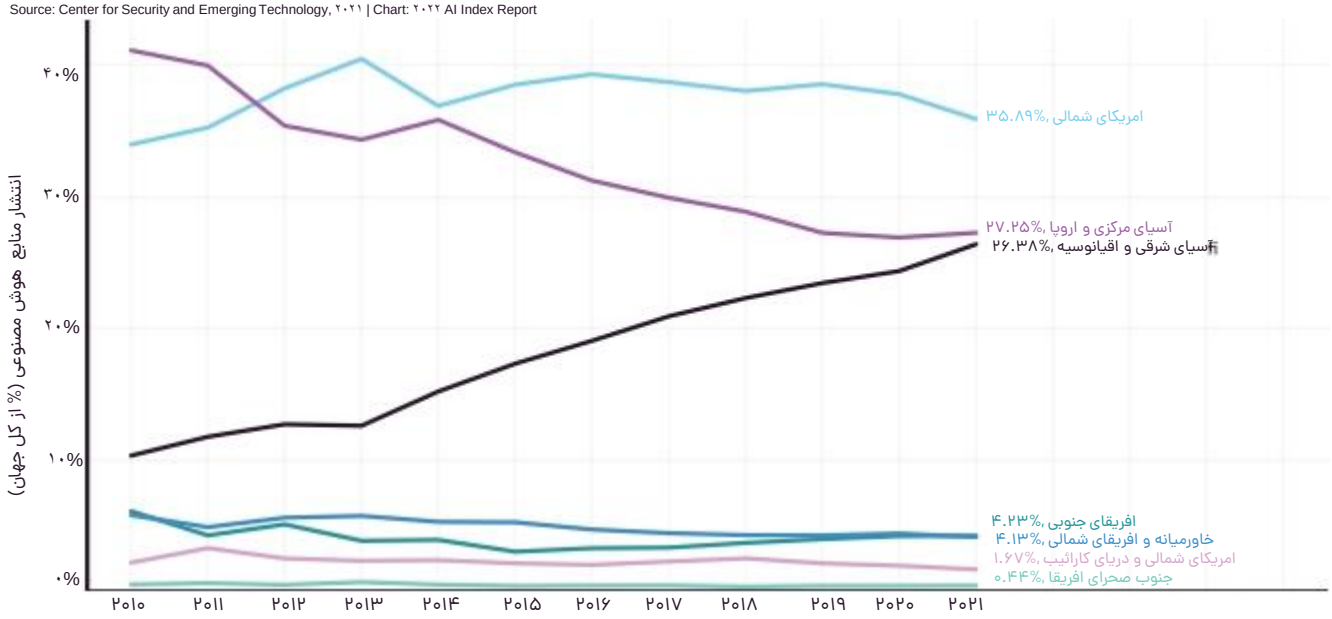
شکل ۱-۱-۱۸

بر اساس منطقه

تجزیه و تحلیل بر اساس منطقه در شکل ۱-۱-۱۹ نشان می‌دهد که آمریکای شمالی از سال ۲۰۱۴ روند ثابتی را در سهم انتشار منابع هوش مصنوعی در جهان حفظ کرده است در حالی که سهم اروپا و آسیای مرکزی کاهش یافته است. از سال ۲۰۱۳، سهم شرق آسیا و اقیانوسیه نیز رشد قابل توجهی داشته است.

انتشار منابع هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۱-۱۹

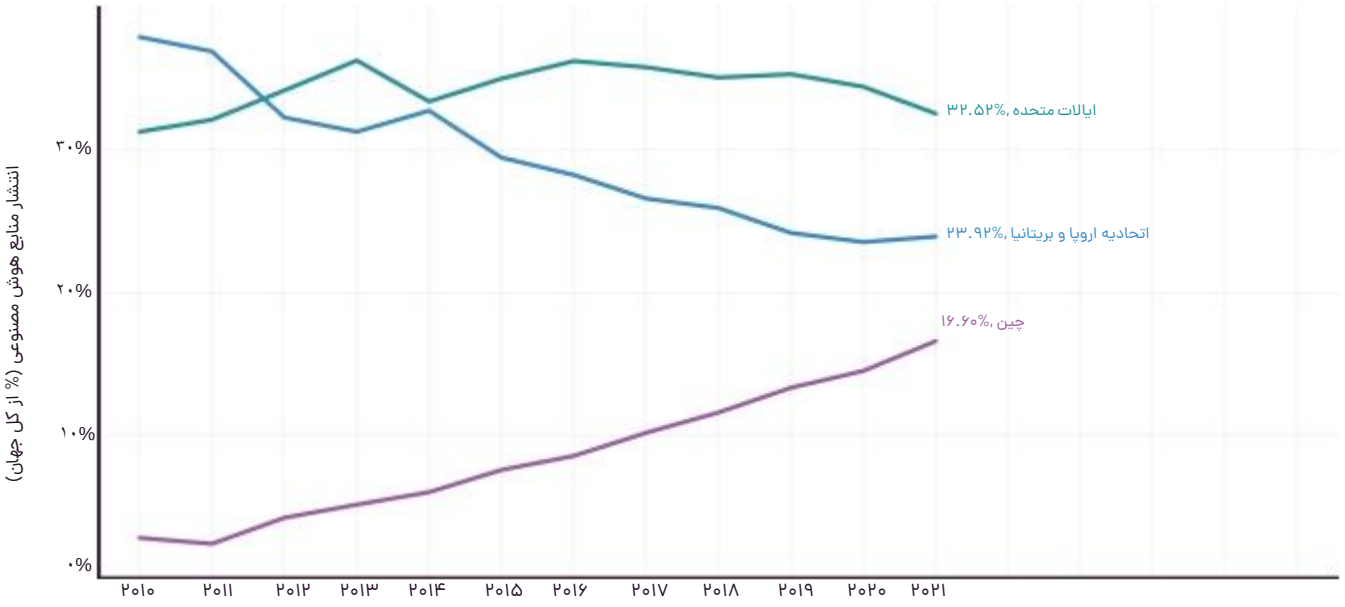
بر اساس منطقه جغرافیایی

در حالی که ایالات متحده از سال ۲۰۱۱ پیشتازی را در درصد انتشار منابع هوش مصنوعی در جهان داشته است، اما چین در حال عقب ماندن است در حالی که سهم اتحادیه اروپا به علاوه بریتانیا همچنان در حال کاهش است (شکل ۲۰-۱-۱).

در سال ۲۰۲۱، ایالات متحده ۳۲/۵ درصد از انتشار منابع هوش مصنوعی جهان را به خود اختصاص داده است (درصد بالاتری در مقایسه با نشریات مجلات و کنفرانس‌ها، پس از آن اتحادیه اروپا به علاوه بریتانیا (۲۳/۹٪) و چین (۱۶/۶٪) قرار دارند).

انتشار منابع هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۰-۱-۱

استناد

در مورد استنادات انتشار منابع هوش مصنوعی، شکل ۱-۱-۲۱ نشان می دهد که ایالات متحده با ۳۸/۶ درصد از کل مستندات در سال ۲۰۲۱ در صدر فهرست قرار دارد و این برتری نسبت به اتحادیه اروپا به علاوه بریتانیا (۲۰/۱٪) و چین (۱۶/۴٪) است.

مستندات منابع هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰ – ۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report

شکل ۱-۱-۲۱

پتنت‌های هوش مصنوعی

این بخش از داده‌های CSET و Analytics۱۷۹۰ در مورد پتنت‌های مربوط به توسعه و برنامه‌های کاربردی هوش مصنوعی (که با کدها و کلمات کلیدی طبقه‌بندی ثبت اختراع تعاونی CPC)، طبقه‌بندی بین‌المللی ثبت اختراع (IPC) نشان داده شده است، استخراج می‌شود. پتنت‌ها بر اساس کشور و سال گروه‌بندی شدند و سپس در سطح "patent family" شمارش شدند.

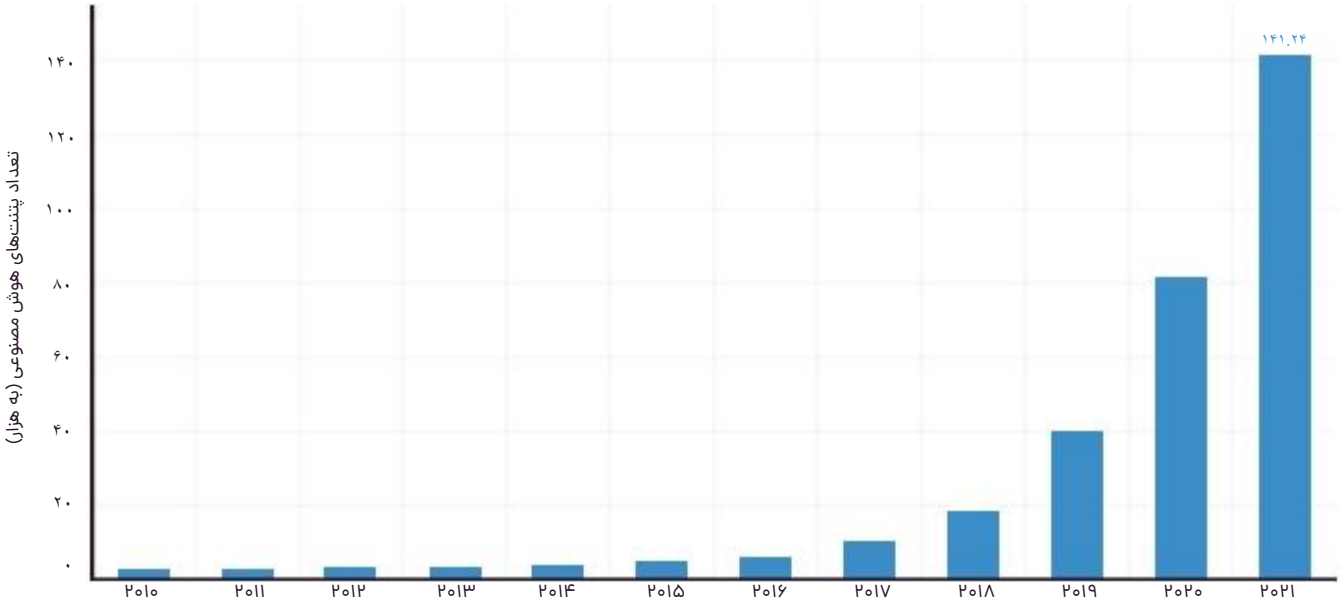
بررسی اجمالی

شکل ۲۲-۱-۱ تعداد پتنت‌های ثبت شده هوش مصنوعی را از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ نشان می‌دهد. تعداد پتنت‌های ثبت شده در سال ۲۰۲۱ بیش از ۳۰ برابر بیشتر از سال ۲۰۱۵ است که نرخ رشد ترکیبی سالانه ۷۶/۹٪ را نشان می‌دهد.

تعداد پتنت‌های ثبت شده در سال ۲۰۲۱ بیش از ۳۰ برابر بیشتر از سال ۲۰۱۵ است که نرخ رشد سالانه مرکب ۷۶/۹٪ را نشان می‌دهد.

تعداد پتنت‌های هوش مصنوعی، ۲۱-۲۰۱۰

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۲-۱-۱

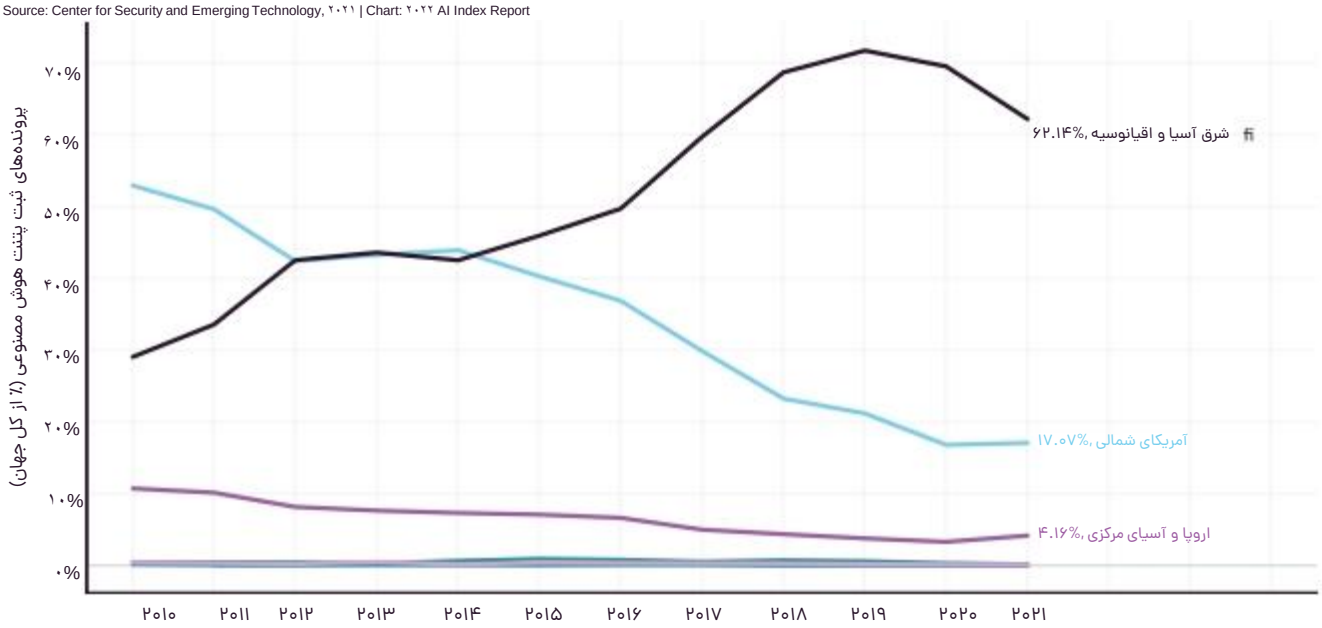
بر اساس منطقه و وضعیت اپلیکیشن

شکل ۲۳-۱-۱آ پرونده‌های ثبت پتنت هوش مصنوعی را بر اساس منطقه تجزیه می‌کند. سهم آسیای شرقی و اقیانوس آرام از سال ۲۰۱۴ افزایش یافت و در سال ۲۰۲۱ با ۶۲/۱ درصد از کل درخواست‌های ثبت پتنت، پیشتاز بقیه جهان شد و پس از آن آمریکای شمالی، اروپا و آسیای مرکزی قرار گرفتند.

از نظر پتنت‌های اعطا شده در این مناطق، آمریکای شمالی با ۵۷/۰٪، پس از آن آسیای شرقی و اقیانوسیه (۳۱/۰٪) و اروپا و آسیای مرکزی (۱۱/۳٪) پیشتاز هستند (شکل ۲۳-۱-۱ب). سایر مناطق تقریباً ۱٪ از اختراعات جهانی را تشکیل می‌دهند (شکل ۲۳-۱-۱پ).

پرونده های ثبت اختراع هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه، ۲۰۱۰-۲۱

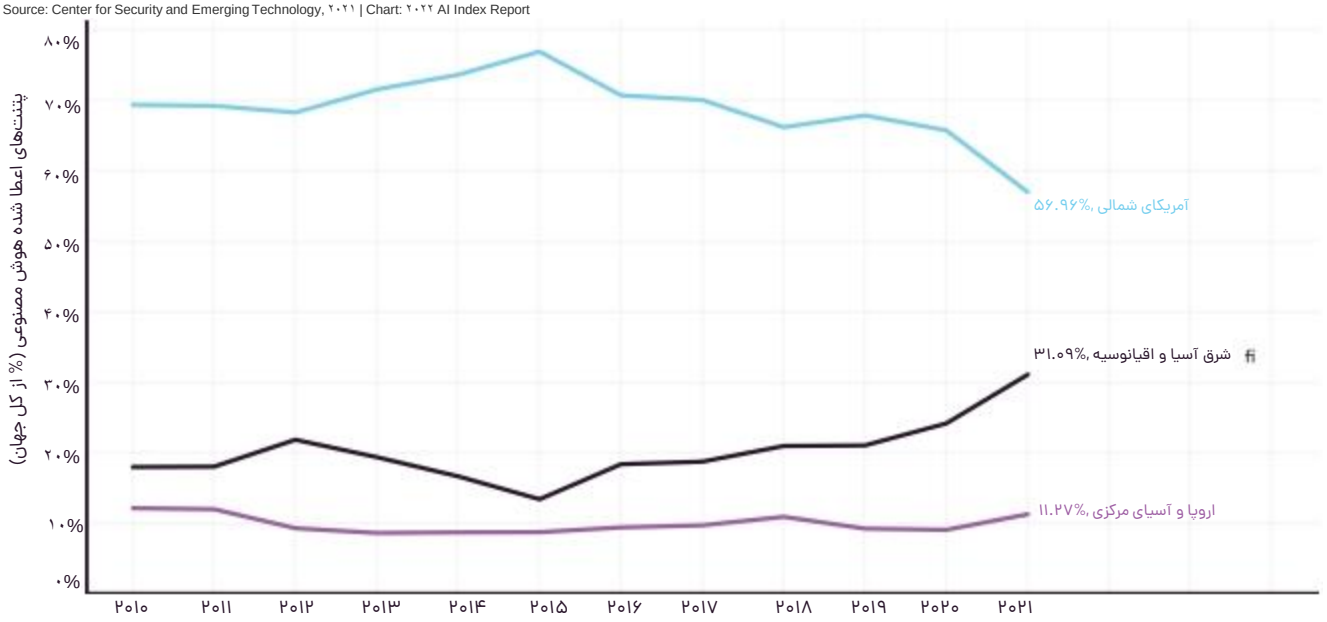
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۳-۱-۱آ

ثبت پتنت‌های هوش مصنوعی (% از کل جهان) براساس منطقه، ۲۰۱۰–۲۱ (قسمت ۱)

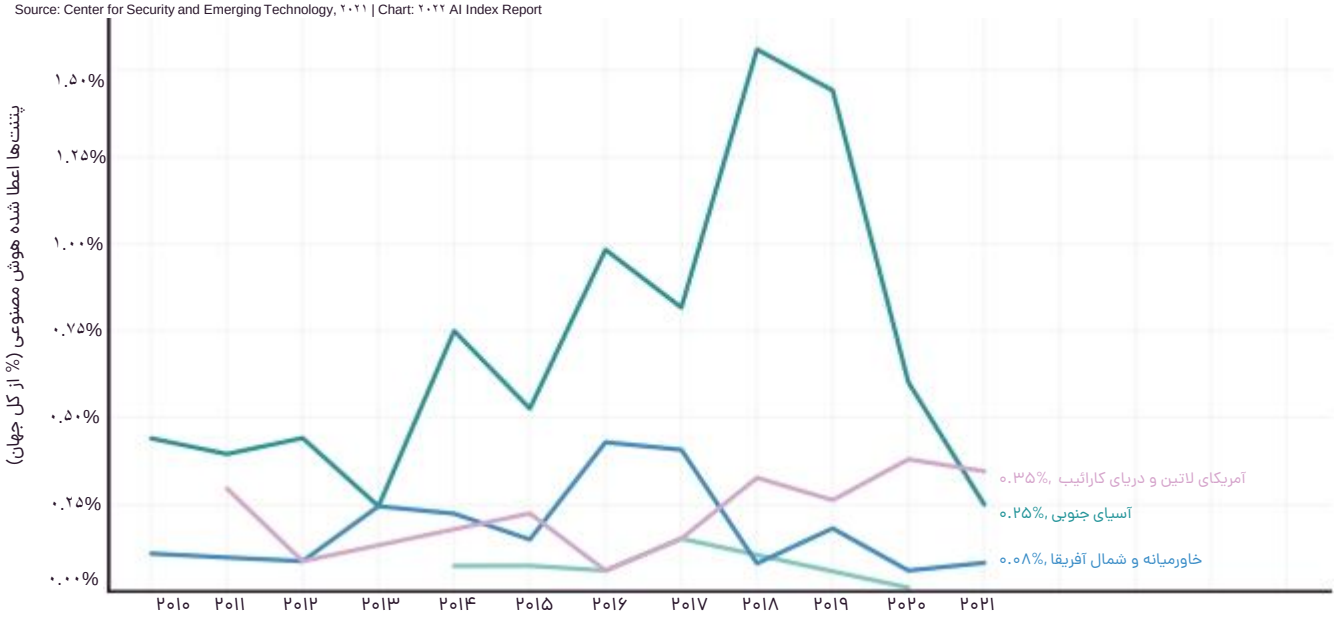
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۳-۱-۱ب

ثبت پتنت‌های هوش مصنوعی (% از کل جهان) براساس منطقه، ۲۰۱۰–۲۱ (قسمت ۲)

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۳-۱-۱پ

بر اساس منطقه جغرافیایی و وضعیت درخواست‌ها

روندهای آشکار شده توسط تجزیه و تحلیل منطقه‌ای را می‌توان در داده‌های ثبت اختراع هوش مصنوعی که بر اساس منطقه جغرافیایی تجزیه شده است مشاهده کرد (شکل ۲۴-۱-۱آ و شکل ۲۴-۱-۱ب). چین اکنون بیش از نیمی از پتنت‌های هوش مصنوعی جهان را به ثبت رسانده و حدود ۶ درصد از سهم این حوزه را به خود اختصاص داده است، تقریباً مانند اتحادیه اروپا به علاوه بریتانیا. ایالات متحده که تقریباً تمام پتنت‌ها را در آمریکای شمالی ثبت می‌کند، این کار را با نرخ یک سوم چین انجام می دهد. شکل ۲۴-۱-۱پ نشان می‌دهد که در مقایسه با افزایش تعداد پتنت‌های اعمال شده و اعطا شده هوش مصنوعی، چین تعداد درخواست‌های ثبت اختراع بسیار بیشتری دارد (۸۷۳۴۳ مورد در سال ۲۰۲۱) نسبت به موارد اعطا شده (۱۴۰۷ مورد در سال ۲۰۲۱).

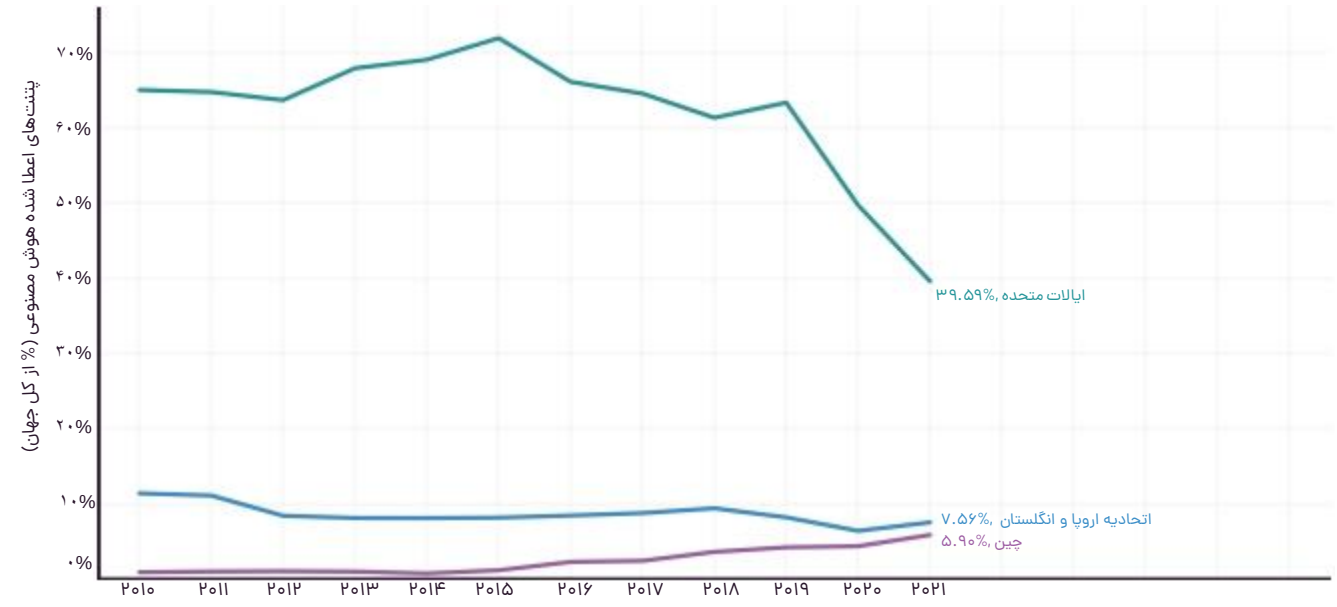
پرونده‌های ثبت پتنت هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report

شکل ۲۴-۱-۱آ

ثبت پتنت هوش مصنوعی (% از کل جهان) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

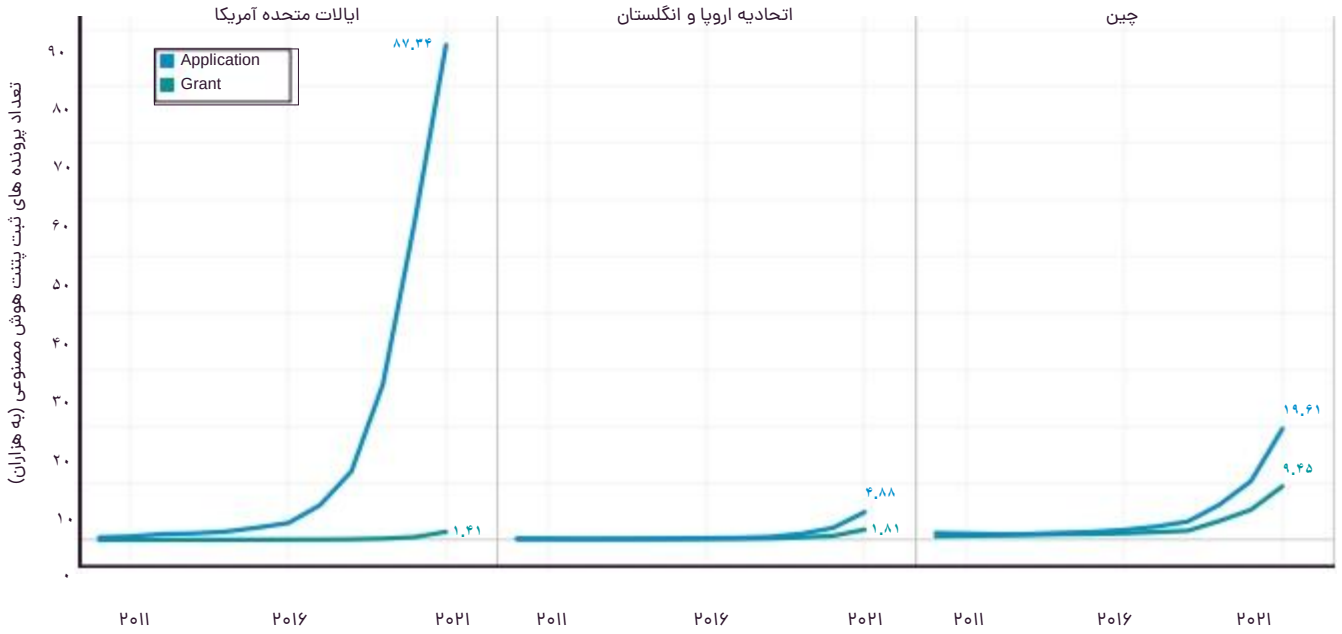
Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۴-۱-۱ب

ثبت پتنت‌های هوش مصنوعی براساس وضعیت درخواست و منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Center for Security and Emerging Technology, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲۴-۱-۱پ

کنفرانس‌های هوش مصنوعی مکان‌های کلیدی محققان برای انتشار و برقراری ارتباط با کار و همچنین ارتباط با همتایان و همکارانشان است. حضور در کنفرانس نشان‌دهنده علاقه صنعتی و دانشگاهی گسترده‌تر به یک حوزه علمی است. در ۲۰ سال گذشته، کنفرانس‌های هوش مصنوعی نه تنها از نظر اندازه، بلکه از نظر تعداد و اعتبار نیز رشد کرده‌اند. این بخش داده‌هایی را در مورد روند حضور در کنفرانس‌های اصلی هوش مصنوعی ارائه می‌کند که کنفرانس‌های بیشتری را نسبت به گزارش‌های منتشر شده در سال‌های قبل پوشش می‌دهد.

۲-۱ کنفرانس‌ها

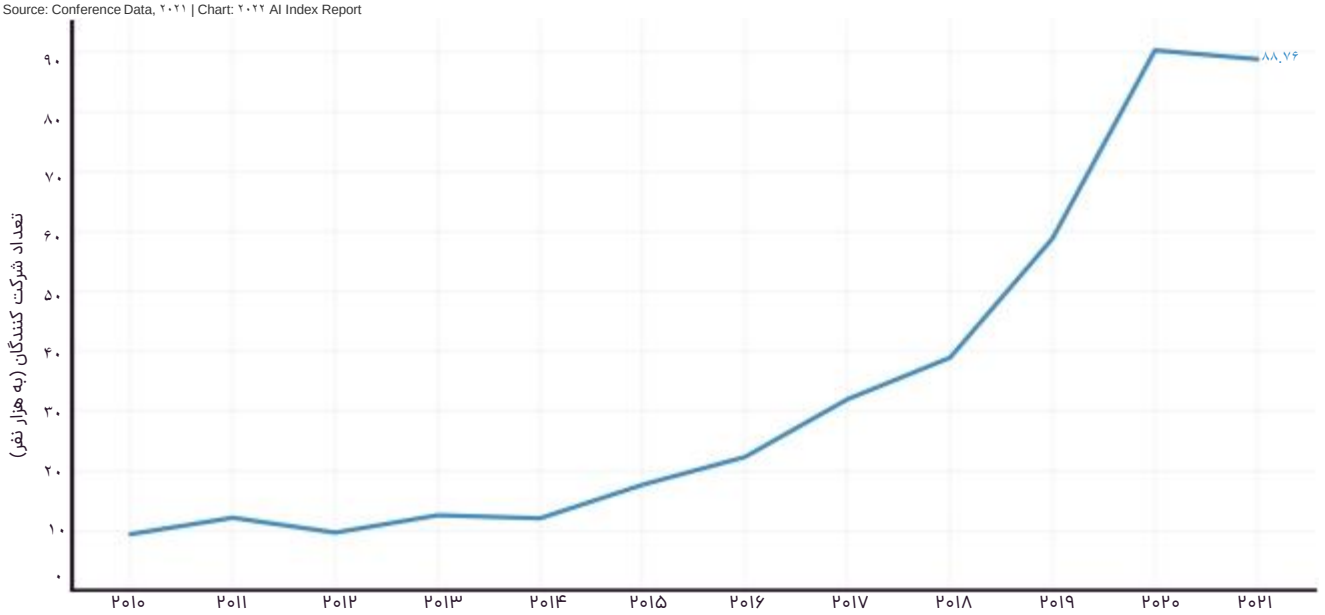
حضور در کنفرانس‌ها

مشابه سال ۲۰۲۰، اکثر کنفرانس‌های هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ به صورت مجازی ارائه شدند. فقط کنفرانس بین المللی رباتیک و اتوماسیون «ICRA» و کنفرانس روش‌های تجربی در پردازش زبان طبیعی «EMNLP» به صورت حضوری و نیمه حضوری برگزار شد. سازمان‌دهندگان این کنفرانس‌ها گزارش دادند که اندازه‌گیری تعداد دقیق شرکت‌کنندگان در یک کنفرانس مجازی دشوار است، زیرا کنفرانس‌های مجازی امکان حضور بیشتر محققان از سراسر جهان را فراهم می‌کند[۶].

شکل ۲-۱-۱ نشان می‌دهد که میزان حضور در کنفرانس‌های برتر هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ نسبت به سال ۲۰۲۰ با رشد چشم‌گیری بیش از ۸۸۰۰۰ شرکت کننده در سراسر جهان بود. شکل ۲-۱-۱ و شکل ۳-۱-۲ داده‌های میزان حضور در کنفرانس‌های فردی را نشان می‌دهد، با کنفرانس بزرگ هوش مصنوعی که به دو دسته تقسیم می شوند: کنفرانس‌های بزرگ هوش مصنوعی با بیش از ۲۵۰۰ شرکت کننده و کنفرانس‌های هوش کوچک مصنوعی با کمتر از ۲۵۰۰ شرکت کننده.

تعداد شرکت کنندگان در کنفرانس‌های منتخب هوش مصنوعی، ۲۰۱۰–۲۱

Source: Conference Data, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report

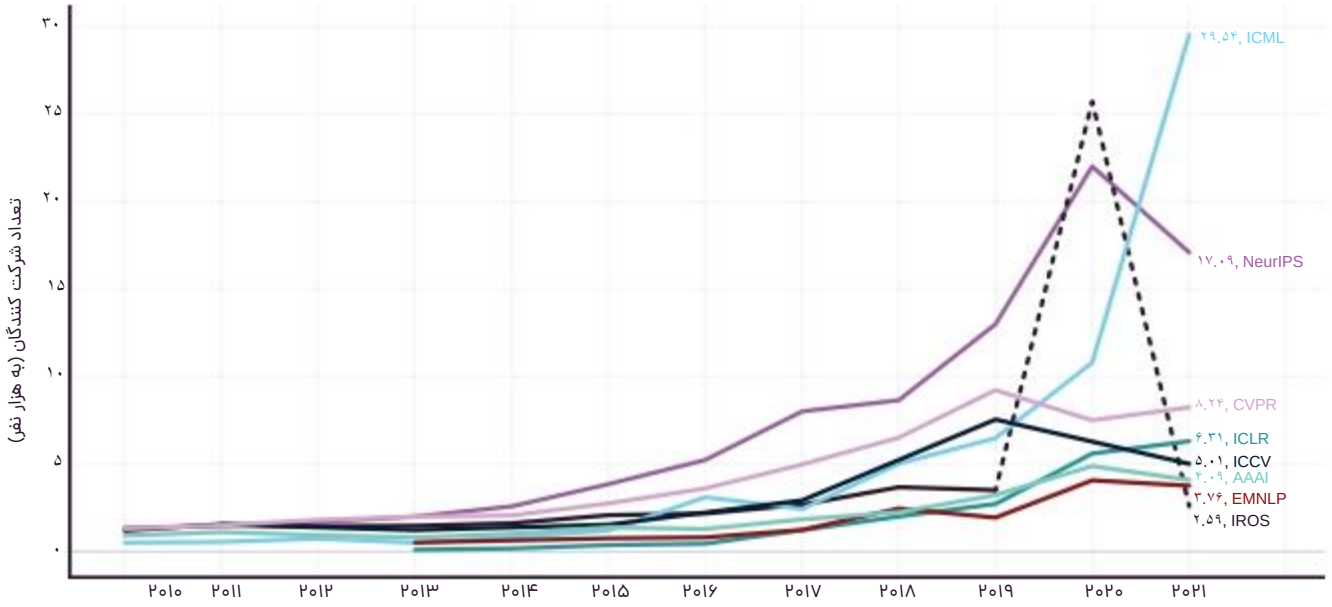


شکل ۲-۱-۱

۶ کنفرانس بین‌المللی یادگیری ماشینی «ICML» از تعداد بازدیدکنندگان به عنوان نماینده‌ای برای تعداد شرکت‌کنندگان در کنفرانس استفاده کرد که تعداد بالای شرکت کنندگان در سال ۲۰۲۱ را توضیح می‌دهد. کنفرانس بین‌المللی ربات‌ها و سیستم‌های هوشمند «IROS» کنفرانس مجازی را گسترش داد. به کاربران اجازه می‌دهد تا تا طی سه ماه رویداد را مشاهده کنند، که تعداد بالای حضور در سال ۲۰۲۰ را توضیح می‌دهد. برای کنفرانس AAMAS، حضور در سال ۲۰۲۰ بر اساس تعداد کاربرانی است که در سایت گزارش شده توسط پلتفرمی که مذاکرات را ضبط و مدیریت کرده است.

حضور در کنفرانس‌های بزرگ هوش مصنوعی، ۲۰۱۰–۲۱

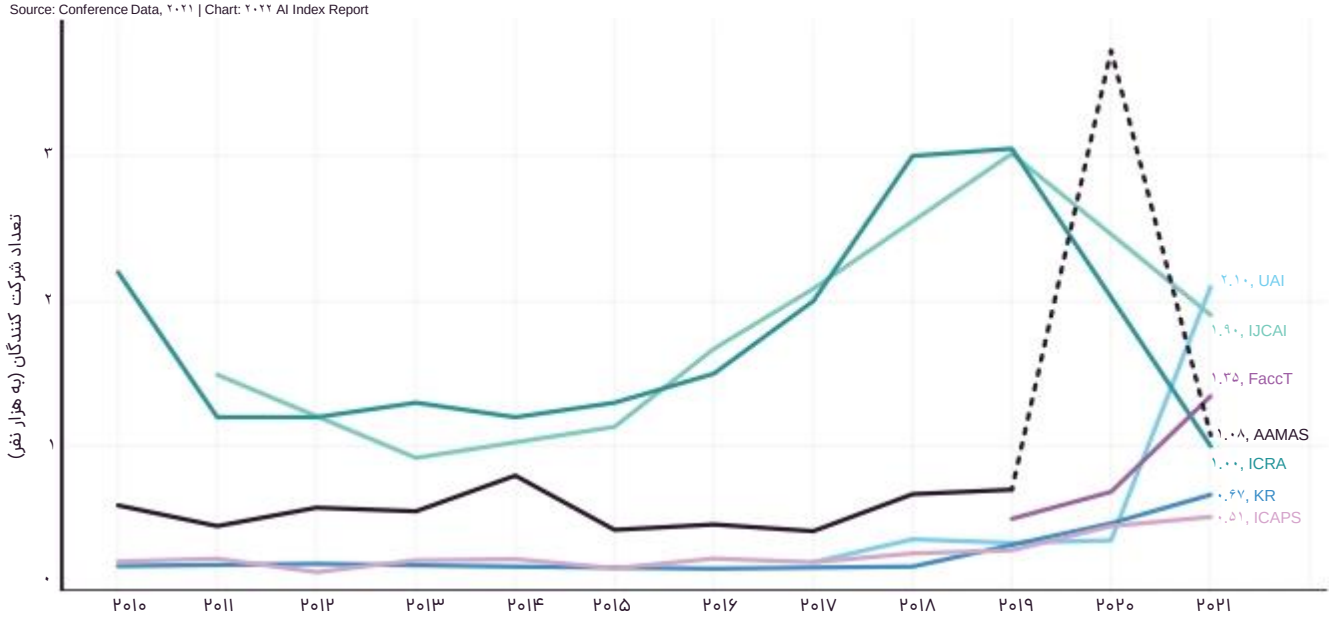
Source: Conference Data, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۲-۱

حضور در کنفرانس‌های هوش مصنوعی کوچک، ۲۰۱۰-۲۱

Source: Conference Data, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۲-۱

کارگاه آموزشی زنان در یادگیری ماشینی «WiML»

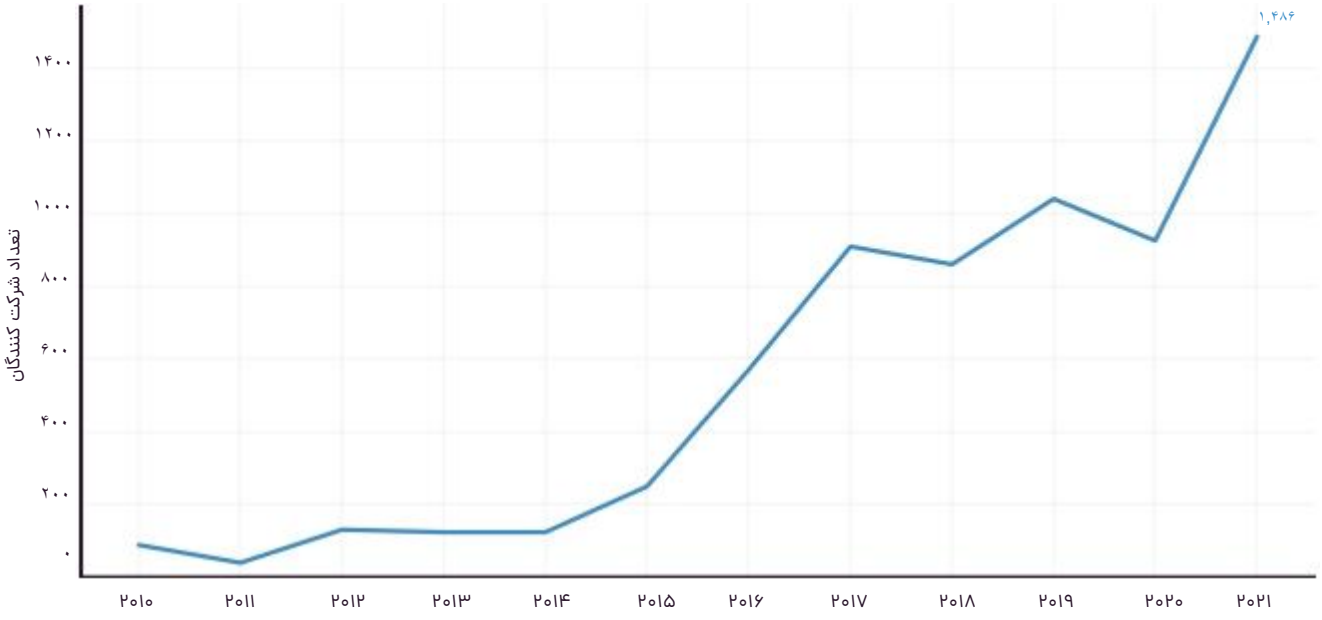
رویداد زنان در یادگیری ماشینی که در سال ۲۰۰۶ تأسیس شد، سازمانی است که به حمایت و افزایش تأثیر زنان در حوزه یادگیری ماشینی اختصاص دارد. این بخش داده‌هایی را از کارگاه فنی سالانه خود که با NeurIPS هماهنگ شده است ارائه می‌دهد. از سال ۲۰۲۰، WiML همچنین میزبان یک رویداد غیر کارگاهی بوده است که هدف آن پیشبرد تحقیقات از طریق همکاری و تعامل بین شرکت کنندگان با پیشینه‌های مختلف در ICML است.

شرکت کنندگان کارگاه

تعداد شرکت‌کنندگانی که در کارگاه WiML شرکت می‌کنند از زمانی که برای اولین بار در سال ۲۰۰۶ معرفی شد، به طور پیوسته افزایش یافته است. در نسخه ۲۰۲۱، شکل ۴-۲-۱، ۱۴۸۶ شرکت‌کننده را در تمام جلسات کارگاه نشان می‌دهد که این عدد به عنوان تعداد افراد منحصر به فردی است که به صورت مجازی شرکت کرده‌اند.

حضور زنان در کارگاه آموزشی ماشینی NEURIPS، ۲۰۱۰-۲۱

AI Index Report۲۰۲۲ | Chart: ۲۰۲۱Source: Women in Machine Learning,



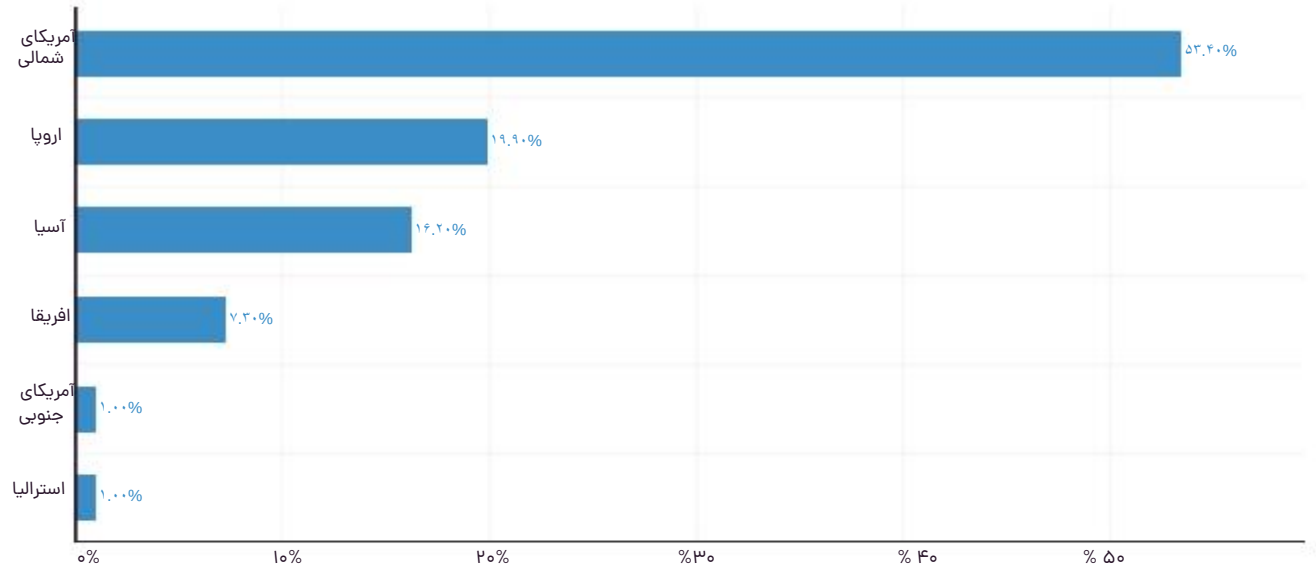
شکل ۴-۲-۱

تجزیه جمعیتی

این بخش، تفکیک قاره محل سکونت و موقعیت حرفه‌ای شرکت‌کنندگان کنفرانس‌های سال ۲۰۲۱ را بر اساس نظرسنجی انجام شده توسط شرکت‌کنندگانی که موافق به جمع‌آوری چنین اطلاعاتی بودند، نشان می‌دهد. در میان پاسخ‌دهندگان نظرسنجی، بیش از نیمی از آن‌هااز آمریکای شمالی و پس از آن اروپا (۱۹/۹٪)، آسیا (۱۶/۲٪) و آفریقا (۷/۳٪) بودند (شکل ۵-۲-۱). شکل ۶-۲-۱ نشان می دهد که دانشجویان Ph.D تقریباً نیمی از شرکت‌کنندگان در نظرسنجی را تشکیل می‌دهند، در حالی که سهم اعضای هیئت علمی دانشگاه حدود ۱/۲٪ است. دانشمندان/مهندسان محقق، دانشمندان داده/مهندسان نرم‌افزار از متداول‌ترین سمت‌های حرفه‌ای بودند.

قاره سکونت شرکت‌کنندگان در کنفرانس زنان در یادگیری ماشینی NEURIPS، ۲۰۲۱

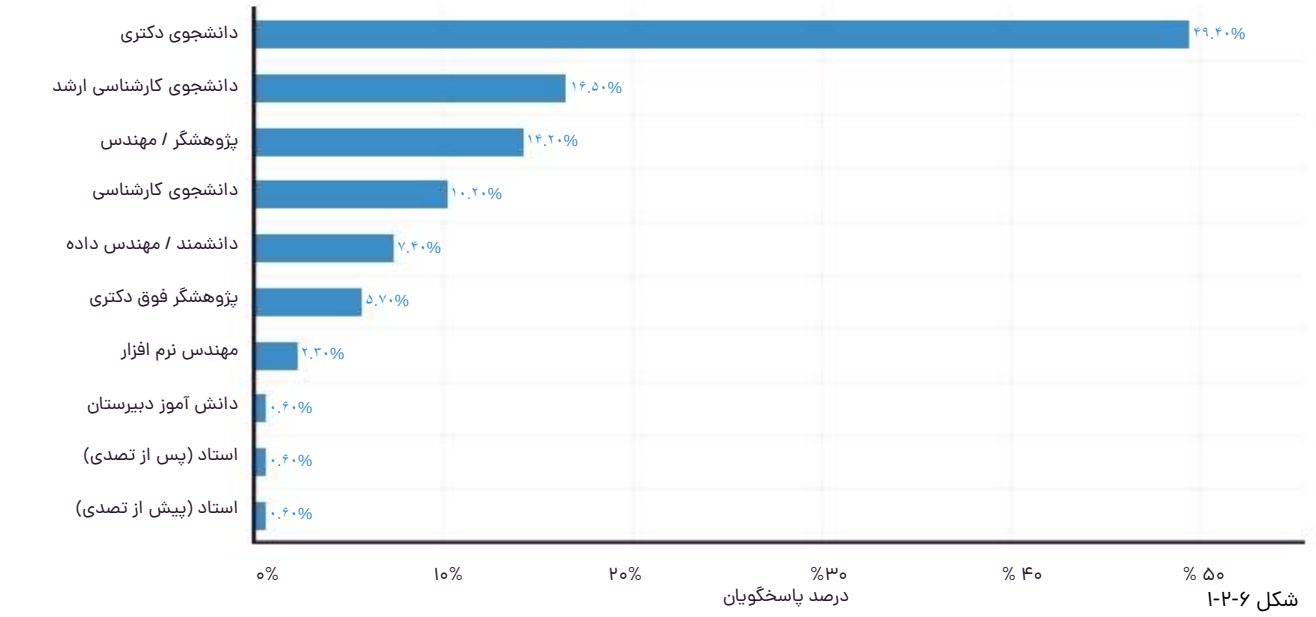
Source: Women in Machine Learning, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۵-۲-۱

موقعیت حرفه‌ای شرکت‌کنندگان در کنفرانس زنان در یادگیری ماشینی NEURIPS، ۲۰۲۱

Source: Women in Machine Learning, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۶-۲-۱

A software library is a collection of computer code that is used to create applications and products. Popular AI-specific software libraries—such as TensorFlow and PyTorch—help developers create their AI solutions quickly and efficiently. This section analyzes the popularity of software libraries through GitHub data.

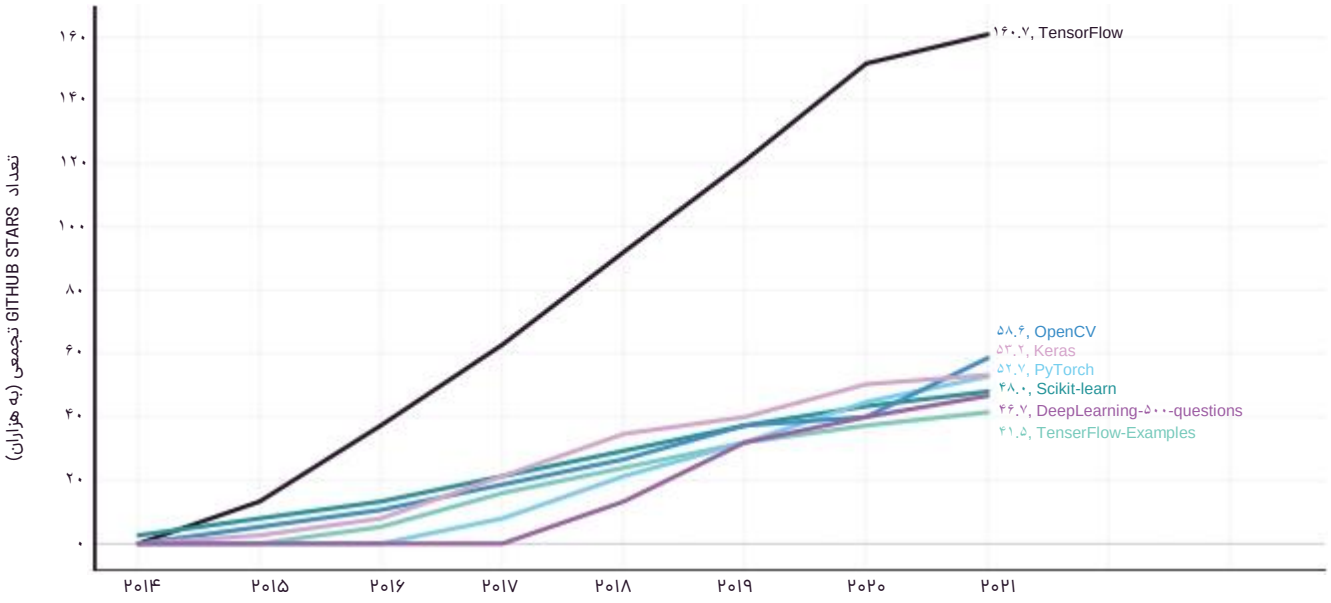
۱-۳ کتابخانه های نرم افزار منبع باز هوش مصنوعی

GITHUB STARS

شکل‌های ۱-۳-۱ و ۲-۳-۱ تعداد GITHUB STARS کتابخانه‌های نرم‌افزاری منبع باز هوش مصنوعی را از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ نشان می‌دهند. TensorFlow در سال ۲۰۲۱ با حدود ۱۶۱۰۰۰ GITHUB STARS، به عنوان محبوب‌ترین برند کتابخانه هوش مصنوعی باقی ماند و در سال ۲۰۲۱ تقریباً سه برابر محبوب‌تر از محبوب‌ترین کتابخانه نرم‌افزاری هوش مصنوعی منبع باز GitHub، OpenCV بود که بعد از آن Keras، PyTorch و Scikit-learn قرار گرفتند. شکل ۲-۳-۱ محبوبیت کتابخانه را برای کتابخانه‌هایی با کمتر از ۴۰۰۰۰ GITHUB STARS نشان می‌دهد.

تعداد GITHUB STARS کتابخانه هوش مصنوعی (بیش از ۴۰ هزار ستاره)، ۲۰۱۴–۲۱

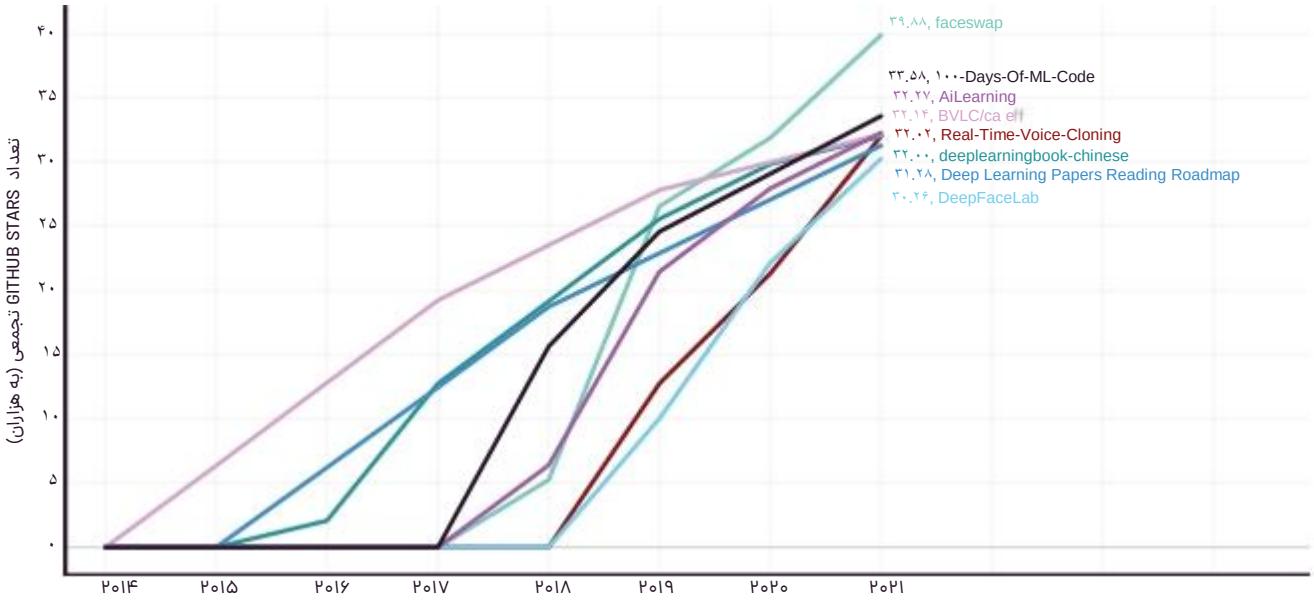
Source: GitHub, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۳-۱

تعداد GITHUB STARS کتابخانه هوش مصنوعی (کم‌تر از ۴۰ هزار ستاره)، ۲۰۱۴–۲۱

Source: GitHub, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۳-۱

گزارش شاخص هوش
مصنوعی ۲۰۲۲

فصل ۲
عملکرد فنی

بررسی اجمالی

در گزارش امسال، فصل عملکرد فنی شامل تجزیه و تحلیل گسترده از پیشرفت فنی در زیرشاخه‌های مختلف هوش مصنوعی، از جمله زیرشاخه‌ها در بینایی کامپیوتر، زبان، گفتار، توصیه‌ها، یادگیری تقویتی، سخت‌افزار و رباتیک است. از تعداد اندازه‌گیری‌های کمی، از معیارهای رایج هوش مصنوعی و نظرسنجی گسترده، برای برجسته کردن توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی با عملکرد بهینه استفاده می‌کند.

خلاصه فصل

داده، داده، داده: نتایج برتر در معیارهای فنی به طور فزاینده‌ای بر استفاده از داده‌های آموزشی برای تنظیم نتایج جدید و پیشرفته متکی است. از سال ۲۰۲۱، ۹ سیستم پیشرفته هوش مصنوعی از ۱۰ معیار موجود در این گزارش با داده‌ها آموزش داده شده‌اند. این روند به طور ضمنی به نفع بازیگران بخش خصوصی با دسترسی به مجموعه داده‌های گسترده است.

افزایش علاقه به وظایف فرعی بینایی رایانه‌ای خاص: در سال ۲۰۲۱، جامعه تحقیقاتی سطح بیشتری از علاقه را به وظایف فرعی بینایی رایانه‌ای خاص‌تر، مانند تقسیم‌بندی تصویر پزشکی و شناسایی چهره مشاهده کرد. به عنوان مثال، تنها ۳ مقاله تحقیقاتی سیستم‌ها را در برابر معیار تصویربرداری پزشکی Kvasir-SEG قبل از سال ۲۰۲۰ آزمایش کردند. در سال ۲۰۲۱، ۲۵ مقاله تحقیقاتی این کار را انجام دادند. چنین افزایشی نشان می‌دهد که تحقیقات هوش مصنوعی به سمتی می‌رود که می‌تواند کاربردهای مستقیم‌تری در دنیای واقعی داشته باشد.

هوش مصنوعی هنوز بر وظایف پیچیده زبان تسلط ندارد: هوش مصنوعی در حال حاضر از سطح عملکرد انسان در معیارهای درک مطلب اولیه مانند SuperGLUE و SQuAD، ۱٪ تا ۵٪ فراتر رفته است. اگرچه سیستم‌های هوش مصنوعی هنوز قادر به دستیابی به عملکرد انسانی در وظایف پیچیده‌تر زبانی مانند استنتاج زبان طبیعی ابداکتیو «aNLI» نیستند، با این حال فاصله تا آن در حال کاهش است. در سال ۲۰۱۹، انسان ها ۹ درصد بهتر از ANLI عمل کردند. از سال ۲۰۲۱، این شکاف به ۱٪ کاهش یافته است.

روی آوردن به سمت یادگیری تقویتی عمومی‌تر: در دهه گذشته، سیستم‌های هوش مصنوعی قادر به تسلط بر وظایف یادگیری تقویتی محدودی هستند که در آن از آنها خواسته می شود تا عملکرد خود را در یک مهارت خاص مانند شطرنج به حداکثر برسانند. برترین موتور نرم‌افزار شطرنج اکنون ۲۴ درصد از امتیاز برتر ELO مگنوس کارلسن فراتر رفته است. با این حال، در دو سال گذشته، سیستم‌های هوش مصنوعی نیز ۱۲۹ درصد در وظایف یادگیری تقویتی عمومی Procgen که باید در محیط‌های جدید عمل کنند، بهبود یافته‌اند. این روند از توسعه آینده سیستم‌های هوش مصنوعی صحبت می کند که می‌توانند تفکر گسترده‌تر را بیاموزند.

هوش مصنوعی بهینه‌تر و مقرون‌به‌صرفه‌تر می‌شود: از سال ۲۰۱۸، هزینه آموزش یک سیستم طبقه‌بندی تصویر تا ۶۳/۶٪ کاهش یافته است، در حالی که زمان آموزش ۹۴/۴٪ بهبود یافته است. روند کاهش هزینه آموزش اما زمان آموزش سریع‌تر در سایر دسته‌های وظایف مانند MLPerf توصیه‌ها، تشخیص اشیا و پردازش زبان ظاهر می‌شود و به نفع پذیرش تجاری گسترده‌تر فناوری‌های هوش مصنوعی است.

بازوهای رباتیک ارزان‌تر : بررسی‌های شاخص هوش مصنوعی نشان می‌دهد که قیمت متوسط بازوهای رباتیک در پنج سال گذشته ۴۶/۲ درصد کاهش یافته است - از ۴۲۰۰۰ دلار در سال ۲۰۱۷ به ۲۲۶۰۰ دلار در سال ۲۰۲۱. تحقیقات رباتیک در دسترس‌تر و مقرون‌به‌صرفه‌تر شده است.

بینایی کامپیوتر زیرشاخه هوش مصنوعی است که به ماشین‌ها می‌آموزد تصاویر و فیلم ها را درک کنند. طیف گسترده‌ای از وظایف بینایی کامپیوتری مانند طبقه‌بندی تصویر، تشخیص اشیا، تقسیم‌بندی معنایی و تشخیص چهره وجود دارد. از سال ۲۰۲۱، رایانه‌ها می‌توانند در بسیاری از وظایف بینایی رایانه‌ای از انسان ها بهتر عمل کنند. فناوری‌های بینایی رایانه‌ای کاربردهای متنوعی در دنیای واقعی دارند، مانند رانندگی مستقل، نظارت بر جمعیت، تجزیه و تحلیل ورزشی و ایجاد بازی‌های ویدیویی.

۲-۱ بینایی کامپیوتری - تصویر

طبقه‌بندی تصویر

طبقه‌بندی تصویر به توانایی ماشین‌ها در دسته‌بندی آنچه در تصاویر می‌بینند اشاره دارد (شکل ۱-۱-۲). از نظر عملی، سیستم‌های تشخیص تصویر می‌توانند به خودروها کمک کنند تا اشیاء اطراف خود را شناسایی کنند، پزشکان تومورها را مشاهده کنند و مدیران کارخانه‌ها نقص‌های تولید را تشخیص دهند. دهه گذشته شاهد پیشرفت‌های فوق‌العاده‌ای در ظرفیت فنی سیستم‌های تشخیص تصویر بوده است، به‌ویژه که محققان تکنیک‌های یادگیری ماشینی بیشتری را پذیرفته‌اند. علاوه بر این، پیشرفت در فناوری‌های الگوریتمی، سخت‌افزاری و داده به این معناست که تشخیص تصویر مقرون به صرفه‌تر، به‌طور گسترده‌ای کاربردی‌تر و در دسترس‌تر از همیشه شده است.

شبکه تصویری

شبکه تصویری پایگاه داده‌ای است که شامل بیش از ۱۴ میلیون تصویر در ۲۰۰۰۰ دسته است که به صورت عمومی در دسترس محققانی است که روی مشکلات طبقه‌بندی تصاویر کار می‌کنند. شبکه تصویری که در سال ۲۰۰۹ ایجاد شد، اکنون یکی از رایج‌ترین روش‌هایی است که دانشمندان برای بهبود طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌کنند.

شبکه تصویری با دقت بالای ۱

معیارسنجی در شبکه تصویری از طریق معیارهای دقت اندازه‌گیری می‌شود، که مشخص می‌کند سیستم‌های هوش مصنوعی چقدر برچسب‌های مناسب را به تصاویر داده شده اختصاص می‌دهند. دقت بالای۱ سرعتی را اندازه‌گیری می‌کند که پیش‌بینی‌های بهینه توسط یک مدل طبقه‌بندی شده برای یک تصویر معین با برچسب تصویر مطابقت دارد. در سال‌های اخیر، بهبود عملکرد سیستم‌ها در شبکه تصویری با پیش‌آموزش آن‌ها و داده‌های مضاعف از سایر مجموعه‌های داده تصویر، به طور فزاینده‌ای رایج شده است.

در اواخر سال ۲۰۲۱، سیستم‌های طبقه‌بندی تصویر به طور متوسط ۱ خطا برای هر ۱۰ تلاش در دقت بالای۱ در مقایسه با میانگین ۴ خطا برای هر ۱۰ تلاش در اواخر سال ۲۰۱۲ را ثبت می‌کنند(شکل ۲-۱-۲).

A DEMONSTRATION OF IMAGE CLASSIFICATION

Source: Krizhevsky, ۲۰۲۰

شکل ۱-۱-۲

در سال ۲۰۲۱، برترین سیستم آموزش دیده CoAtNets بود که توسط محققان تیم google brain تولید شد.

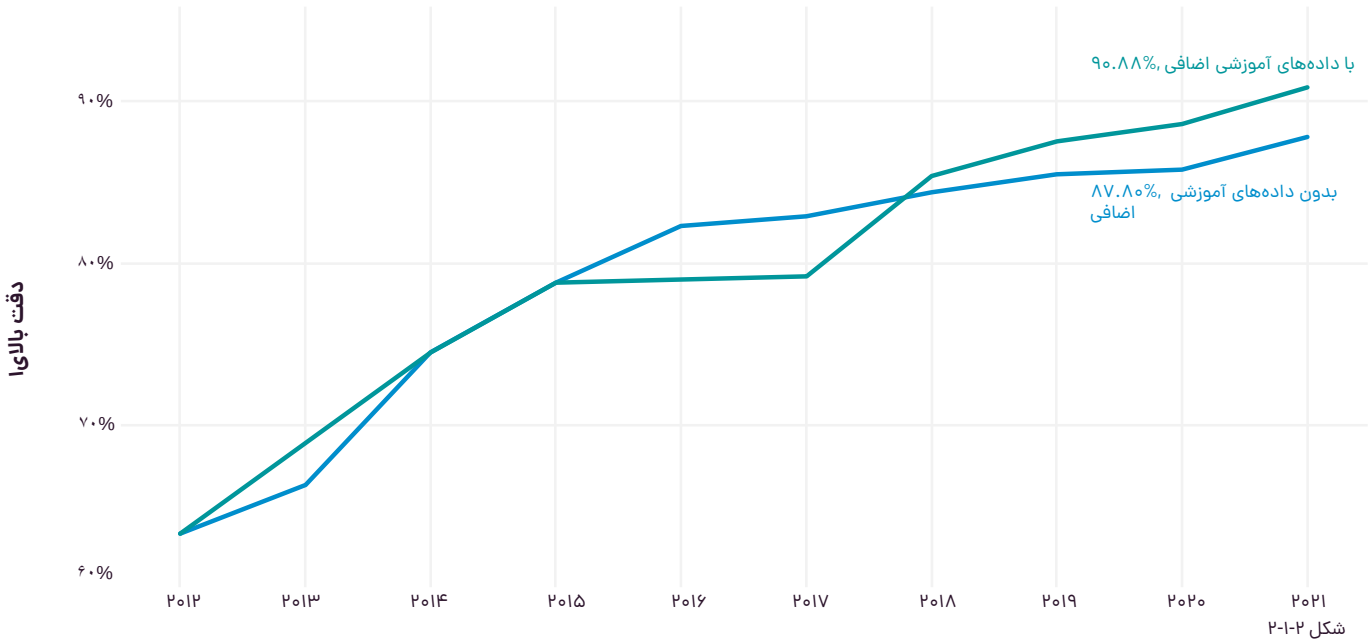
شبکه تصویری با دقت بالای ۵

دقت بالای ۵ در نظر می‌گیرد که آیا هر یک از ۵ پاسخ احتمالی مدل با برچسب تصویر مطابقت دارد یا خیر؟ همانطور که در شکل ۳-۱-۲ مشخص شده است، سیستم‌های هوش مصنوعی در حال حاضر به راحتی به دقت بالای۵ دست می‌یابند. در حال حاضر، عملکرد پیشرفته در دقت بالای۵ با پیش‌آموزش ۹۹/۰ درصد است که در نوامبر ۲۰۲۱ توسط Microsoft Cloud و مدل Florence-CoSwim-H هوش مصنوعی مایکروسافت به دست آمد.

به نظر می‌رسد که بهبود دقت بالای۵ در شبکه تصویری در حال افزایش است.. اگر سیستم شما ۹۸ یا ۹۹ از ۱۰۰ مرتبه را به درستی طبقه‌بندی می‌کند، شاید تعجب آور نباشد.

چالش‌های شبکه تصویر با دقت بالای۱

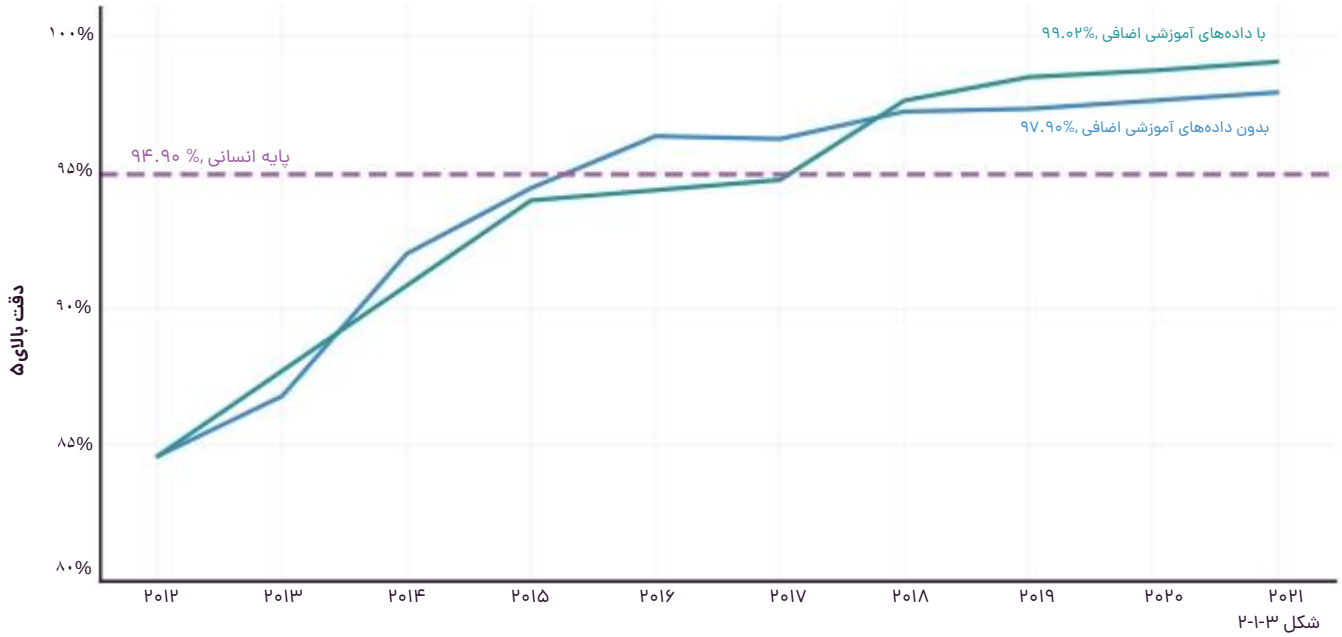
Source: Papers with Code, ۲۰۲۱; arXiv, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۱-۲

چالش‌های شبکه تصویر با دقت بالای۵

Source: Papers with Code, ۲۰۲۱; arXiv, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۱-۲

تولید تصویر

تولید تصویر وظیفه تولید تصاویری است که از تصاویر واقعی قابل تشخیص نیستند. تولید تصویر می‌تواند به طور گسترده در حوزه‌های تولیدی که باید محتوای بصری ایجاد شود مفید باشد، برای مثال سرگرمی (شرکت‌هایی مانند NVIDIA قبلاً از تولیدکننده‌های تصویر برای ایجاد دنیای مجازی برای بازی استفاده کرده‌اند)، مد (طراحان می‌توانند به سیستم‌های هوش مصنوعی اجازه دهند الگوهای طراحی متفاوتی تولید کنند) و مراقبت‌های بهداشتی (مولدهای تصویر می‌توانند ترکیبات دارویی جدید را به صورت مصنوعی ایجاد کنند). شکل ۴-۱-۲ پیشرفت در تولید تصویر را با ارائه چند چهره انسانی که به طور مصنوعی توسط سیستم‌های هوش مصنوعی در سال گذشته تولید شده‌اند، نشان می‌دهد.

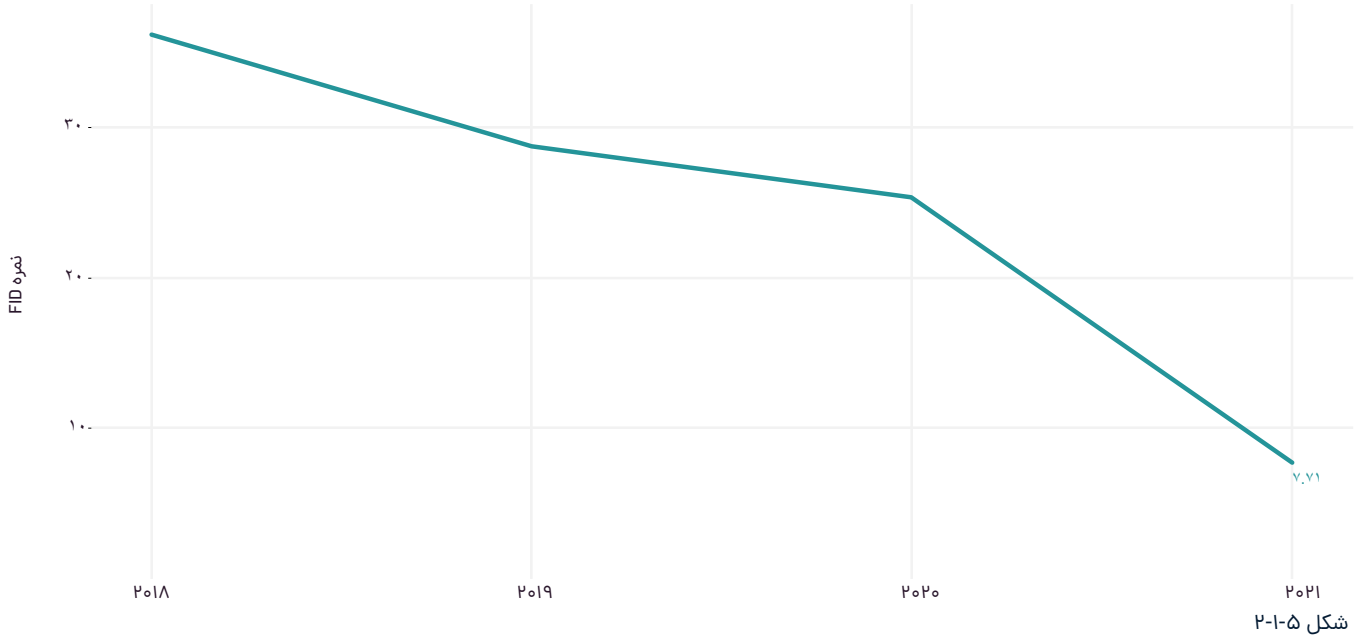
شکل ۴-۱-۲

دیتاست «STL-۱۰»: نمره «FID»

امتیاز FID شباهت بین مجموعه‌ای از تصاویر تولید شده مصنوعی و تصاویر واقعی را که از آن‌ها تولید شده است، ردیابی می‌کند. امتیاز پایین به این معنی است که تصاویر تولید شده بیشتر شبیه تصاویر واقعی هستند و نمره صفر نشان دهنده یکسان بودن تصاویر جعلی با تصاویر واقعی است. شکل ۵-۱-۲ دستاوردهایی را که مدل‌های مولد در FID بر روی دیتاست STL-۱۰، یکی از مجموعه داده‌های پراستناد در بینایی کامپیوتر به دست آورده‌اند، نشان می‌دهد. مدل پیشرفته STL-۱۰ که توسط محققان مؤسسه علوم و فناوری پیشرفته کره و همچنین دانشگاه سئول توسعه یافته است، امتیاز V.FID را ارائه کرده است که به طور قابل توجهی بهتر از پیشرفته‌ترین آن‌ها است.

دیتاست «STL-۱۰»: نمره FID

Source: Papers with Code, ۲۰۲۱; arXiv, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۵-۱-۲

FaceForensics++

FaceForensics++ یک دیتاست محک تشخیص عمیق است که شامل تقریباً ۱۰۰۰ توالی ویدیوی اصلی است که از ویدیوهای YouTube منبع شده است. پیشرفت در FaceForensics++ از نظر دقت اندازه‌گیری می شود: درصدی از تصاویر تغییر یافته که یک الگوریتم می‌تواند به درستی شناسایی کند.

اگرچه FaceForensics++ در سال ۲۰۱۹ معرفی شد، اما محققان روش‌های تشخیص دیپ‌فیک قبلی موجود را روی دیتاست آزمایش کرده‌اند تا پیشرفت را در طول زمان در تشخیص دیپ‌فیک ردیابی کنند (شکل ۶-۱-۲). در دهه گذشته، سیستم‌های هوش مصنوعی در تشخیص دیپ‌فیک بهتر و بهتر شده‌اند. در سال ۲۰۱۲، سیستم‌های با عملکرد بهینه توانستند ۶۹/۹٪ از دیپ‌فیک‌ها را در هر چهار مجموعه داده FaceForenics++ به درستی شناسایی کنند. در سال ۲۰۲۱، این تعداد به ۹۷/۷ درصد افزایش یافت[1].

تشخیص عمیق

بسیاری از سیستم‌های هوش مصنوعی اکنون می‌توانند تصاویر جعلی تولید کنند که از تصاویر واقعی قابل تشخیص نیستند. یکی از فناوری‌های این حوزه شامل قرار دادن صورت یک فرد بر روی دیگری است و به اصطلاح "دیپ فیک" ایجاد می‌کند. دیپ‌فیک‌ها برای مقاصدی مختلف از تبلیغات گرفته تا تولید هرزه‌نگاری و تولید محتوای مستهجن استفاده می‌شوند (برای مثال، در سال ۲۰۱۸، یک ویدیوی عمیق جعلی از باراک اوباما که درباره دونالد ترامپ ناسزا می‌گوید، بیش از ۲ میلیون بار در فضای مجازی پخش شد). در چند سال گذشته، محققان هوش مصنوعی با ایجاد الگوریتم‌های تشخیص عمیق‌تر قوی‌تر، به دنبال ارتقای فناوری‌های دیپ‌فیک بوده‌اند.

شکل ۶-۱-۲

۱ این اعداد با میانگین عملکرد تمام دیتاست‌های FaceForensics ++ گرفته شده است.

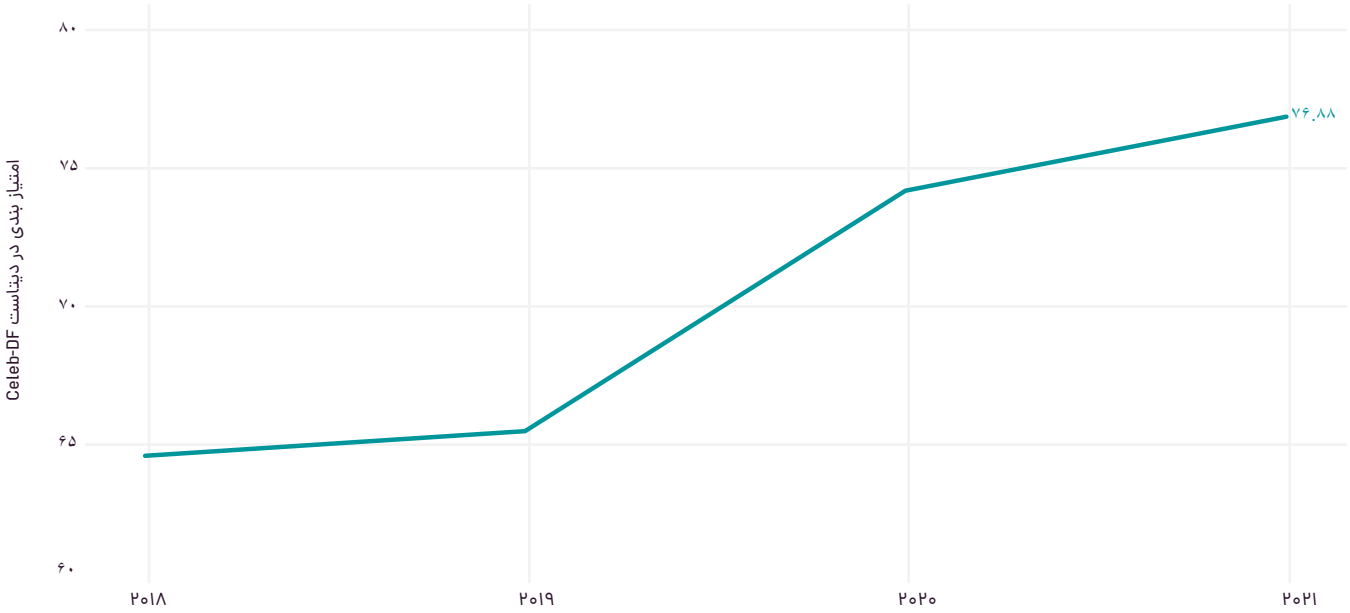
Celeb-DF

دیتاست تشخیص دیپ‌فیک Celeb-DF از ۵۹۰ ویدیوی وایرال شده یوتیوب تشکیل شده است که به ۵۶۳۹ دیپ‌فیک بخش‌بندی شده است. Celeb-DF در سال ۲۰۱۹ معرفی شد. در سال ۲۰۲۱، امتیاز برتر Celeb-DF، ۷۶٫۸۸ بود و توسط محققان دانشگاه علم و صنعت چین و گروه علی بابا به دست آمد (شکل ۷-۱-۲).

مدل‌های شناسایی در دیتاست Celeb-DF به طور قابل‌توجهی بهیینه‌تر از FaceForensics++ عمل می‌کنند که نشان می‌دهد Celeb-DF مجموعه داده‌ای چالش برانگیزتر برای آزمایش تکنیک‌ها است. از آنجایی که فناوری‌های دیپ‌فیک در سال‌های آینده به پیشرفت خود ادامه می‌دهند، نظارت بر روند پیشرفت در Celeb-DF و سایر دیتاست‌های شناسایی الگو، چالش‌برانگیز خواهد بود.

امتیاز بندی در دیتاست Celeb-DF

Source: arXiv, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۷-۱-۲

برآورد وضعیت بدن انسان

تخمین وضعیت بدن انسان وظیفه شناسایی موقعیت‌های مختلف مفاصل بدن انسان (بازوها، سر، نیم تنه و غیره) از یک تصویر واحد است (شکل ۸-۱-۲) و سپس ترکیب این داده‌ها برای برچسب زدن درست وضعیتی که انسان در آن قرار می‌گیرد.

تخمین ژست انسان می‌تواند برای تسهیل تشخیص فعالیت برای اهدافی مانند تجزیه و تحلیل ورزشی، نظارت بر جمعیت، توسعه تصاویر تولید شده توسط کامپیوتر «CGI»، طراحی محیط مجازی و حمل‌ونقل (به عنوان مثال، شناسایی علائم زبان بدن کنترل کننده باند فرودگاه) استفاده شود.

نمایشی از برآورد ژست انسانی

Source: Cao et al., ۲۰۱۹

شکل ۸-۱-۲

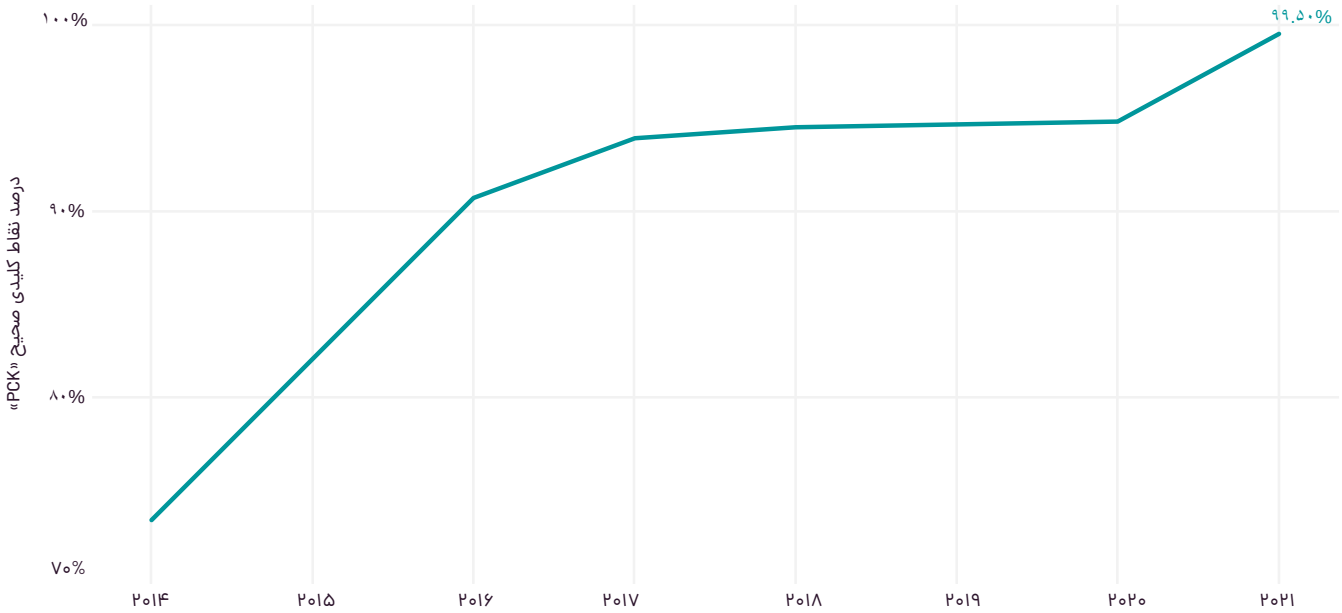
برآورد وضعیت بدن در انسان در حال ورزشی لیدز: درصد نقاط کلیدی صحیح «PCK»

دیتاست لیدز شامل ۲۰۰۰ تصویر است که از فلیکر «فلیکر یک سرویس میزبانی تصویر و ویدئوی آمریکایی است» از ورزشکارانی که در حال انجام یک ورزش هستند جمع‌آوری شده است. هر تصویر شامل اطلاعات ۱۴ محل مختلف مفاصل در بدن است. عملکرد در معیار لیدز با درصد نقاط کلیدی به درستی تخمین زده شده ارزیابی می‌شود.

در سال ۲۰۲۱، مدل برآورد حالت بدن انسان لیدز، ۹۹/۵ درصد از نقاط کلیدی حالت‌های ورزشی را به درستی شناسایی کرد (شکل ۹-۱-۲). با توجه به اینکه حداکثر عملکرد در مدل لیدز ۱۰۰.۰٪ است، معیارهای چالش برانگیزتری برای تخمین ژست انسان باید ایجاد شود، زیرا به اشباع این معیار نزدیک شده‌ایم.

برآورد وضعیت بدن در انسان در حال ورزشی لیدز: درصد نقاط کلیدی صحیح «PCK»

Source: Papers with Code, ۲۰۲۱; arXiv, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



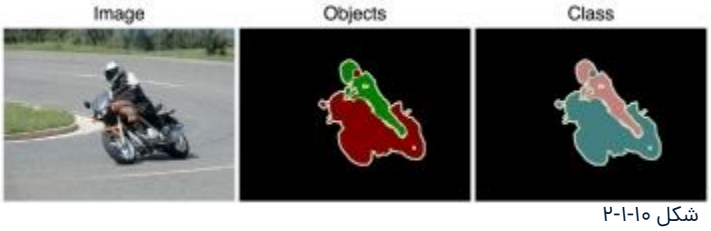
شکل ۹-۱-۲

تقسیم‌بندی معنایی

تقسیم‌بندی معنایی وظیفه تخصیص پیکسل‌های تصویر منفرد به یک دسته (مانند شخص، دوچرخه، یا پس‌زمینه) است (شکل ۱۰-۱-۲). مجموعه‌ای از حوزه‌های دنیای واقعی به تقسیم‌بندی تصویر در سطح پیکسل مانند رانندگی خودکار (تشخیص اینکه کدام قسمت از تصویری که خودرو می‌بیند عابران پیاده و کدام قسمت‌ها جاده هستند)، تجزیه و تحلیل تصویر (تشخیص پیش‌زمینه و پس‌زمینه در عکس‌ها) و تشخیص پزشکی نیاز دارند (بخش‌بندی تومورها در ریه).

A DEMONSTRATION OF SEMANTIC SEGMENTATION

Source: Visual Object Classes Challenge, ۲۰۱۲



شکل ۱۰-۱-۲

مناظر شهری

مجموعه داده مناظر شهری شامل تصاویری از محیط‌های خیابان شهری از ۵۰ شهر است که در طول روز در فصول مختلف گرفته شده‌اند و امکان ارزیابی طیف گسترده‌ای از وظایف تقسیم‌بندی معنایی (سطح نمونه، پانوپتیک و وسیله نقلیه سه‌بعدی) را فراهم می‌کند.

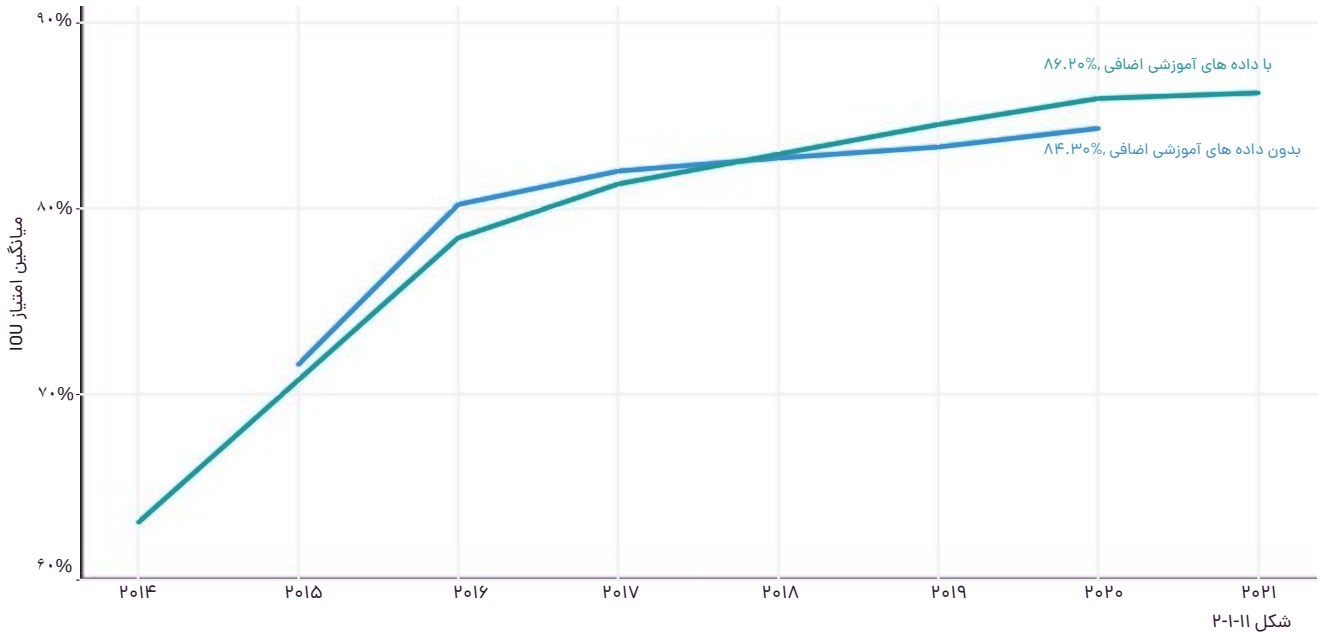
امری که اکثر محققان به آن می‌پردازند برچسب گذاری معنایی در سطح پیکسل است، چالشی که در آن سیستم‌های هوش مصنوعی باید به صورت معنایی تصویر را در سطح هر پیکسل برچسب گذاری کنند. چالش‌گران این دسته‌بندی‌ها را بر اساس مقیاس اروپایی «IoU» ارزیابی می‌کنند.

با امتیاز IoU که مربوط به دقت تقسیم‌بندی است؛ از نظر عملی، امتیاز بالاتر به این معنی است که نسبت بیشتری از بخش‌های تصویر پیش‌بینی شده توسط مدل با بخش‌های واقعی تصویر همپوشانی دارند.

سیستم‌های هوش مصنوعی با عملکرد بالا در دسته‌بندی مناظر شهری در سال ۲۰۲۱ امتیازهایی را ۱۴.۶ درصد بالاتر از امتیازات در سال ۲۰۱۵ گزارش کردند.

چالش برچسب‌گذاری معنایی در سطح پیکسل با مقیاس اروپایی IOU

Source: Cityscapes Challenge, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱۱-۱-۲

دسته بندی تصویر پزشکی

تقسیم‌بندی تصویر پزشکی به توانایی سیستم‌های هوش مصنوعی برای تقسیم‌بندی اشیاء مورد نظر، مانند اندام‌ها، ضایعات یا تومورها، در تصاویر پزشکی اشاره دارد (شکل ۱۲-۱-۲). پیشرفت فنی در این کار برای ساده‌سازی تشخیص‌های پزشکی حیاتی است. پیشرفت‌ها در بخش‌بندی تصویر پزشکی به این معنی است که پزشکان می‌توانند زمان کمتری را برای تشخیص و زمان بیشتری را برای درمان بیماران صرف کنند.

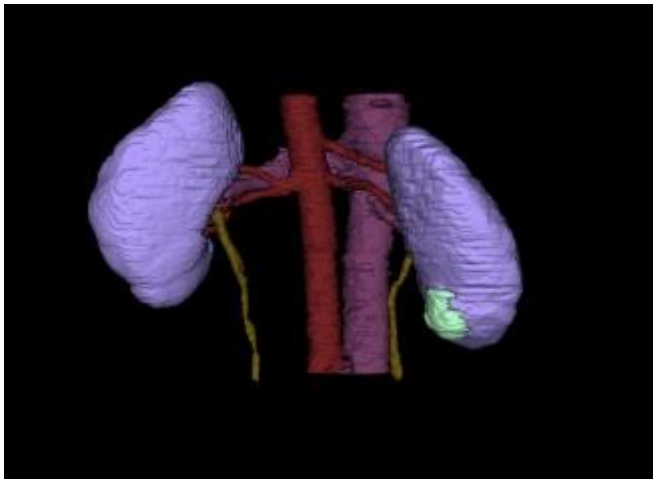
CVC-ClinicDB و Kvasir-SEG

CVC-ClinicDB دیتاستی شامل بیش از ۶۰۰ تصویر با وضوح بالا از ۳۱ کولونوسکوپی است. Kvasir-SEG یک دیتاست عمومی از ۱۰۰۰ تصویر دستگاه گوارش با وضوح بالا است که به صورت دستی توسط پزشکان توسعه داده شده و توسط متخصصان گوارش حرفه ای تأیید شده است. هر دو دیتاست برای ردیابی پیشرفت در بخش‌بندی تصویر پزشکی استفاده می‌شوند. عملکرد با میانگین DICE اندازه‌گیری می‌شود که نشان‌دهنده همپوشانی متوسط بین بخش‌های پولیپ «polyp» شناسایی‌شده توسط یک سیستم هوش مصنوعی و بخش‌های پولیپ واقعی است.

سیستم‌های هوش مصنوعی اکنون قادر به تقسیم‌بندی صحیح پولیپ‌های کولونوسکوپی با نرخ ۹۴/۲٪ در CVC-ClinicDB هستند که نشان‌دهنده بهبود ۱۱/۹ درصدی از سال ۲۰۱۵، و بهبود ۱/۸ درصدی از سال ۲۰۲۰ است (شکل ۱۳-۱-۲).

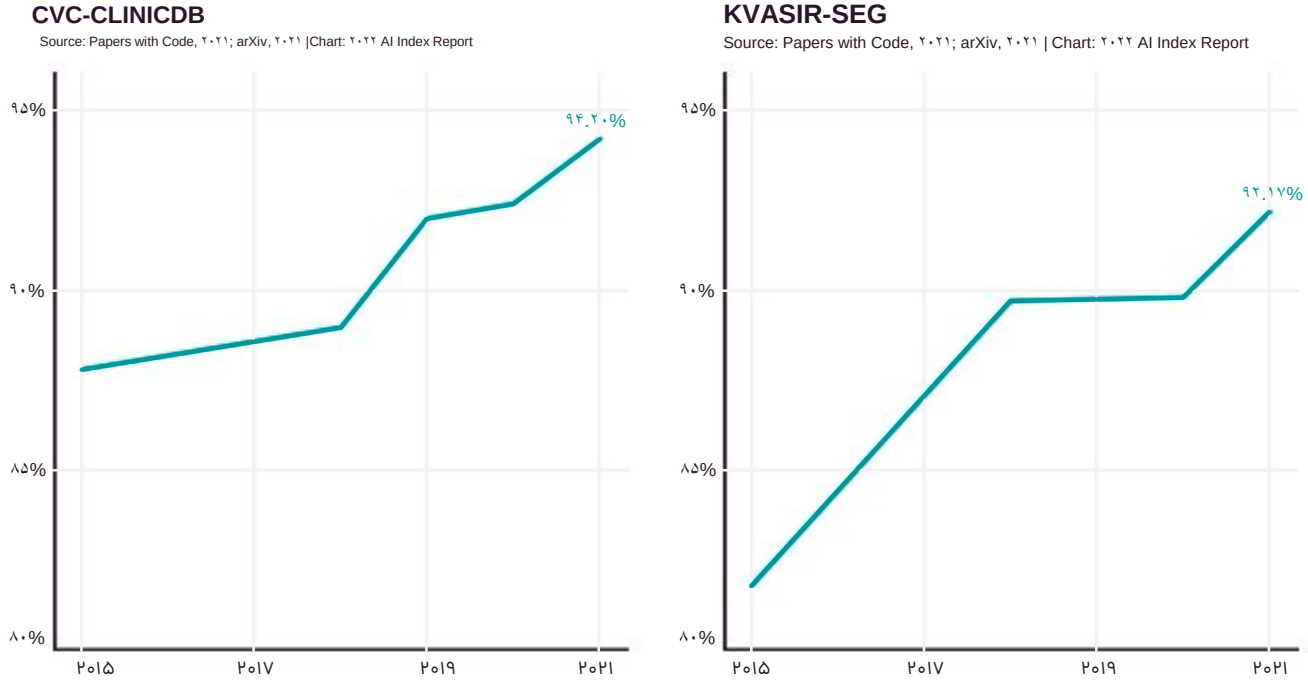
نمایشی از دسته‌بندی کلیه انسان

Source: Kidney and Kidney Tumor Segmentation, ۲۰۲۱



شکل ۱۲-۱-۲

پیشرفت مشابهی در مورد Kvasir-SEG انجام شده است، جایی که در حال حاضر مدل‌های هوش مصنوعی با عملکرد برتر می‌تواند پولیپ‌های دستگاه گوارش را با نرخ دقت ۹۲/۲٪ بخش‌بندی کنند. نتایج برتر در هر دو معیار CVC-ClinicDB و Kvasir-SEG توسط مدل MSRF-Net که یکی از اولین شبکه‌های عصبی کانولوشنال که به‌طور خاص برای تقسیم‌بندی تصاویر پزشکی طراحی شده است، به دست آمد.



شکل ۱۳-۱-۲

Video analysis concerns reasoning or task operation across sequential frames (videos), rather than single frames (images). Video computer vision has a wide range of use cases, which include assisting criminal surveillance efforts, sports analytics, autonomous driving, navigation of robots, and crowd monitoring.

۲-۲ بینایی کامپیوتری - ویدئو

شناسایی فعالیت

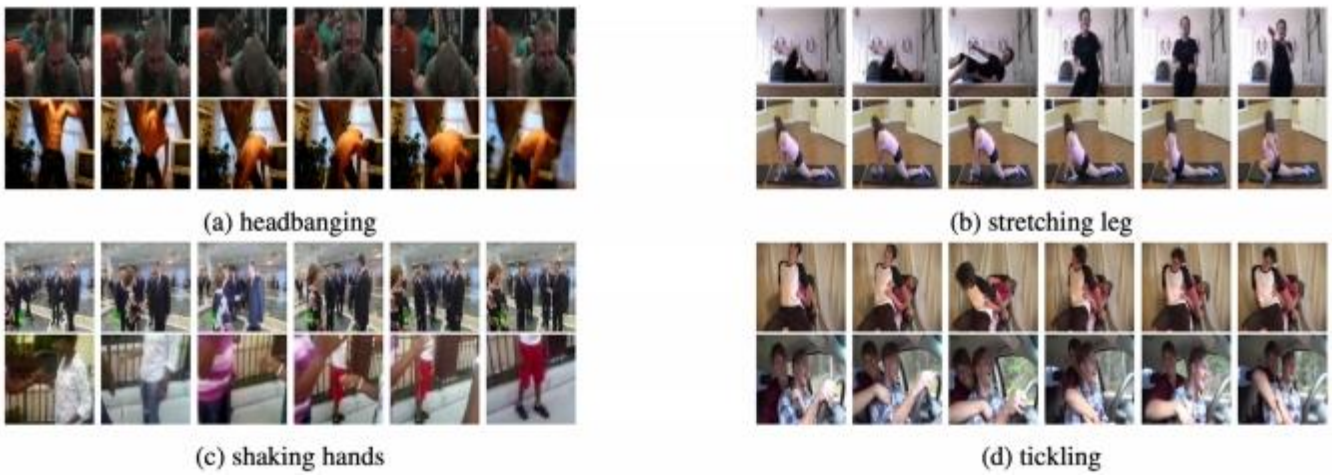
یک کار فرعی اساسی در بینایی رایانه ویدیویی، تشخیص فعالیت است: شناسایی فعالیت‌هایی که در ویدیوها اتفاق می‌افتد. سیستم‌های هوش مصنوعی برای طبقه‌بندی فعالیت‌هایی که از اقدامات ساده، مانند راه رفتن، تکان دادن، یا ایستادن، تا موارد پیچیده‌تر و شامل مراحل متعدد، مانند تهیه سالاد (که نیازمند یک سیستم هوش مصنوعی برای تشخیص و زنجیره‌ای کردن اقدامات گسسته است، به چالش کشیده شده‌اند. مانند بریدن گوجه فرنگی، شستن سبزی‌ها، استفاده از سس و غیره)

Kinetics-۴۰۰Kinetics-۶۰۰, Kinetics-۷۰۰

Kinetics-۴۰۰Kinetics و ۶۰۰ Kinetics- و ۷۰۰Kinetics- مجموعه‌ای از دیتاست‌هایی برای محک زدن تشخیص فعالیت ویدیویی هستند. هر دیتاست شامل ۶۵۰۰۰۰ کلیپ ویدیویی با کیفیت بالا از یوتیوب است که طیف وسیعی از فعالیت‌های انسانی را نشان می‌دهد و از سیستم‌های هوش مصنوعی می‌خواهد تا یک عمل را از مجموعه احتمالی ۴۰۰، ۶۰۰ و ۷۰۰ دسته‌بندی به ترتیب طبقه‌بندی کنند. برخی از کلاس‌های فعالیت جدید و چالش برانگیزتر اضافه شده به سری -۷۰۰Kinetics شامل ریختن نوشیدنی، نواختن ساز و ساختن لاته آرت است.

نمونه‌هایی از عملکرد دیتاست‌های مذکور

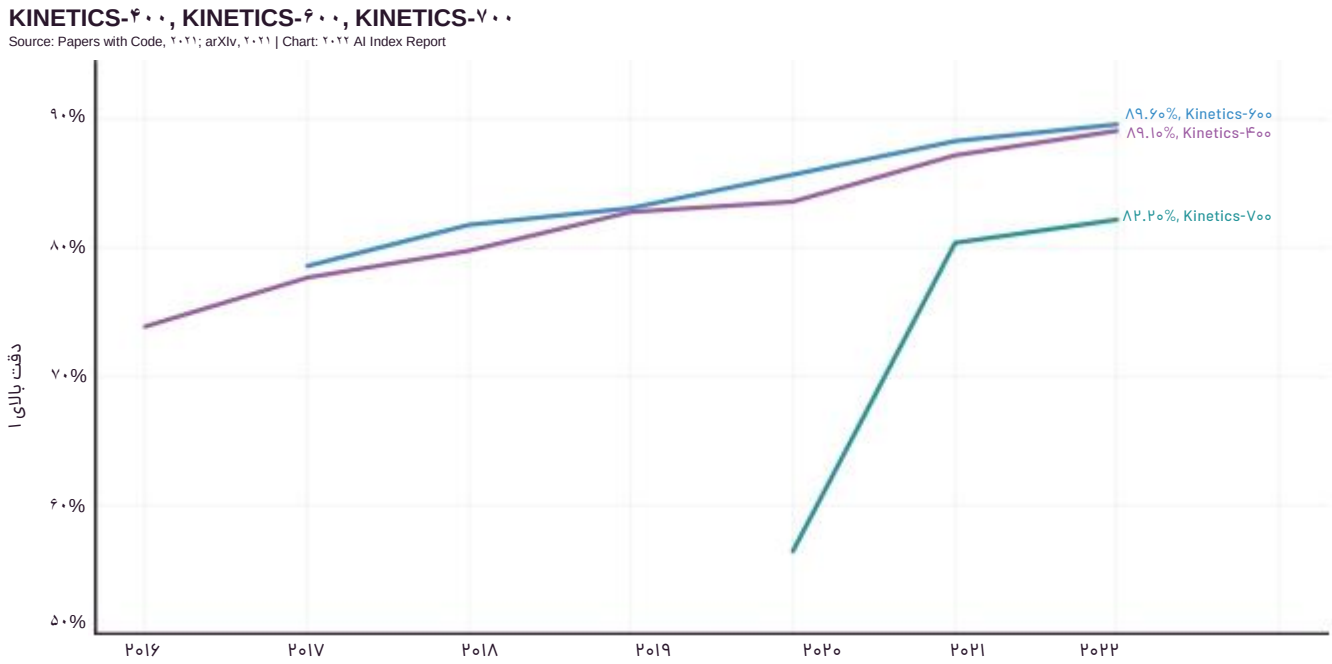
Source: Kay et al., ۲۰۱۷



شکل ۱-۲-۲

از سال ۲۰۲۲، یک مدل در صدر هر سه دیتاست نام برده در صفحه قبل قرار دارد. کانال «MTV»، با همکاری تحقیقات گوگل، دانشگاه ایالتی میشیگان و دانشگاه براون، که در ژانویه ۲۰۲۲ منتشر شد، به دقت ۸۹/۶ درصد در سری ۶۰۰، ۸۹/۱ درصد دقت در سری ۴۰۰ و دقت ۸۲/۲۰ درصدی در سری ۷۰۰ دست یافت. (شکل ۲-۲-۲). قابل توجه‌ترین جنبه در مورد پیشرفت فنی در این سری دیتاست‌ها این است که فاصله بین عملکرد در آن‌ها با سرعتی چشم‌گیر کاهش یافته است.

در سال ۲۰۲۰، شکاف بین عملکرد Kinetics-۴۰۰ و Kinetics-۷۰۰ ۲۷.۱۴ درصد بود. در یک سال کوتاه، این شکاف به ۷/۴ امتیاز کاهش یافته است، که به این معنی است که عملکرد در مجموعه داده جدیدتر و سخت‌تر سریع‌تر از عملکرد روی مجموعه داده ساده‌تر اتفاق می‌افتد و نشان می‌دهد که موارد ساده‌تر شروع به مجانب شدن می‌کنند.



شکل ۲-۲-۲

تشخیص اشیاء

تشخیص اشیا وظیفه شناسایی آن‌ها درون یک تصویر است (شکل ۳-۲-۲). فلسفه‌های مختلفی در مورد اولویت، سرعت و دقت وجود دارد که طراحی سیستم‌های تشخیص اشیا را راهنمایی می‌کند. سیستم‌هایی که به سرعت آموزش می‌بینند ممکن است کارآمدتر باشند اما دقت کمتری دارند.

مواردی که دقیق‌تر هستند ممکن است عملکرد بهتری داشته باشند، اما پردازش یک ویدیو بیشتر طول می‌کشد. این مبادله بین سرعت و دقت در انواع روش‌های تشخیص اشیا که در دهه گذشته پیشگام شده‌اند نیز منعکس شده است.

نمایشی از اینکه چگونه تشخیص اشیا در سیستم‌های هوش مصنوعی ظاهر می‌شود

Source: COCO, ۲۰۲۰

شکل ۳-۲-۲

پردازش زبان طبیعی «NLP» زیرشاخه‌ای از هوش مصنوعی است که ریشه‌های آن به دهه ۱۹۵۰ باز می گردد. پردازش زبان طبیعی شامل تحقیق در مورد سیستم‌هایی است که می‌توانند زبان طبیعی را بخوانند، آن را تولید و استدلال کنند. پردازش زبان طبیعی از مجموعه‌ای از سیستم‌هایی که در سال‌های اولیه خود از قوانین دست‌نویس و روش‌های آماری استفاده می‌کردند، به سیستمی تبدیل شد که اکنون زبان‌شناسی محاسباتی، مدل‌سازی مبتنی بر قانون، یادگیری آماری و یادگیری عمیق را با آن ترکیب می‌کنند.

این بخش به پیشرفت پردازش زبان طبیعی در چندین حوزه وظایف زبانی می پردازد، از جمله: (۱) درک زبان انگلیسی (۲) خلاصه متن (۳) استنتاج زبان طبیعی (۴) تجزیه و تحلیل احساسات و (۵) ترجمه ماشینی. در دهه گذشته، پیشرفت فنی در پردازش زبان طبیعی قابل توجه بوده است: پذیرش روش‌های یادگیری ماشینی به سبک شبکه‌های عصبی عمیق به این معنی است که بسیاری از سیستم‌های هوش مصنوعی اکنون می‌توانند وظایف پیچیده زبان را بهتر از بسیاری از انسان‌ها انجام دهند.

۳-۲ زبان

درک زبان انگلیسی

درک زبان انگلیسی سیستم‌های هوش مصنوعی را برای پردازش زبان انگلیسی در زمینه‌های مختلف به چالش می‌کشد، مانند درک جمله، درک مطلب بله/خیر، درک مطالب با استدلال منطقی و غیره.

SuperGLUE

SuperGLUE یک معیار تک عددی است که پیشرفت فنی را در مجموعه متنوعی از وظایف زبانی ردیابی می‌کند (شکل ۱-۳-۲).

به عنوان بخشی از معیار، سیستم‌های هوش مصنوعی بر روی هشت وظیفه مختلف (مانند پاسخ دادن به سؤالات بله/خیر، شناسایی علیت در رویدادها و انجام درک مطلب خواندنی عاقلانه) آزمایش می‌شوند و سپس عملکرد آن‌ها در این وظایف به یک نمره واحد می‌رسد. SuperGLUE در ماه مه ۲۰۱۹ پس از اینکه سیستم‌های هوش مصنوعی شروع به اشباع معیار GLUE کردند، منتشر شد و تقاضا برای معیاری سخت‌تر را ایجاد کرد.

مجموعه ای از وظایف سوپرگلو[۳]

Source: Wang et al., ۲۰۱۹

BoolQ	**Passage:** *Barq's – Barq's is an American soft drink. Its brand of root beer is notable for having caffeine. Barq's, created by Edward Barq and bottled since the turn of the 20th century, is owned by the Barq family but bottled by the Coca-Cola Company. It was known as Barq's Famous Olde Tyme Root Beer until 2012.* **Question:** *is barq's root beer a pepsi product* **Answer:** No
CB	**Text:** *B: And yet, uh, I we-, I hope to see employer based, you know, helping out. You know, child, uh, care centers at the place of employment and things like that, that will help out. A: Uh-huh. B: What do you think, do you think we are, setting a trend?* **Hypothesis:** *they are setting a trend* **Entailment:** Unknown
COPA	**Premise:** *My body cast a shadow over the grass.* **Question:** *What's the CAUSE for this?* **Alternative 1:** *The sun was rising.* **Alternative 2:** *The grass was cut.* **Correct Alternative:** 1

شکل ۱-۳-۲

۳ برای اختصار، این شکل فقط ۳ کار از ۸ کار را نشان می‌دهد.

خلاصه‌سازی متن

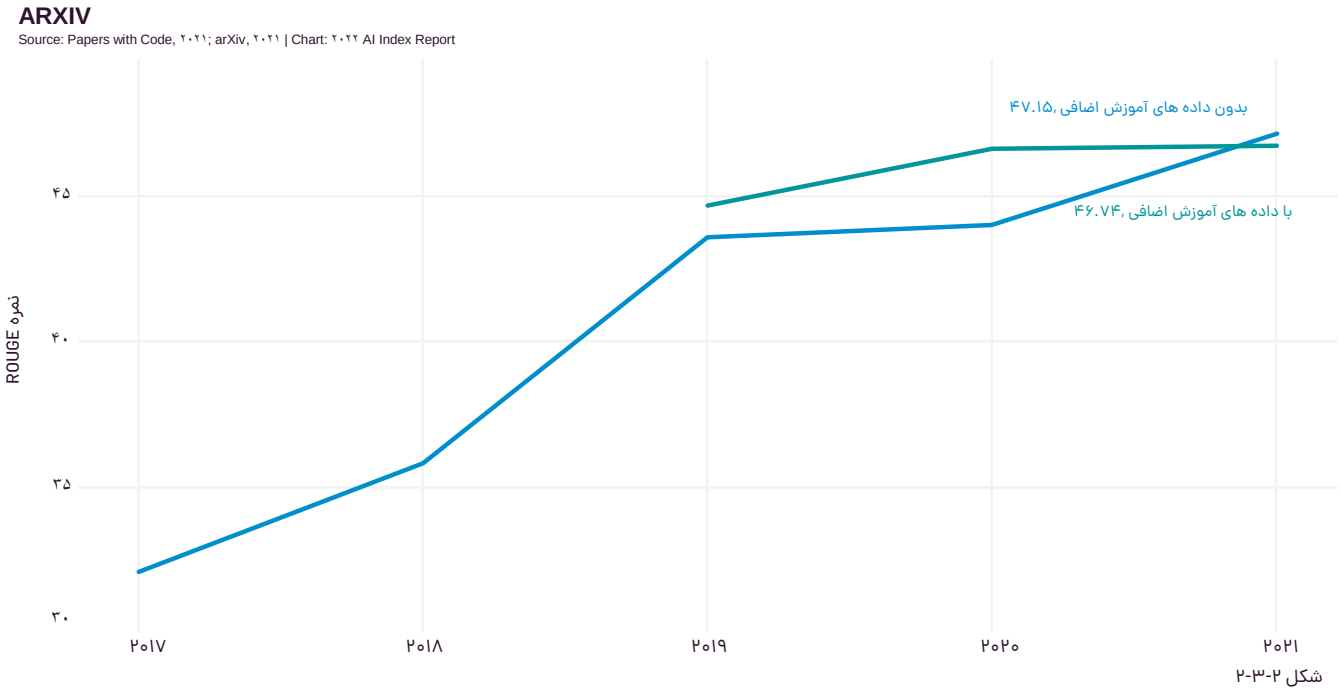
خلاصه کردن متون جزء مهم طبقه‌بندی متن، درک مطلب و انتشار اطلاعات است. با این حال، هنگامی که به صورت دستی توسط انسان انجام شود، نیازمند زمان و کار فشرده است. توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی که می‌توانند متون را به‌طور کاربردی خلاصه کنند، کاربردهای عملی متعددی داشته، از کمک به دانشگاه‌ها در طبقه‌بندی مقالات دانشگاهی گرفته تا کمک به وکلا در تولید خلاصه‌های پرونده.

پیشرفت در خلاصه سازی متن اغلب در ROUGE مطالعه و نمره‌گذاری می شود. ROUGE همپوشانی بین خلاصه تولید شده توسط یک سیستم هوش مصنوعی و خلاصه مرجع تولید شده توسط یک انسان را محاسبه می‌کند.

هرچه امتیاز ROUGE بالاتر باشد، همپوشانی با خلاصه دقیق‌تر است.

arXiv

ArXiv یک دیتاست معیار برای خلاصه‌سازی متن است که حاوی بیش از ۲۷۷۷۰ مقاله مختلف از arXiv، مخزن دسترسی آزاد مقالات علمی است. در پنج سالی که از شروع محک زدن در arXiv می‌گذرد، مدل‌های خلاصه‌سازی متن هوش مصنوعی عملکرد خود را تا ۴۷/۱٪ بهبود داده‌اند (شکل ۲-۳-۲). با این حال، همانطور که در مورد سایر معیارهای زبان طبیعی وجود دارد، به نظر می‌رسد پیشرفت در حال افزایش است.



شکل ۲-۳-۲

استنتاج زبان طبیعی

استنباط زبان طبیعی وظیفه تعیین این است که آیا با توجه به فرضیه صحیح (entailment)، کاذب (contradiction) یا نامشخص (neutral) است. این مهارت همچنین به عنوان لفظ متنی یا «textual entailment» شناخته می‌شود زیرا نیاز به تعیین اینکه آیا یک فرضیه خاص به طور منطقی مستلزم فرضیه است؟ می‌باشد. استنباط زبان طبیعی به مهارت‌های پردازش زبان، مانند شناخت موجودیت نامگذاری «entity recognition» شده (درک کلماتی که می بینید) و همچنین قادر به استفاده از دانش عوام برای تمایز بین استنتاج‌های معقول و غیر منطقی نیاز دارد.

استنباط زبان طبیعی استنفورد (SNLI)

دیتاست استنباط زبان طبیعی استنفورد «SNLI» شامل حدود ۶۰۰۰۰۰ جفت جمله (فرضیه و نظریه مرتبط) است که با عنوان صحیح، کاذب یا نامشخص شناخته می‌شوند. به عنوان بخشی از این چالش، از سیستم‌های هوش مصنوعی خواسته می‌شود که آیا زبان به طور منطقی فرضیه‌های خاصی را شامل می‌شود (شکل ۳-۳-۲). عملکرد SNLI بر اساس درصد سؤالات به درستی پاسخ داده می‌شود.

سوالات و برچسب ها در استنباط زبان طبیعی استنفورد (SNLI)

Source: Bowman et al., ۲۰۱۵

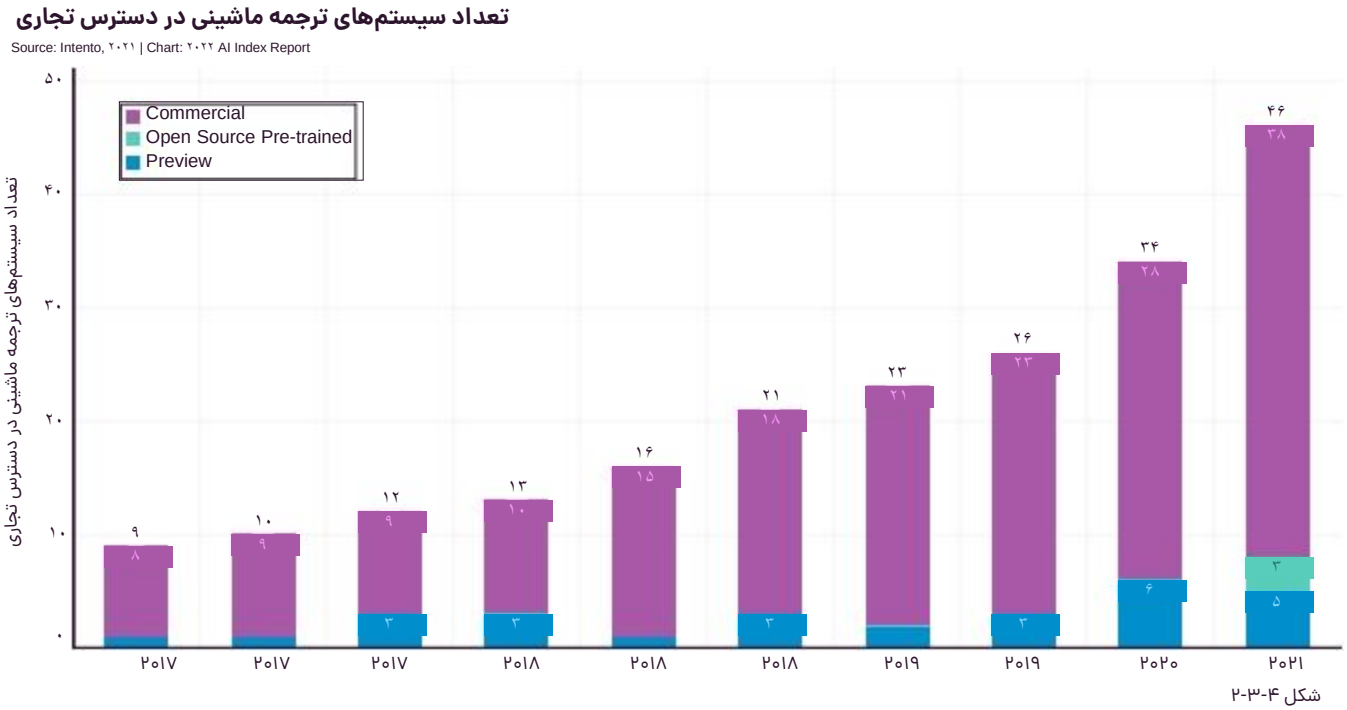
A man inspects the uniform of a figure in some East Asian country.	**contradiction** C C C C C	The man is sleeping
An older and younger man smiling.	**neutral** N N E N N	Two men are smiling and laughing at the cats playing on the floor.
A black race car starts up in front of a crowd of people.	**contradiction** C C C C C	A man is driving down a lonely road.
A soccer game with multiple males playing.	**entailment** E E E E E	Some men are playing a sport.
A smiling costumed woman is holding an umbrella.	**neutral** N N E C N	A happy woman in a fairy costume holds an umbrella.

شکل ۳-۳-۲

تعداد سیستم‌های ترجمه ماشینی در دسترس تجاری

علاقه روزافزون ترجمه ماشینی نیز در افزایش خدمات تجاری خود مانند Google Translate منعکس می‌شود. از سال ۲۰۱۷ تاکنون، براساس Intento (شکل ۴-۳-۲) تعداد ماشین‌های مترجم تجاری در بازار تقریباً پنج برابر شده است.

سال ۲۰۲۱ همچنین شاهد معرفی سه سرویس ترجمه ماشینی منبع باز M2M-100 ، MBART و OPU بود. ظهور خدمات ترجمه ماشینی با عملکرد بالا از دسترسی بیشتر به چنین خدماتی صحبت می‌کند و برای هر کسی که به طور معمول به ترجمه متکی است، خدمتی بی بدیل محسوب می‌شود.



شکل ۴-۳-۲

حوزه مهم دیگر تحقیقات هوش مصنوعی، تجزیه و تحلیل، شناخت و ترکیب گفتار انسان است. در این زیرمجموعه از هوش مصنوعی، سیستم‌های هوش مصنوعی به طور معمول بر توانایی آن‌ها در تشخیص گفتار و شناسایی کلمات و تبدیل آن‌ها به متن رتبه‌بندی می‌شوند. همچنین برای شناخت بلندگوها از افرادی که صحبت می‌کنند، کاربرد دارند. ابزارهای مدرن خانه هوشمند، مانند سیری، یکی از نمونه‌های بسیار زیاد فناوری تشخیص گفتار هوش مصنوعی کاربردی است.

۲-۴ سخن، گفتار

تشخیص گفتار

شناخت گفتار شامل دستگاه‌های آموزش دیده برای تشخیص کلمات گفتاری و تبدیل آن‌ها به متن است. تحقیقات در این حوزه در Bell Labs در دهه ۱۹۵۰ آغاز شد، هنگامی که جهان به دستگاه تشخیص خودکار رقم (به نام "Audrey") معرفی شد، که می تواند یک گفته انسانی را از صفر تا نُه بشناسد. شناخت گفتار از ابتدا تاکنون بسیار طولانی شده است و در دهه گذشته از تکنیک‌های یادگیری عمیق و در دسترس بودن دیتاست‌های غنی، سود زیادی برده است.

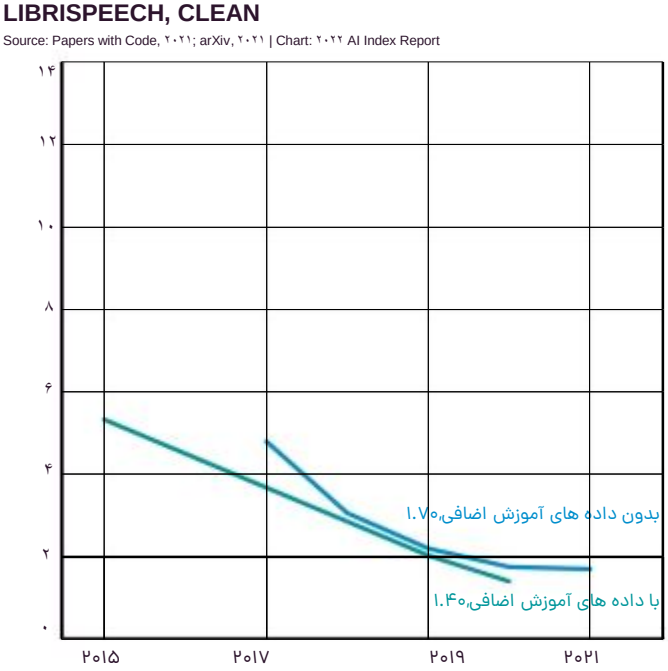
رونویسی گفتار: Librispeech

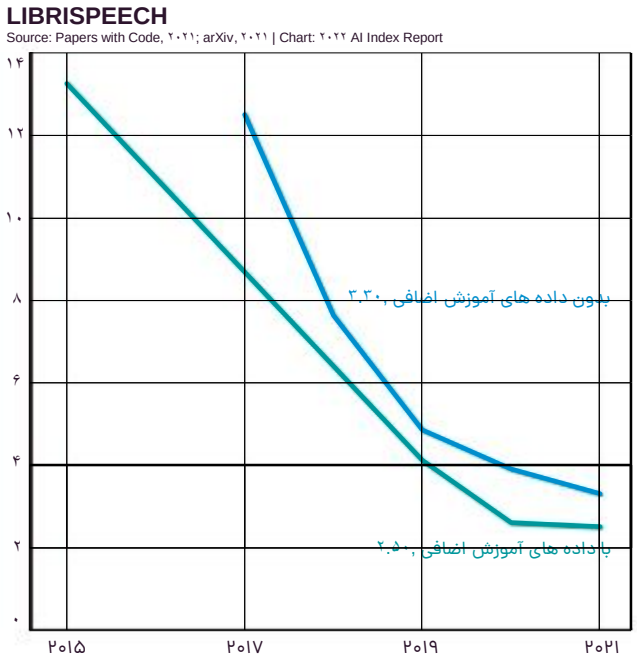
Librispeech که در سال ۲۰۱۵ معرفی شده، یک بانک اطلاعاتی رونویسی شده از گفتار است که حاوی حدود ۱۰۰۰ ساعت سخنرانی انگلیسی ۱۶ کیلوهرتز برگرفته از مجموعه‌ای از کتاب‌های صوتی است.

در Librispeech، از سیستم‌های هوش مصنوعی خواسته می‌شود گفتار را به متن تبدیل کنند و سپس بر روی میزان خطای کلمه یا درصد کلماتی که در رونویسی صحیح ناکام هستند، اندازه‌گیری می‌شود.

Librispeech به دو دیتاست تقسیم می‌شود. اول، تست Librispeech Clean است که شامل ضبط‌های با کیفیت بالاتر است. عملکرد در تست نشان می‌دهد که چگونه سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توانند گفتار را در شرایط ایده‌آل رونویسی کنند. دوم، آزمایش Librispeech دیگری وجود دارد که شامل ضبط‌های با کیفیت پایین است. عملکرد در آزمایش دیگر نشانگر عملکرد رونویسی در محیط‌هایی است که کیفیت صدا کمتر از ایده‌آل است.

سیستم‌های هوش مصنوعی در Librispeech قدرت فوق‌العاده خوبی دارند، به حدی که به نظر می‌رسد پیشرفت بزرگی در حال رخ دادن است (شکل ۱-۴-۲).





شکل ۱-۴-۲

توصیه، وظیفه پیشنهاد مواردی است که ممکن است مورد علاقه یک کاربر باشد، مانند فیلم برای تماشا، مقالات برای خواندن یا محصولات برای خرید. سیستم‌های توصیه برای مشاغل مختلف مانند آمازون، نتفلیکس، اسپاتیفای و یوتیوب بسیار مهم هستند. به عنوان مثال، یکی از اولین مسابقات پیشنهادی باز در هوش مصنوعی، جایزه نتفلیکس بود. این امر در سال ۲۰۰۹، دانشمندان رایانه را به چالش کشید تا الگوریتم‌هایی را تهیه کنند که می‌توانند رتبه‌بندی کاربر را برای فیلم‌ها بر اساس رتبه‌بندی‌های قبلی ارسال شده پیش‌بینی کنند.

۲-۵ توصیه

توصیه تجاری: MovieLens ۲۰M

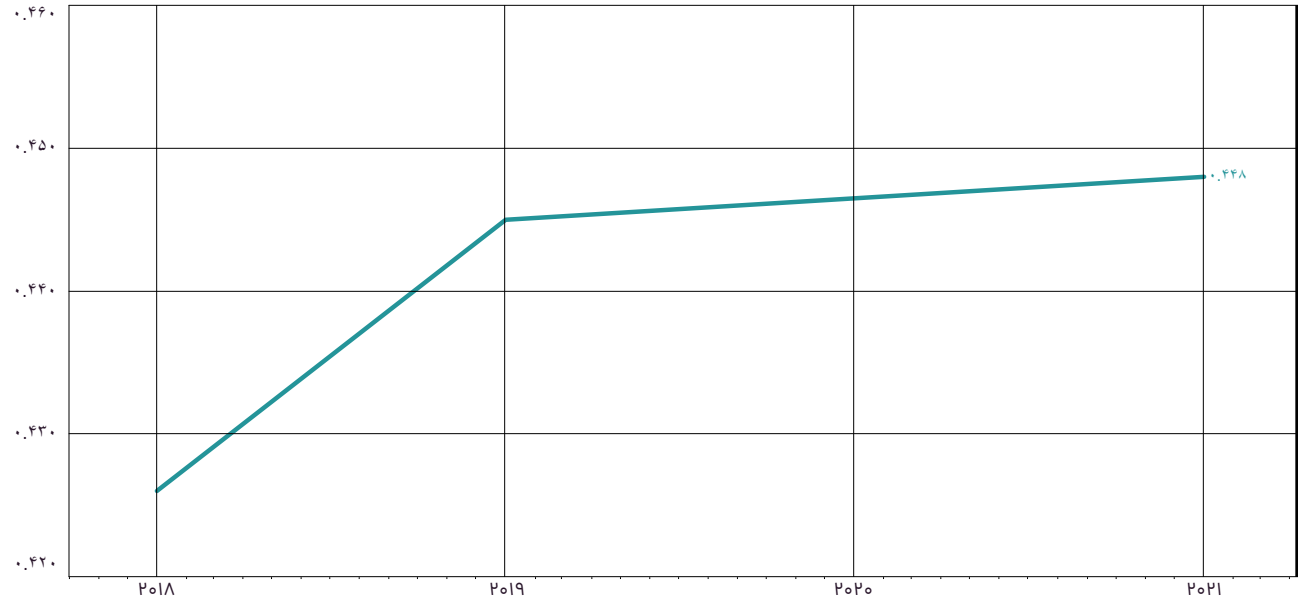
دیتاست MovieLens ۲۰M شامل حدود ۲۰ میلیون رکورد برای ۲۷۰۰۰ فیلم از ۱۳۸۰۰۰ کاربر است. رتبه‌بندی‌ها از MovieLens (یک پلتفرم پیشنهاد فیلم) گرفته شده‌اند و سیستم‌های هوش مصنوعی به چالش کشیده می‌شوند تا ببینند آیا می‌توانند اولویت‌های فیلم کاربر را بر اساس رتبه‌بندی‌های ارسالی قبلی‌شان پیش‌بینی کنند یا خیر.

معیاری که برای ردیابی عملکرد در MovieLens استفاده می‌شود، سود تجمعی با تخفیف عادی «nDCG» می‌باشد، که معیاری برای رتبه‌بندی است.

از سال ۲۰۱۸، مدل‌های nDCG در MovieLens ۲۰M تقریباً ۵/۲ درصد بهتر عمل می‌کنند (شکل ۱-۵-۲).

نمرات دیتاست MovieLens ۲۰M بر اساس معیار nDCG

Source: Papers with Code, ۲۰۲۱; arXiv, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۵-۲

In reinforcement learning, AI systems are trained to maximize performance on a given task by interactively learning from their prior actions. Researchers train systems to optimize by rewarding them if they achieve a desired goal and then punishing them if they fail. Systems experiment with different strategy sequences to solve their stated problem (e.g., playing chess or navigating through a maze) and select the strategies which maximize their rewards.

Reinforcement learning makes the news whenever programs like DeepMind 's AlphaZero demonstrate superhuman performance on games like Go and Chess. However, reinforcement learning is useful in any commercial domain where computer agents need to maximize a target goal or stand to benefit from learning from previous experiences. Reinforcement learning can help autonomous vehicles change lanes, robots optimize manufacturing tasks, or time-series models predict future events.

۲-۶ یادگیری تقویتی

محیط‌های آموزشی تقویتی

محیط یادگیری تقویتی یک پلتفرم کامپیوتری است که در آن عوامل هوش مصنوعی برای به حداکثر رساندن عملکرد خود در یک کار تعریف شده به چالش کشیده می‌شوند. برخلاف سایر وظایف هوش مصنوعی که نیازمند آموزش سیستم‌ها بر روی دیتاست‌ها هستند، یادگیری تقویتی مستلزم آن است که سیستم‌های هوش مصنوعی محیطی داشته باشند که در آن بتوانند استراتژی‌های مختلف را آزمایش کنند و در این فرآیند، مجموعه‌ای از استراتژی‌ها را شناسایی کنند که پاداش‌ها را به حداکثر می‌رساند.

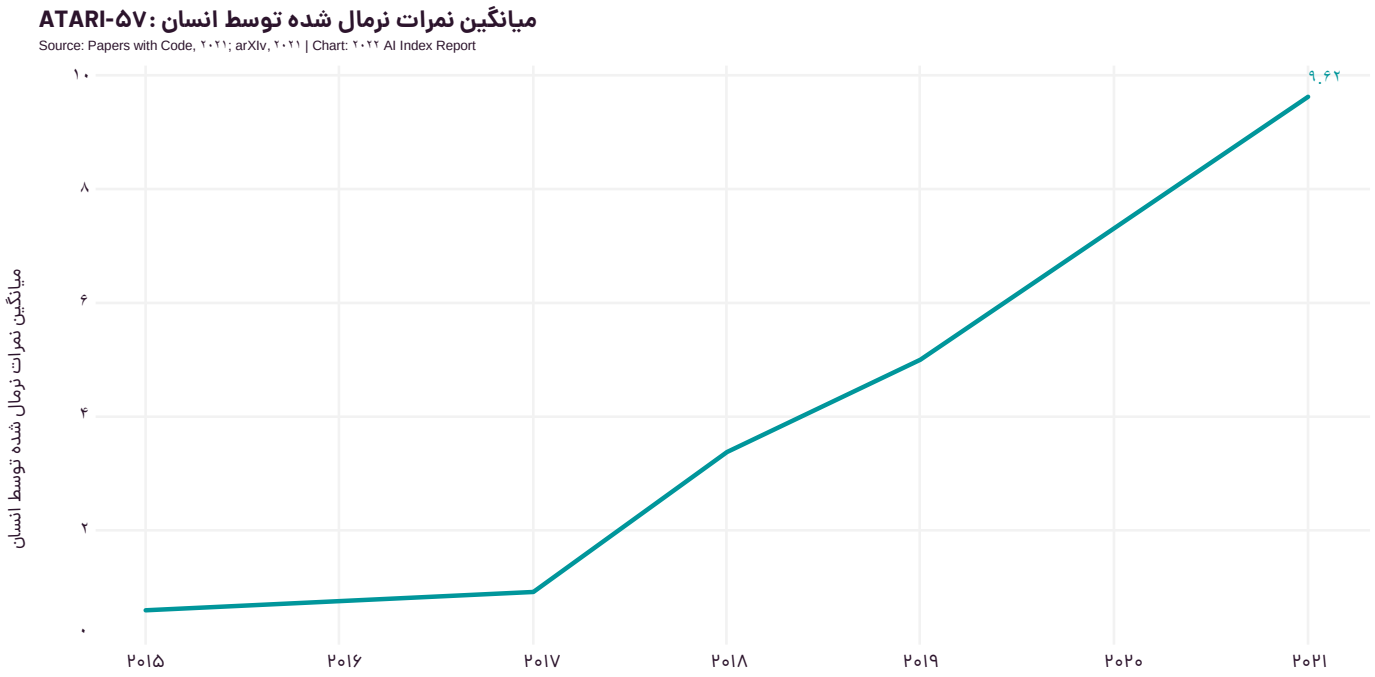
ایجاد مدل‌های یادگیری تقویتی که هم عملکرد بالا و هم کارآمدی بالایی دارند، گام مهمی در به کارگیری تجاری یادگیری تقویتی است.

محیط یادگیری -۵۷Atari

محیط یادگیری آرکید «-۵۷Atari» که در سال ۲۰۱۳ معرفی شد، رابطی است که شامل محیط‌های مختلف بازی ۲۶۰۰Atari مانند Pac-Man، Space Invaders و Frogger است که در آن عوامل هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی عملکرد به چالش کشیده می‌شوند. برای فعال کردن مقایسه‌های استاندارد، محققان معمولاً میانگین عملکرد ALE را در مجموعه‌ای از ۵۷ بازی گزارش می‌کنند. معیارهای مختلفی وجود دارد که عملکرد در آن‌ها اندازه‌گیری می‌شود، اما یکی از رایج‌ترین آن‌ها، میانگین امتیاز نرمال شده توسط انسان است. یک امتیاز نرمال شده توسط انسان ۰٪ عملکرد تصادفی را نشان می‌دهد و یک امتیاز ۱۰۰٪ نشان دهنده میانگین عملکرد انسانی است. «میانگین امتیاز نرمال شده انسان»، میانگین امتیاز نرمال شده یک انسان است که توسط سیستم هوش مصنوعی به دست می‌آید.

در اواخر سال ۲۰۱۹، الگوریتم MuZero DeepMind به بهترین عملکرد در-۵۷Atari دست یافت. MuZero نه تنها در-۵۷Atari ۴۸.۳% بهتر از مدل قبلی با بهترین بازدهی عمل کرد، بلکه یک رکورد جهانی جدید را در Go به نام خود ثبت کرد و به عملکرد فوق بشری در شطرنج و شوگی (شطرنج ژاپنی) دست یافت.

با این حال، در سال ۲۰۲۱، محققان دانشگاه Tsinghuaو ByteDance مدلGDI-H۳ را عرضه کردند که از عملکرد MuZero در-۵۷Atari پیشی گرفت (تقریباً دو برابر) (شکل ۱-۶-۲). علاوه بر این،GDI-H۳ با تمرین کمتر به این عملکرد دست یافت. فقط از ۲۰۰ میلیون فریم آموزشی استفاده کرد، در حالی که MuZero از ۲۰ میلیارد فریم آموزشی استفاده کرد:GDI-H۳ دو برابر موثرتر و صد برابر کارآمدتر بود. ایجاد مدل‌های یادگیری تقویتی که هم عملکرد بالا و هم کارآمدی بالایی دارند، گام مهمی در به کارگیری تجاری یادگیری تقویتی است.



شکل ۱-۶-۲

Procgen

Procgen یک محیط یادگیری تقویتی جدید است که توسط OpenAI در سال ۲۰۱۹ معرفی شد. این محیط شامل ۱۶ محیط بازی ویدئویی به صورت رویه‌ای است که به طور خاص برای آزمایش توانایی عوامل یادگیری تقویتی برای یادگیری مهارت‌های قابل تعمیم طراحی شده‌اند (شکل ۲-۶-۲). Procgen برای غلبه بر برخی از انتقادات وارد شده به معیارهایی مانند Atari که سیستم‌های هوش مصنوعی را تشویق می‌کنند تا به یادگیرندگان محدودی تبدیل شوند که ظرفیت را در یک مهارت خاص به حداکثر می‌رسانند، غلبه کند. Procgen با معرفی یک محیط یادگیری تقویتی که بر تنوع بالا تأکید دارد و سیستم‌های هوش مصنوعی را مجبور می‌کند به روش‌های تعمیم‌پذیر آموزش ببینند، یادگیری گسترده را تشویق می‌کند. عملکرد در Procgen بر حسب میانگین نمره نرمال شده اندازه‌گیری می‌شود. محققان معمولاً سیستم‌های خود را بر روی ۲۰۰ میلیون دور تمرینی آموزش می‌دهند و میانگین امتیاز را در ۱۶ بازی Procgen گزارش می‌دهند. هر چه امتیاز سیستم بالاتر باشد، سیستم بهتر است.

شکل ۲-۶-۲

در ارزیابی پیشرفت فنی در هوش مصنوعی، نه تنها بهبود عملکرد فنی بلکه سرعت عملیات نیز مهم است. همانطور که این بخش نشان می‌دهد، سیستم‌های هوش مصنوعی تقریباً در هر دسته مهارتی به پیشرفت خود ادامه می‌دهند. این عملکرد اغلب با افزایش پارامترها و سیستم‌های آموزشی بر روی مقادیر بیشتر داده محقق می‌شود. با این حال، اگر همه چیز برابر باشد، مدل‌هایی که از پارامترهای بیشتری استفاده می‌کنند و داده‌های بیشتری را منبع می‌کنند، زمان بیشتری برای آموزش خواهند داشت. زمان طولانی‌تر قطار به معنای استقرار کندتر در دنیای واقعی است. با توجه به اینکه پتانسیل افزایش زمان آموزش را می‌توان با زیرساخت‌های محاسباتی قوی‌تر و قدرتمندتر جبران کرد، پیگیری پیشرفت در سخت‌افزاری که سیستم‌های هوش مصنوعی را تقویت می‌کند بسیار مهم است.

۲-۷ سخت‌افزار

زمان تمرین: MLPerf

MLPerf یک مسابقه آموزشی هوش مصنوعی است که توسط سازمان ML Commons اجرا می‌شود. در این چالش، شرکت‌کنندگان سیستم‌هایی را برای اجرای وظایف هوش مصنوعی مختلف (طبقه‌بندی تصویر، تقسیم‌بندی تصویر، پردازش زبان طبیعی و غیره) با استفاده از یک معماری مشترک آموزش می‌دهند. سپس شرکت کنندگان بر اساس زمان مطلق ساعت دیواری خود رتبه‌بندی می‌شوند، یعنی مدت زمانی که طول می‌کشد تا سیستم آموزش ببیند[۶].

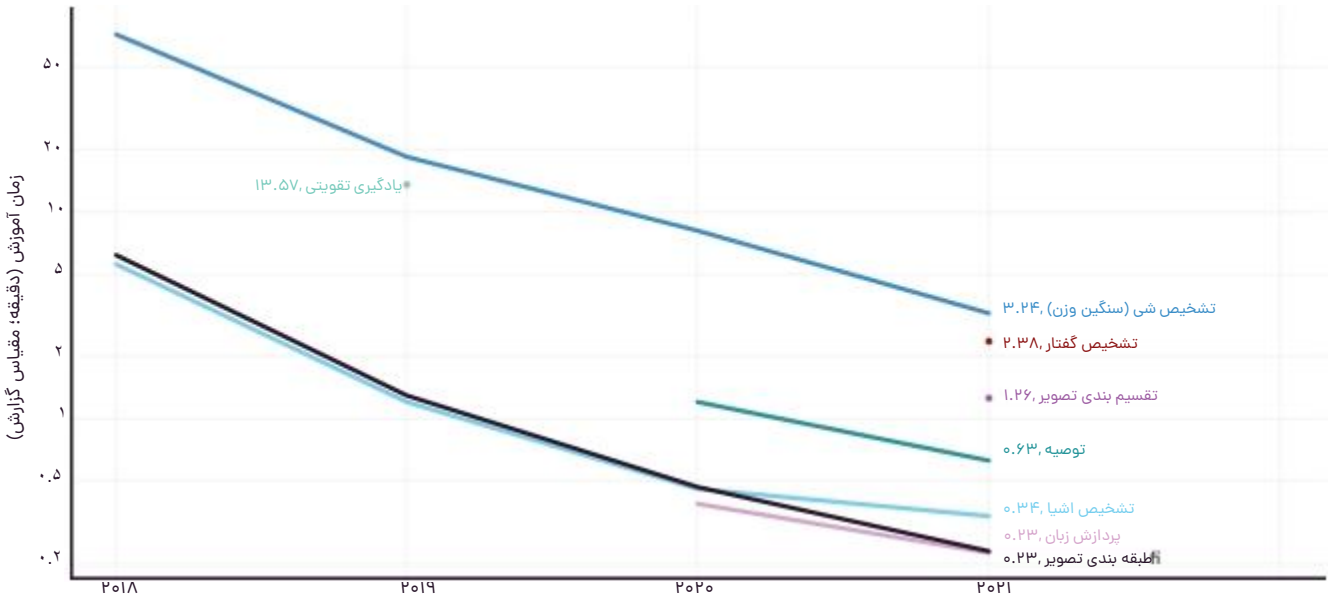
از زمان شروع مسابقات MLPerf در دسامبر ۲۰۱۸، دو روند کلیدی ظاهر شده است: (۱) زمان آموزش تقریباً برای هر دسته مهارت هوش مصنوعی به شدت کاهش یافته است. در حالی که (۲) استحکام سخت افزار هوش مصنوعی به طور قابل توجهی افزایش یافته است.

سیستم‌های سخت‌افزاری با عملکرد برتر می‌توانند در کمتر از یک دقیقه به سطوح پایه عملکرد در دسته‌های کار مانند توصیه، طبقه‌بندی تصویر و پردازش زبان برسند.

شکل ۲-۷-۲ به طور دقیق‌تر میزان پیشرفت را در هر دسته مهارت از زمانی که MLPerf برای اولین بار این دسته را معرفی کرد، نشان می‌دهد. برای مثال، زمان آموزش طبقه‌بندی تصاویر تقریباً بیست و هفت برابر افزایش یافت، زیرا زمان‌های برتر از ۶/۲ دقیقه در سال ۲۰۱۸ به ۰/۲ دقیقه (یا ۱۳/۸ ثانیه) در سال ۲۰۲۱ کاهش یافت. ممکن است درک میزان کاهش ۲۷ بار دشوار باشد. در زمان تمرین، اما در شرایط واقعی تفاوت بین یک ساعت انتظار برای اتوبوس در مقابل کمی بیشتر از دو دقیقه است.

زمان تمرین سیستم‌های هوش مصنوعی براساس MLPerf

Source: MLPerf, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۷-۱

۶ نقطه انفرادی برای یادگیری تقویتی در شکل ۲-۷-۱ نشان می‌دهد که زمان سریع‌تری در مسابقات MLPerf در سال ۲۰۲۰ یا ۲۰۲۱ ثبت نشده است.

سیستم‌های سخت‌افزاری با عملکرد برتر می‌توانند در کمتر از یک دقیقه به سطوح پایه عملکرد در دسته‌های کار مانند توصیه، تشخیص اعتراض سبک وزن، طبقه‌بندی تصویر و پردازش زبان برسند.

در سال ۲۰۲۱، AI Index یک نظرسنجی را ایجاد کرد که در آن از اساتید متخصص در زمینه رباتیک در دانشگاه‌های برتر در سراسر جهان و در اقتصادهای نوظهور در مورد تغییرات در قیمت بازوهای رباتیک و همچنین استفاده از بازوهای رباتیک در آزمایشگاه‌های تحقیقاتی سؤال شد. این نظرسنجی توسط ۱۰۱ استاد و محقق از بیش از ۴۰ دانشگاه تکمیل شد و داده‌های مربوط به ۱۱۷ مورد خرید بازوی رباتیک از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ جمع آوری شد. نتایج نظرسنجی نشان می‌دهد که از سال ۲۰۱۶ کاهش قابل توجهی در قیمت بازوهای رباتیک وجود داشته است.

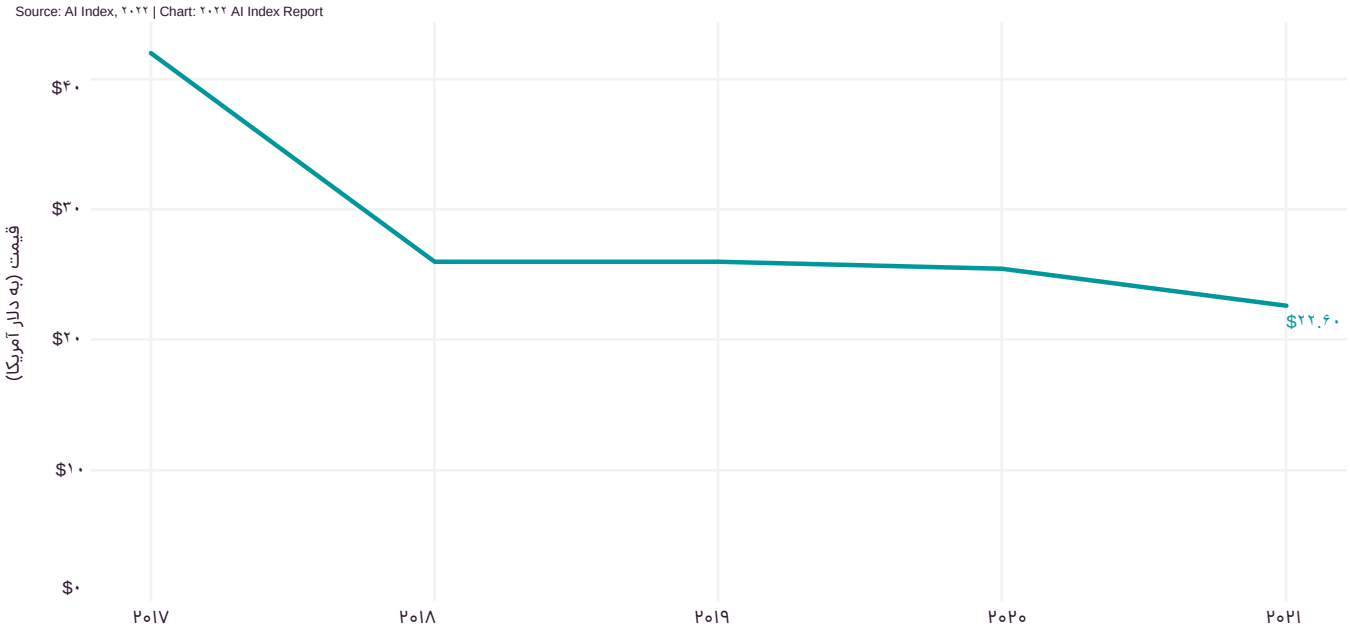
۲-۸ رباتیک

روند قیمت در بازوهای رباتیک[۷]

نتایج نظرسنجی نشان دهنده روند نزولی آشکار قیمت بازوهای رباتیک در هفت سال گذشته است. در سال ۲۰۱۷، میانگین قیمت یک بازوی رباتیک ۴۲۰۰۰ دلار بود. از آن زمان، این قیمت ۴۶/۲ درصد کاهش یافت و به حدود ۲۲۶۰۰ دلار در سال ۲۰۲۱ رسیده است (شکل ۱-۸-۲).

شکل ۲-۸-۲ که توزیع قیمت بازوهای رباتیک را ترسیم می‌کند، تصویر مشابهی را نشان می‌دهد: علیرغم برخی قیمت‌های نامرتبط، روند کاهشی آشکاری از سال ۲۰۱۷ در قیمت بازوهای رباتیک وجود داشته است.

میانه قیمت بازوهای رباتیک، ۲۰۱۷–۲۱

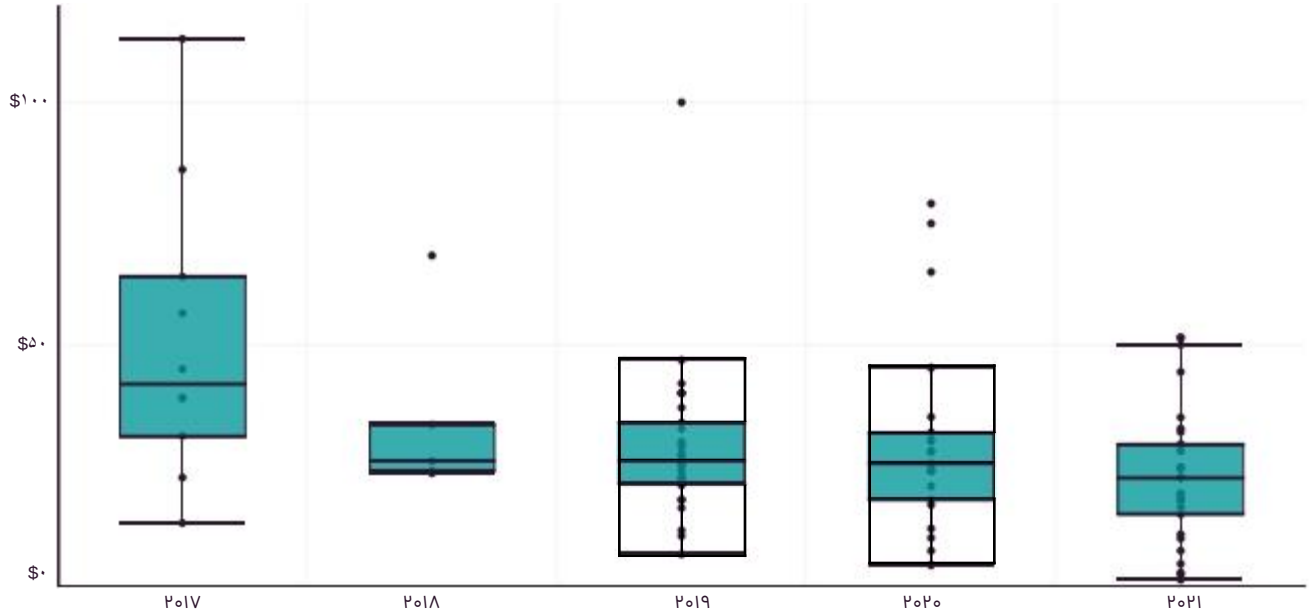


شکل ۱-۸-۲

۷ ما شکل ۱-۸-۲ و شکل ۲-۸-۲ را پس از مشاهده مشکل فیلتر کردن داده‌ها در نتیجه نظرسنجی تصحیح کرده‌ایم. نمودار صحیح از آن زمان به روز شده است. برای دسترسی به داده‌ها، پیوست را مشاهده کنید. علاوه بر این، توجه داشته باشید که محققان دانشگاهی ممکن است هنگام خرید بازوهای رباتیک از تخفیف برخوردار شوند تا قیمت‌ها کمتر از خرده فروشی باشد.

توزیع قیمت بازوهای رباتیک، ۲۰۱۷–۲۱

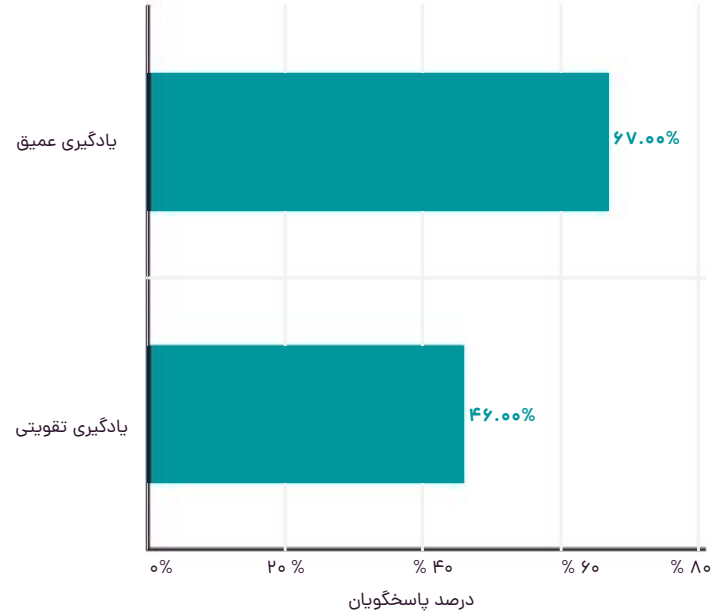
Source: AI Index, ۲۰۲۲ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۸-۲

مهارت‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده توسط اساتید روباتیک

Source: AI Index, ۲۰۲۲ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۸-۲

مهارت‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده توسط اساتید روباتیک

در این نظرسنجی، شاخص هوش مصنوعی همچنین از اساتید روباتیک پرسید که تا چه حد از مهارت‌های هوش مصنوعی در تحقیقات خود استفاده می‌کنند. پاسخ‌ها نشان داد که هم یادگیری عمیق و هم یادگیری تقویتی، مهارت‌های رایج هوش مصنوعی هستند که توسط رباتیک به کار گرفته می‌شوند. به طور خاص، ۶۷/۰ درصد از اساتید از یادگیری عمیق و ۴۶/۰ درصد از یادگیری تقویتی استفاده کرده‌اند.

گزارش شاخص هوش مصنوعی ۲۰۲۲

فصل سوم:

اصول اخلاقی و فنی هوش مصنوعی

بررسی اجمالی

در سال‌های اخیر، سیستم‌های هوش مصنوعی شروع به استقرار در جهان کرده‌اند و محققان و پزشکان در حال پیش‌بینی آسیب‌های دنیای واقعی آن‌ها هستند. برخی از این آسیب‌ها عبارتند از سیستم‌های تشخیص چهره تجاری که بر اساس نژاد تبعیض قائل می‌شوند، سیستم‌های غربالگری رزومه‌ای که جنسیت را متمایز می‌کنند و ابزارهای سلامت بالینی مبتنی بر هوش مصنوعی که در امتداد خطوط اجتماعی-اقتصادی و نژادی مغرضانه هستند. مشخص شده است که این مدل‌ها سوگیری‌های اجتماعی انسان را منعکس و تقویت می‌کنند، بر اساس ویژگی‌های محافظت‌شده تبعیض قائل می‌شوند و اطلاعات نادرستی درباره جهان تولید می‌کنند. این یافته‌ها علاقه جامعه دانشگاهی به مطالعه اخلاق، انصاف و تعصب هوش مصنوعی را افزایش داده و دست‌اندرکاران صنعت را بر آن داشته تا منابع را به سمت اصلاح این مسائل هدایت کنند و توجه رسانه‌ها، دولت‌ها و افرادی که از این سیستم‌ها استفاده می‌کنند و تحت تأثیر قرار می‌گیرند را به خود جلب کرده است.

امسال، شاخص هوش مصنوعی معیارهایی را که توسط جامعه برای گزارش پیشرفت در حذف تعصب و ترویج عدالت اتخاذ شده است، برجسته می‌کند. ردیابی عملکرد در این معیارها در کنار قابلیت‌های فنی، دیدگاه جامع‌تری در مورد چگونگی تغییر سوگیری با بهبود سیستم‌ها ارائه می‌دهد، که درک آن با گسترش روزافزون سیستم‌ها مهم خواهد بود.

خلاصه فصل

- مدل‌های زبانی توانمندتر، اما از همیشه مغرضانه‌تر: مدل‌های زبانی بزرگ رکوردهای جدیدی را در معیارهای فنی ثبت می‌کنند، اما داده‌های جدید نشان می‌دهند که مدل‌های بزرگ‌تر نیز توانایی بیشتری برای انعکاس سوگیری‌ها از داده‌های خود دارند. یک مدل ۲۸۰ میلیارد پارامتری توسعه‌یافته در سال ۲۰۲۱ نشان‌دهنده افزایش ۲۹ درصدی انحرافات ناشی از یک مدل پارامتری ۱۱۷ میلیونی است که در سال ۲۰۱۸ به‌عنوان پیشرفته‌ترین مدل در نظر گرفته شده است. سیستم‌ها در طول زمان به طور قابل‌توجهی توانمندتر می‌شوند، اگرچه با افزایش قابلیت‌ها، شدت بالقوه تعصبات نیز به طور چشم‌گیری بیشتر می‌شود.

- ظهور اخلاق در هوش مصنوعی: تحقیقات در مورد عدالت و شفافیت در هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۴ با افزایش پنج برابری انتشارات مرتبط در کنفرانس‌های مرتبط با این موضوع، افزایش یافته است. انصاف و تعصب الگوریتمی « «Algorithmic fairness and biasاز یک موضوع اصلی آکادمیک تبدیل به یک موضوع تحقیقاتی مهم با پیامدهای گسترده شده است. محققان با وابستگی به صنعت سالانه ۷۱ درصد انتشارات بیشتری را در کنفرانس‌های اخلاق محور در سال‌های اخیر منتشر کرده‌اند.

- مدل‌های چندوجهی، سوگیری‌های چندوجهی را یاد می‌گیرند: پیشرفت سریعی در آموزش مدل‌های بینایی زبان چندوجهی حاصل شده است که سطوح جدیدی از قابلیت را در وظایف مشترک بینایی زبانی نشان می‌دهند. این مدل‌ها رکوردهای جدیدی را در کارهایی مانند طبقه‌بندی و ایجاد تصاویر از توضیحات متن به دست آورده‌اند، اما همچنین کلیشه‌ها و سوگیری‌های اجتماعی را در خروجی‌های خود منعکس می‌کنند.

تلاش‌های تحقیقاتی قابل توجهی در طول پنج سال گذشته برای ایجاددیتاست‌ها، ارزش‌ها و معیارهای طراحی شده برای اندازه‌گیری تعصب و عدالت در مدل‌های یادگیری ماشین سرمایه‌گذاری شده است. تعصب اغلب از داده‌های آموزشی اساسی برای یک مدل هوش مصنوعی آموخته می‌شود. این داده‌ها می‌توانند سوگیری‌های سیستمی در جامعه یا سوگیری‌های افرادی را که داده‌ها را جمع‌آوری و مدیریت کرده‌اند، منعکس کند.

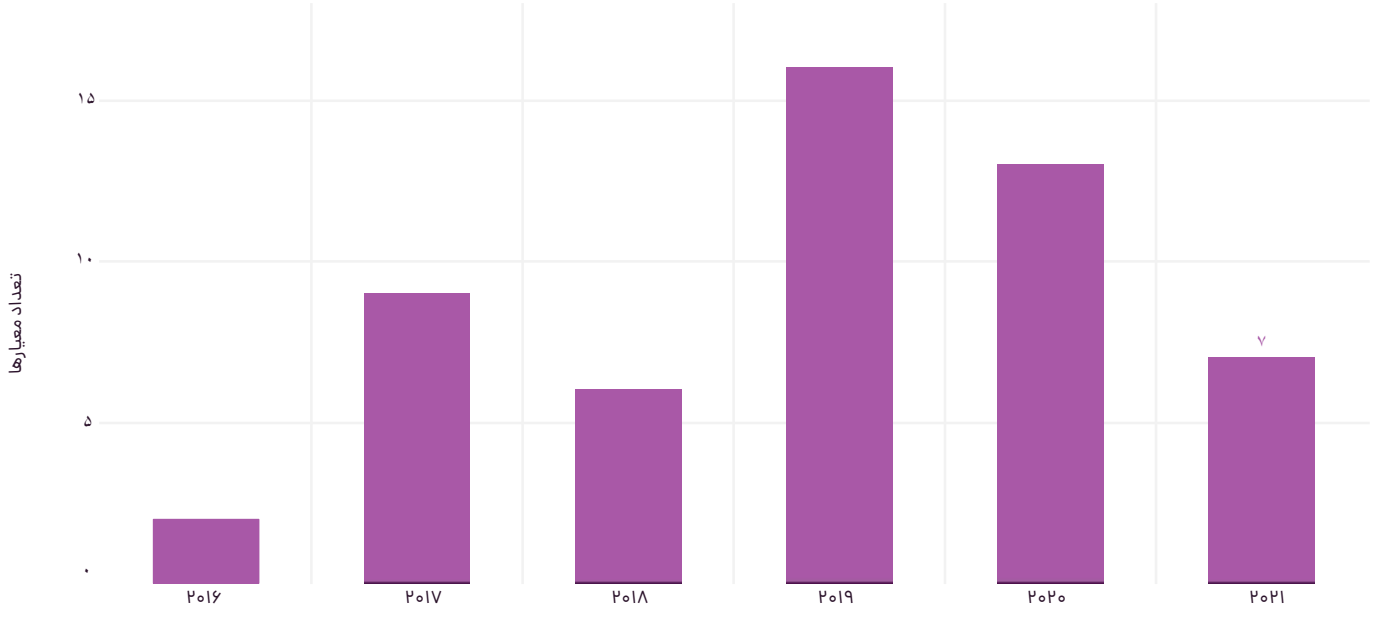
۳-۱ متاآنالیز معیارهای انصاف و تعصب در هوش مصنوعی

سوگیری الگوریتمی معمولاً بر اساس آسیب‌های تخصیصی و فنی، چارچوب‌بندی می‌شود. آسیب تخصیصی زمانی رخ می دهد که یک سیستم به طور ناعادلانه یک فرصت یا منبع را به یک گروه خاص اختصاص دهد و آسیب فنی زمانی اتفاق می افتد که یک سیستم کلیشه‌ها و پویایی‌های قدرت را به گونه‌ای تداوم می‌بخشد که سهم ارش یک گروه را تقویت می‌کند. الگوریتم‌ها به طور گسترده زمانی منصفانه در نظر گرفته می‌شوند که پیش‌بینی‌هایی را انجام می‌دهند که بر اساس ویژگی‌های محافظت‌شده که نمی‌توانند برای تصمیم‌گیری به دلایل قانونی یا اخلاقی (مانند نژاد، جنسیت، مذهب) مورد استفاده قرار گیرند.

برای درک بهتر چشم‌انداز تعصب الگوریتمی و انصاف، گزارش شاخص هوش مصنوعی تحقیقات اولیه‌ای را برای تجزیه و تحلیل وضعیت این حوزه انجام داد. همانطور که در شکل ۱-۱-۳ نشان داده شده است، تعداد معیارهای سنجش سوگیری و انصاف در امتداد ابعاد اخلاقی مورد علاقه از سال ۲۰۱۸ به طور پیوسته افزایش یافته است. برای این نمودار، تعداد معیارهای انصاف و تعصب منتشر شده حداقل در یک اثر دیگر ذکر شده است.

تعداد معیارهای انصاف و تعصب هوش مصنوعی، ۲۰۱۶-۲۱

Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۱-۳

اداده‌های سال ۲۰۲۱ ممکن است عقب مانده باشد زیرا پذیرش معیارها توسط جامعه زمان می‌برد.

معیارها و محک‌های تشخیصی اخلاق هوش مصنوعی

اندازه گیری سیستم های هوش مصنوعی در امتداد بعد اخلاقی اغلب به یکی از این دو شکل انجام می شود:

دیتاست‌های معیار: یک دیتاست معیار حاوی داده‌های برچسب‌گذاری‌شده است و محققان آزمایش می‌کنند که سیستم هوش مصنوعی آن‌ها تا چه اندازه به داده‌ها برچسب‌گذاری می‌کند. معیارها در طول زمان تغییر نمی‌کنند و اغلب هدفشان اندازه‌گیری رفتار ذاتی مدل است، برخلاف عملکرد پایین‌دستی آن در جمعیت‌های خاص (مانند تمایل مدل را به کلیشه‌ها را در مقایسه با غیرکلیشه‌ها انتخاب کنید، اما شکاف‌های عملکردی بین زیر گروه‌های مختلف را اندازه‌گیری نمی‌کند.

معیارهای تشخیصی: یک متریک تشخیصی تأثیر یا عملکرد یک مدل را بر روی یک کار پایین دستی اندازه گیری می کند - برای مثال، یک زیر گروه یا فرد جمعیت در مقایسه با افراد مشابه یا کل جمعیت. این معیارها می تواند به محققان کمک کند تا بفهمند که یک سیستم در زمان استقرار در دنیای واقعی چگونه عمل می کند و آیا تأثیر متفاوتی بر جمعیت های خاص دارد یا خیر. به عنوان مثال می توان به معیارهای عدالت گروهی مانند برابری جمعیتی و برابری فرصت ها اشاره کرد.

معیارها شاخص‌های مفیدی برای پیشرفت در کل این حوزه هستند و تأثیر آنها را می‌توان با پذیرش جامعه اندازه‌گیری کرد (مثلاً تعداد ارسال‌های تابلوی امتیازات یا تعداد مقالات تحقیقاتی که معیارها را گزارش می‌کنند). آنها همچنین اغلب پیشرفت الگوریتمی سریع را ممکن می‌سازند زیرا آزمایشگاه‌های تحقیقاتی بر اساس معیارهای تابلوی امتیازات رقابت می‌کنند. با این حال، برخی از تابلوهای امتیازات را می توان به راحتی بازی کرد، و ممکن است بر اساس مجموعه داده های معیاری باشد که دارای نقص هایی مانند برچسب های نادرست یا کلاس های ضعیف است. علاوه بر این، ماهیت ثابت آنها به این معنی است که آنها تصویری از یک زمینه فرهنگی و زمانی خاص هستند - به عبارت دیگر، معیار منتشر شده در سال ۲۰۱۷ ممکن است با زمینه استقرار سال ۲۰۲۲ مرتبط نباشد.

معیارهای تشخیصی محققان و متخصصان را قادر می‌سازد تا تأثیر سیستم خود را بر یک برنامه یا گروه خاص و آسیب‌های بتن بالقوه را درک کنند (به عنوان مثال، "این مدل به طور نامتناسبی در این گروه با این ویژگی محافظت شده عملکرد ضعیفی دارد"). معیارهای تشخیصی بر خلاف عملکرد به عنوان شاخص های سطح میدانی، در سطح یک مدل یا برنامه کاربردی بسیار مفید هستند. آنها نحوه عملکرد یک سیستم هوش مصنوعی خاص را بر روی یک زیرگروه یا فرد خاص نشان می دهند که برای ارزیابی تأثیر دنیای واقعی مفید است. با این حال، در حالی که این معیارها ممکن است به طور گسترده برای آزمایش مدل‌ها به صورت خصوصی مورد استفاده قرار گیرند، اطلاعات زیادی در دسترس عموم نیست زیرا این معیارها به تابلوهای امتیازی که محققان را تشویق به انتشار نتایج خود می‌کند، ضمیمه نشده است.

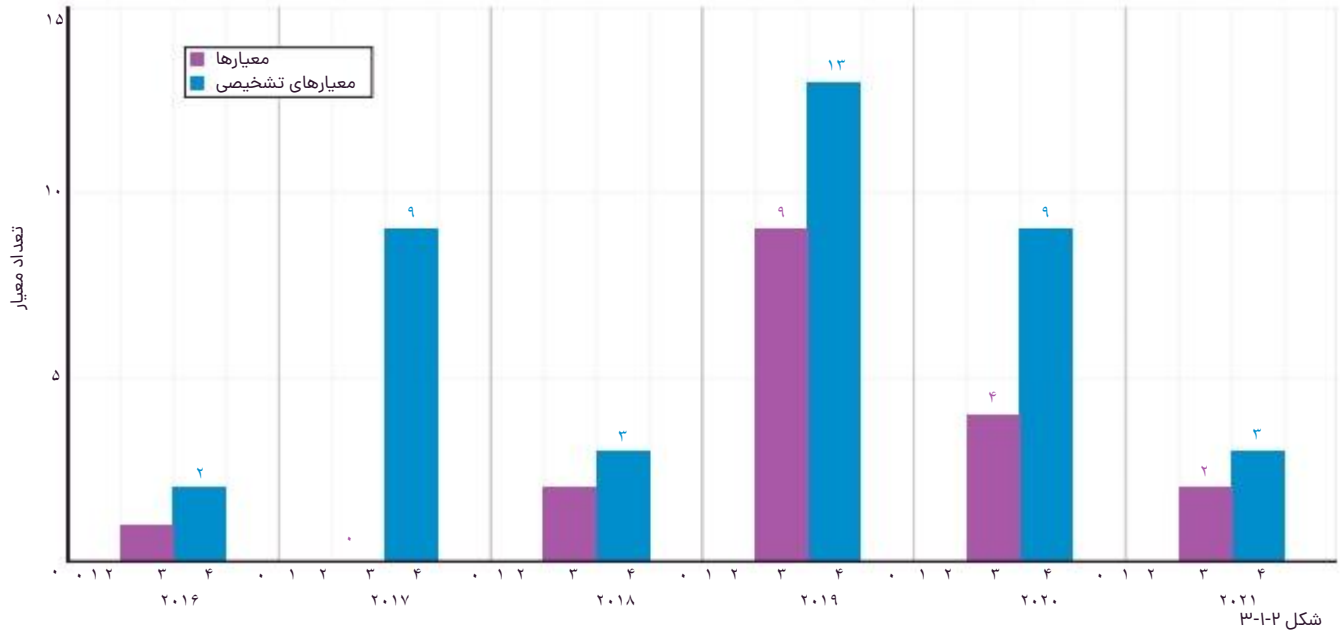
شکل ۳/۱/۲ نشان می دهد که سرمایه گذاری تحقیقاتی ثابتی برای توسعه معیارها و معیارهای تشخیصی در طول زمان صورت گرفته است.

معیارها شاخص‌های مفیدی برای پیشرفت در کل این حوزه هستند و تأثیر آنها را می‌توان با پذیرش جامعه اندازه‌گیری کرد (مثلاً تعداد ارسال‌های تابلوی امتیازات یا تعداد مقالات تحقیقاتی که معیارها را گزارش می‌کنند).

۲ استناد به مقاله تحقیقاتی یک شاخص عقب مانده از فعالیت است و معیارهایی که اخیراً اتخاذ شده اند ممکن است در داده های فعلی منعکس نشوند، مشابه ۳/۱/۱.
۳ API Perspective هفت معیار جدید را برای اندازه‌گیری جنبه‌های خطرناک از جمله (toxicity, severe toxicity, identity attack, insult, obscene, sexually explicit, threat) تعریف کرد که به تعداد زیادی از معیارهای منتشر شده در سال ۲۰۱۷ کمک کرد.

تعداد معیارهای انصاف و تعصب هوش مصنوعی (معیارهای تشخیصی و محک‌ها)، ۲۱-۲۰۱۶

Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۱-۳

پیشرفته‌ترین سیستم‌های پردازش زبان طبیعی «NLP» به مدل‌های زبانی یا سیستم‌های یادگیری ماشینی متکی است که میلیون‌ها خط متن را پردازش می‌کنند و یاد می‌گیرند که کلمات را در یک جمله پیش‌بینی کنند. این مدل‌ها می‌توانند متن منسجمی تولید کنند؛ طبقه‌بندی افراد، مکان‌ها و رویدادها و به عنوان اجزای سیستم‌های بزرگتر مانند موتورهای جستجو استفاده شود. جمع‌آوری داده‌های آموزشی برای این مدل‌ها اغلب نیاز به کراول کردن اینترنت برای ایجاد دیتاست‌های متنی در مقیاس وب دارد. این مدل‌ها سوگیری‌های انسانی را از داده‌های پیش‌آموزشی خود یاد می‌گیرند و آن‌ها را در خروجی‌های پایین دستی خود منعکس می‌کنند و به طور بالقوه باعث آسیب می‌شوند. چندین معیار و سنگ محک برای شناسایی سوگیری در پردازش زبان طبیعی در امتداد محورهای جنسیت، نژاد، شغل، ناتوانی، مذهب، سن، ظاهر فیزیکی، گرایش جنسی و قومیت ایجاد شده است.

۳-۲ معیارهای تعصب پردازش زبان طبیعی

معیارهای سوگیری را می‌توان به دو دسته عمده تقسیم کرد: معیارهای ذاتی، که سوگیری را در فضاهای تعبیه‌شده داخلی مدل‌ها اندازه‌گیری می‌کند، و معیارهای بیرونی، که سوگیری را در وظایف و خروجی‌های پایین‌دستی مدل اندازه‌گیری می‌کنند. نمونه‌هایی از معیارهای بیرونی شامل معیارهای انصاف گروهی (برابری در گروه‌های محافظت‌شده) و معیارهای انصاف فردی (برابری در بین افراد مشابه)، که اندازه‌گیری می‌کنند که آیا یک سیستم تأثیر منفی نامتناسبی بر یک زیر گروه یا فرد دارد یا اینکه رفتار ترجیحی برای یک گروه در هزینه دیگری

خطر: هشدارهای خطرناک و چشم‌انداز رابط برنامه نویسی کاربردی

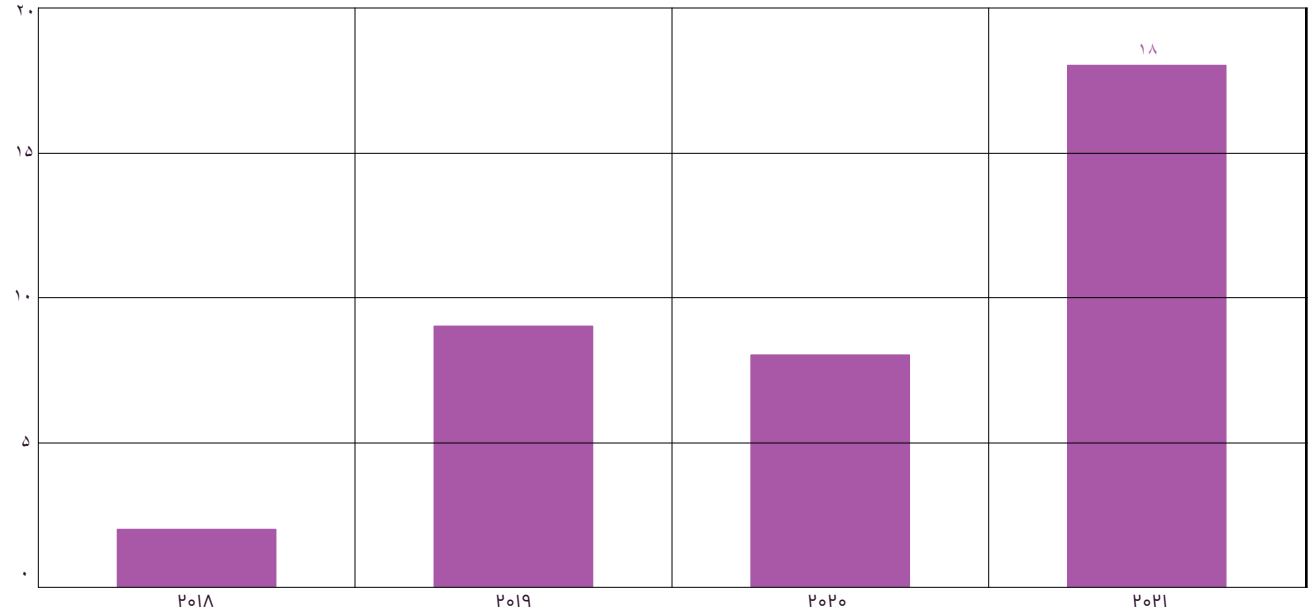
اندازه‌گیری میزان خطر در مدل‌های زبانی نیازمند برچسب‌هایی برای محتوای خطرناک و غیرخطرناک است. این خطرات به عنوان اظهارنظری بی‌ادبانه، بی‌احترامی یا غیرمنطقی تعریف می‌شوند که احتمالاً باعث می‌شود کسی مکالمه را ترک کند.

Perspective API ابزاری است که توسط Jigsaw، توسعه یافته است. در اصل برای کمک به پلتفرم‌ها برای شناسایی میزان خطر در مکالمات آنلاین طراحی شده است. توسعه‌دهندگان متنی را در Perspective API وارد می‌کنند، که احتمالا باید در یکی از دسته‌های زیر برچسب‌گذاری شود: toxicity, severe toxicity, identity attack, insult, obscene, sexually explicit, and threat.

از زمانی که Perspective API در سال ۲۰۱۷ منتشر شد، جامعه تحقیقاتی NLP به سرعت آن را برای اندازه‌گیری میزان خطر به زبان طبیعی پذیرفت. همانطور که در شکل ۱-۲-۳ مشاهده می‌شود، تعداد مقالاتی که از Perspective API استفاده می‌کردند بین سال های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱ دو برابر شد و از ۸ به ۱۹ مورد رسید.

تعداد مقالات پژوهشی با در نظر گرفتن Perspective API

Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۲-۳

WINOMT: تعصب جنسیتی در سیستم‌های ترجمه ماشینی

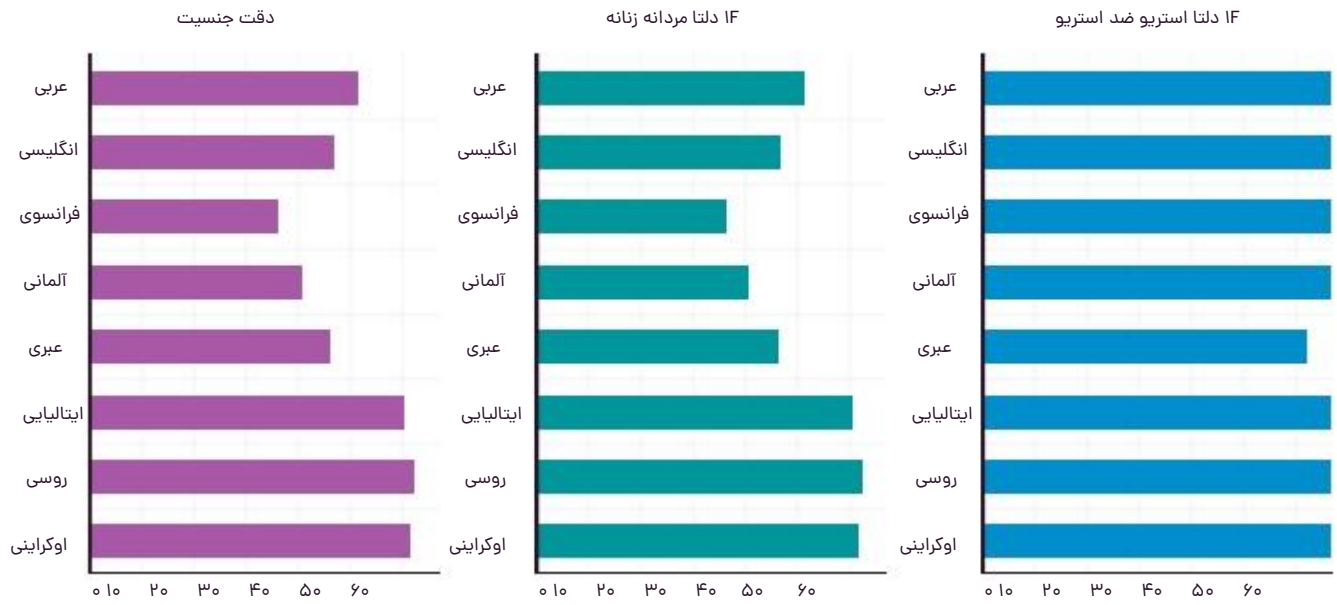
سیستم‌های ترجمه ماشینی تجاری برای بازتاب و تقویت سوگیری‌های اجتماعی از مجموعه داده‌های زیربنایی آن‌ها مستند شده‌اند. از آنجایی که این سیستم‌ها به طور گسترده در صنایع جهانی مانند تجارت الکترونیک مورد استفاده قرار می‌گیرند، کلیشه‌ها و اشتباهات در ترجمه می‌تواند پرهزینه باشد.

WinoMT یک معیار سنجش تعصب جنسیتی در ترجمه ماشینی است که با ترکیب دیتاست‌های Winogender و WinoBias ایجاد می‌شود. مدل‌ها با مقایسه جملات ترجمه شده از انگلیسی به زبان دیگر و استخراج جنسیت ترجمه شده برای مقایسه با جنسیت اصلی ارزیابی می‌شوند. سیستم‌ها بر اساس درصد ترجمه‌ها با جنسیت صحیح (دقت جنسیتی)، تفاوت نمره F1 بین نمونه‌های مذکر و مؤنث و تفاوت در نمره F1 بین نمونه‌هایی با نقش‌های جنسیتی کلیشه‌ای و نقش‌های جنسیتی ضد کلیشه‌ای امتیازدهی می‌شوند.

همانطور که در شکل ۳-۲-۳ مشاهده می‌شود، Google Translate در تمام زبان های آزمایش شده (عربی، انگلیسی، فرانسوی، آلمانی، عبری، ایتالیایی، روسی، اوکراینی) در هنگام ترجمه نمونه‌های حاوی مشاغلی که با تعصبات اجتماعی در مورد نقش‌های جنسیتی مطابقت دارند، عملکرد بهتری دارد. علاوه بر این موضوع، این سیستم‌ها جملات با جنسیت صحیح را تنها تا ۶۰ درصد مواقع ترجمه می‌کنند. سایر سیستم‌های ترجمه ماشینی تجاری اصلی (مترجم مایکروسافت، آمازون ترنسلیت) رفتار مشابهی دارند.

تعصب جنسیتی در ترجمه گوگل در زبان‌های مختلف

Source: Stanovsky et al., ۲۰۱۹ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۲-۳

برای درک اینکه چگونه زمینه اخلاق هوش مصنوعی در طول زمان تکامل یافته است، این بخش روندهای کنفرانس ACM در مورد انصاف، مسئولیت پذیری و شفافیت «FAccT» را مطالعه می‌کند که کارهایی را در مورد عدالت الگوریتمی و تعصب منتشر می‌کند و از کارگاه های NeurIPS. این بخش گرایش‌های نوظهور در موضوعات انتشار کارگاهی را شناسایی می‌کند و بینش‌هایی را درباره گرایش‌های نویسندگی بر اساس وابستگی و منطقه جغرافیایی به اشتراک می‌گذارد.

۳-۳ گرایش‌های اخلاق هوش مصنوعی در واقعیت و نوریپس «NEURIPS»

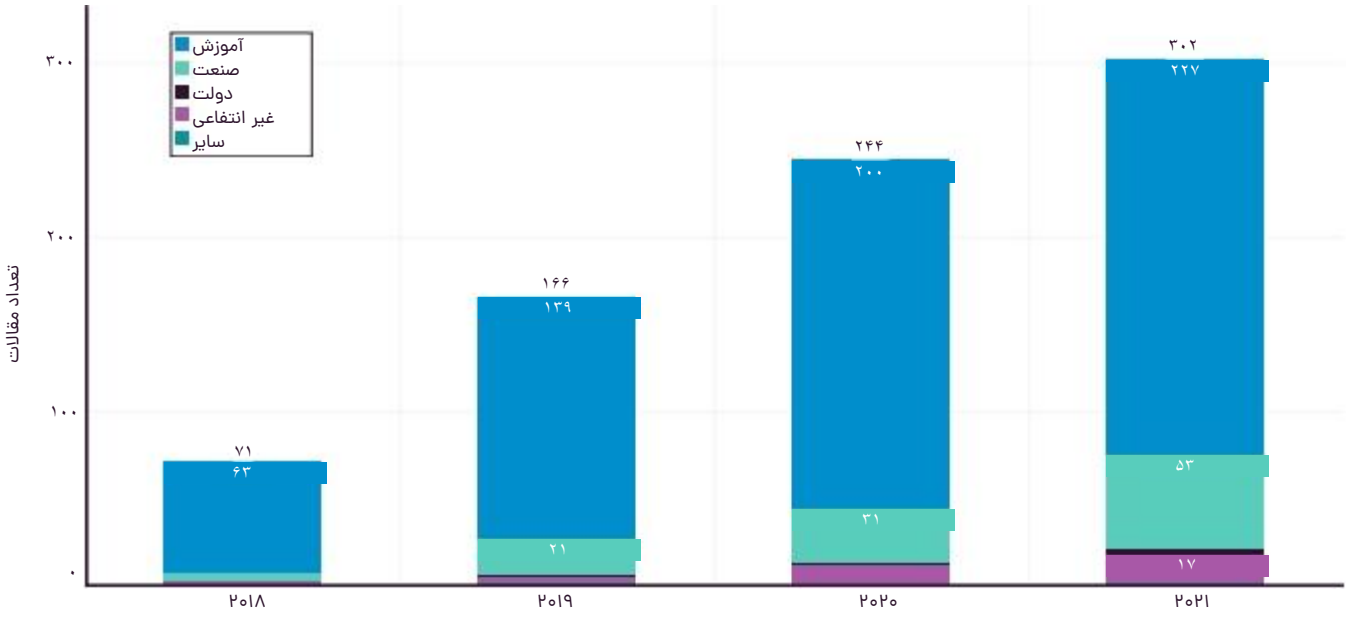
کنفرانس ACM در مورد انصاف، پاسخگویی و شفافیت «FACCT»

ACM FAccT یک کنفرانس بین‌رشته‌ای است که در زمینه عدالت الگوریتمی، پاسخگویی و شفافیت برگزار می‌شود. در حالی که چندین کنفرانس هوش مصنوعی کارگاه‌های آموزشی اختصاص داده شده به موضوعات مشابه را ارائه می‌دهند، FAccT یکی از اولین کنفرانس‌های بزرگی بود که برای گرد هم آوردن محققان، پزشکان و سیاست‌گذاران علاقمند به تجزیه و تحلیل اجتماعی-تکنیکی الگوریتم‌ها ایجاد شد.

شکل ۱-۳-۳ نشان می‌دهد که آزمایشگاه‌های صنعتی سهم بیشتری از انتشارات را در FAccT سال به سال تشکیل می‌دهند. آن‌ها اغلب با همکاری دانشگاه‌ها کار تولید می‌کنند، اما به طور فزاینده‌ای کار مستقل نیز تولید می‌کنند. در سال ۲۰۲۱، ۵۳ نویسنده وابستگی به صنعت را فهرست کردند، از ۳۱ نویسنده در سال ۲۰۲۰ و تنها ۵ نویسنده در کنفرانس افتتاحیه در سال ۲۰۱۸. این با یافته‌های اخیر که به روند انتقال محققان یادگیری عمیق از دانشگاه به آزمایشگاه‌های صنعتی اشاره می‌کند، مطابقت دارد.

NUMBER of ACCEPTED FACCT CONFERENCE SUBMISSIONS by AFFILIATION, ۲۰۱۸–۲۱

Source: FAccT, ۲۰۲۱; AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۳-۳

تفسیرپذیری، توضیح پذیری و استدلال علّی

چندین کارگاه در NeurIPS پیرامون تفسیرپذیری و توضیح‌پذیری، از جمله هوش مصنوعی حیاتی که بر تصمیم‌گیری‌های انسانی تأثیر می‌گذارد، تفسیرپذیری و علیت برای عدالت الگوریتمی و ضرورت توضیح‌پذیری برای موارد استفاده پرخطر، ایجاد شده است. کار تفسیرپذیری و توضیح‌پذیری بر طراحی سیستم‌هایی تمرکز می‌کند که ذاتاً قابل تفسیر هستند و توضیحی برای رفتار یک سیستم جعبه سیاه «black-box system,» ارائه می‌دهند، در حالی که مطالعه استنتاج علّی با هدف درک علت و معلول با کشف ارتباط بین متغیرهایی که به یکدیگر وابسته هستند و پرسیدن اینکه اگر تصمیم دیگری گرفته می‌شد (یعنی اگر این اتفاق نمی‌افتاد)، این اتفاق نمی‌افتاد.

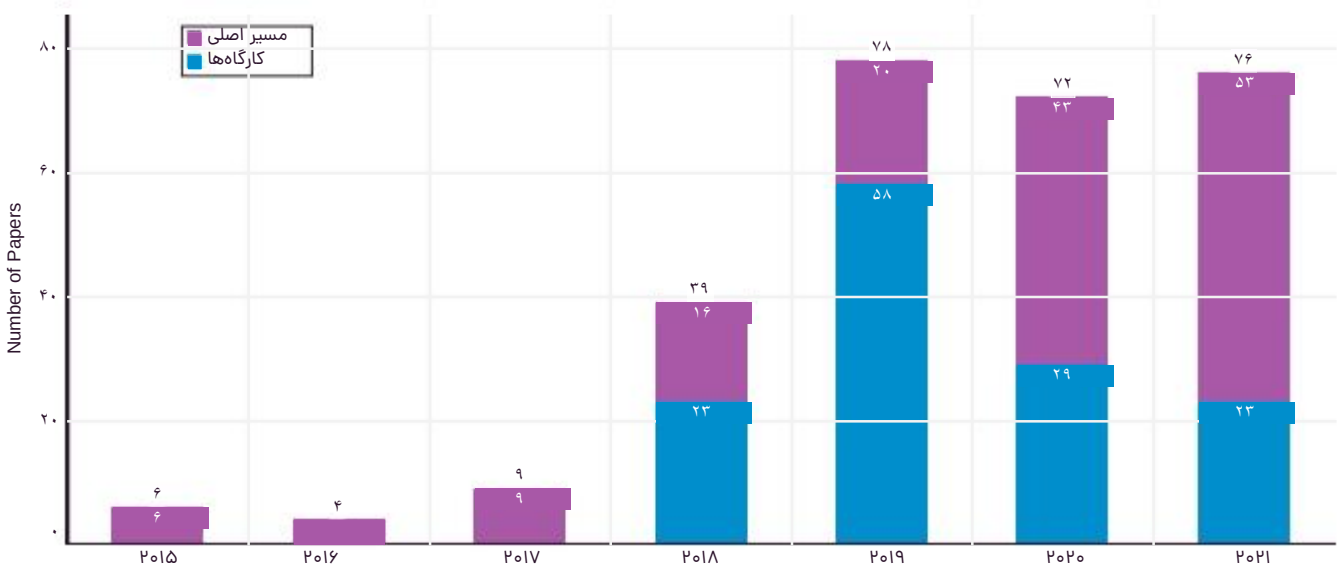
با تغییر یک ویژگی ورودی و مشاهده چگونگی تغییر خروجی، می‌توان از تحلیل خلاف واقع برای به دست آوردن بینشی در مورد سیستم جعبه سیاه استفاده کرد.

این امر را می‌توان برای اندازه‌گیری انصاف با تغییر ویژگی‌های محافظت شده یک ورودی فردی (مانند نژاد، جنسیت) و مشاهده اینکه چگونه مدل یک پیش‌بینی متفاوت را به دست می‌دهد (برای مثال، یک بانک می‌تواند ویژگی "سن" را در یک مدل تغییر دهد تا بفهمد که آیا مدل آن بر روی مشتریان بالای ۶۰ سال عملکرد مناسبی دارد). انصاف متضاد این ایده را رسمیت می‌بخشد که یک مدل در مورد یک فرد تصمیمات منصفانه می‌گیرد در صورتی که اگر فرد به جمعیتی متفاوت تعلق داشته باشد، تصمیم یکسان خواهد بود.

از سال ۲۰۱۸، تعداد فزاینده‌ای از مقالات در مورد استنتاج علی در NeurIPS منتشر شده است. در سال ۲۰۲۱، سه کارگاه در NeurIPS به استنتاج علّی اختصاص داشت، از جمله یک کارگاه کاملاً به علیت و عدالت الگوریتمی اختصاص داشت (شکل ۳-۳-۲). شکل ۳-۳-۳ نشان می‌دهد که افزایش مشابهی در مقالات تحقیقاتی در کار تفسیرپذیری و توضیح پذیری در NeurIPS در طول زمان، به ویژه در مسیر اصلی NeurIPS وجود داشته است.

موضوعات تحقیق نوریپس: تعداد مقالات پذیرفته شده در مورد تأثیر علّی و استدلال خلاف واقع، ۲۰۱۵-۲۰۲۱

Source: NeurIPS, ۲۰۲۱; AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



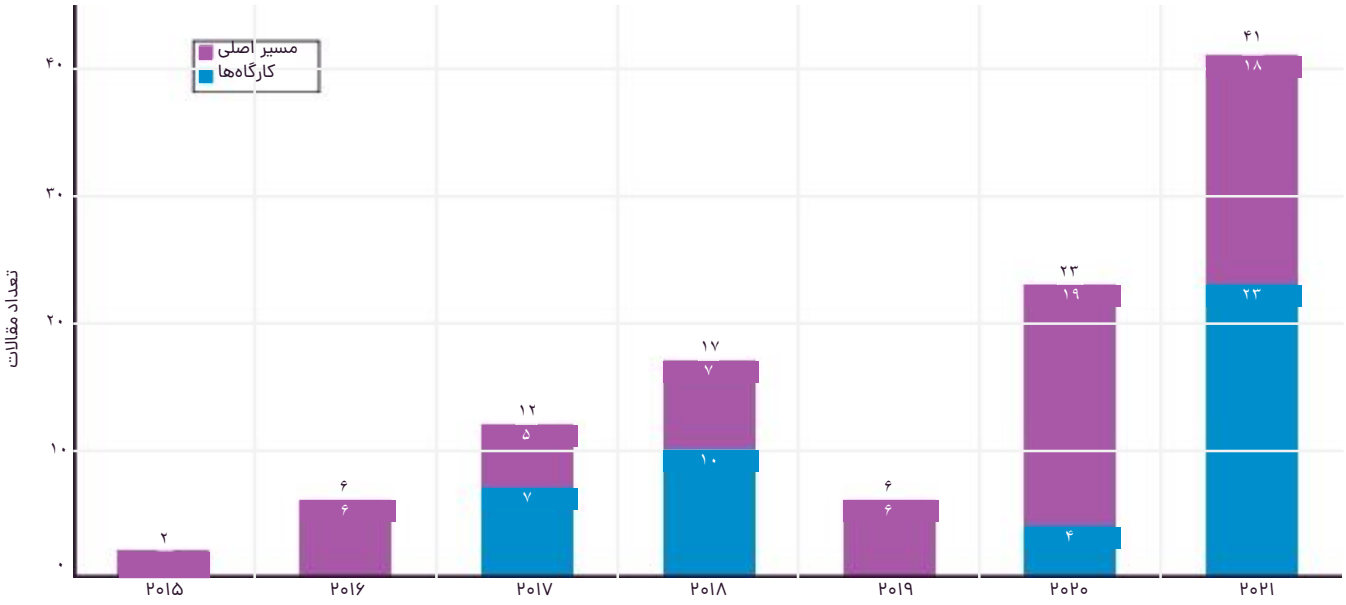
شکل ۳-۳-۲

حریم خصوصی و جمع‌آوری داده‌ها

در میان نگرانی‌های فزاینده در مورد حریم خصوصی، حاکمیت داده‌ها و کالایی کردن داده‌های شخصی برای سود، شتاب قابل توجهی در صنعت و دانشگاه برای ایجاد روش‌ها و چارچوب‌هایی برای کمک به کاهش نگرانی‌های حفظ حریم خصوصی ایجاد شده است. از سال ۲۰۱۸، چندین کارگاه به حریم خصوصی در یادگیری ماشین اختصاص داده شده است که موضوعاتی مانند حریم خصوصی در یادگیری ماشینی در حوزه های خاص (مانند خدمات مالی)، یادگیری فدرال برای آموزش مدل غیرمتمرکز و حریم خصوصی متفاوت را پوشش می‌دهد تا اطمینان حاصل شود که داده‌های آموزشی درز نمی‌کنند. اطلاعات قابل شناسایی شخصی این بخش تعداد مقالات ارسال شده به NeurIPS را با ذکر "حریم خصوصی" در عنوان به همراه مقالات پذیرفته شده در کارگاه‌های NeurIPS با موضوع حفظ حریم خصوصی نشان می‌دهد و افزایش قابل توجهی در تعداد مقالات پذیرفته شده از سال ۲۰۱۶ نشان می دهد (شکل ۴-۳-۳).

موضوعات تحقیق نوریپس: تعداد مقالات پذیرفته شده در مورد تفسیرپذیری و توضیح پذیری، ۲۱-۲۰۱۵

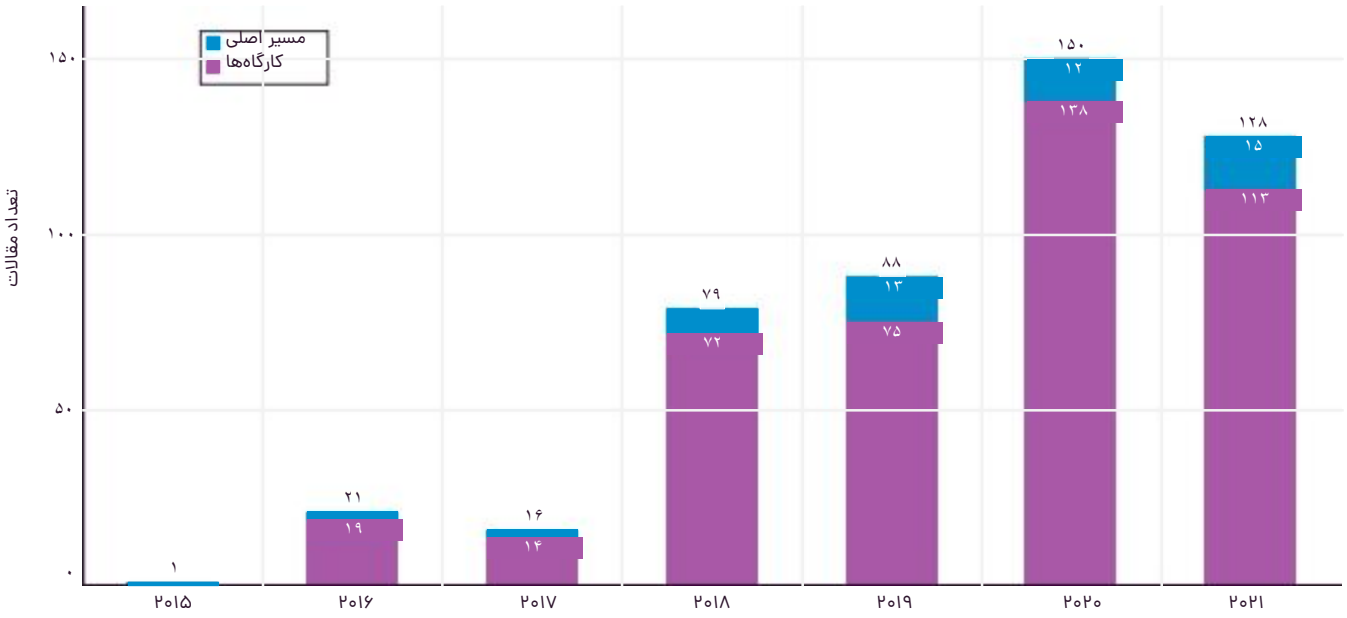
Source: NeurIPS, ۲۰۲۱; AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۳-۳

موضوعات تحقیق نوریپس: تعداد مقالات پذیرفته شده در مورد حریم خصوصی در هوش مصنوعی، ۲۰۱۵-۲۱

Source: NeurIPS, ۲۰۲۱; AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



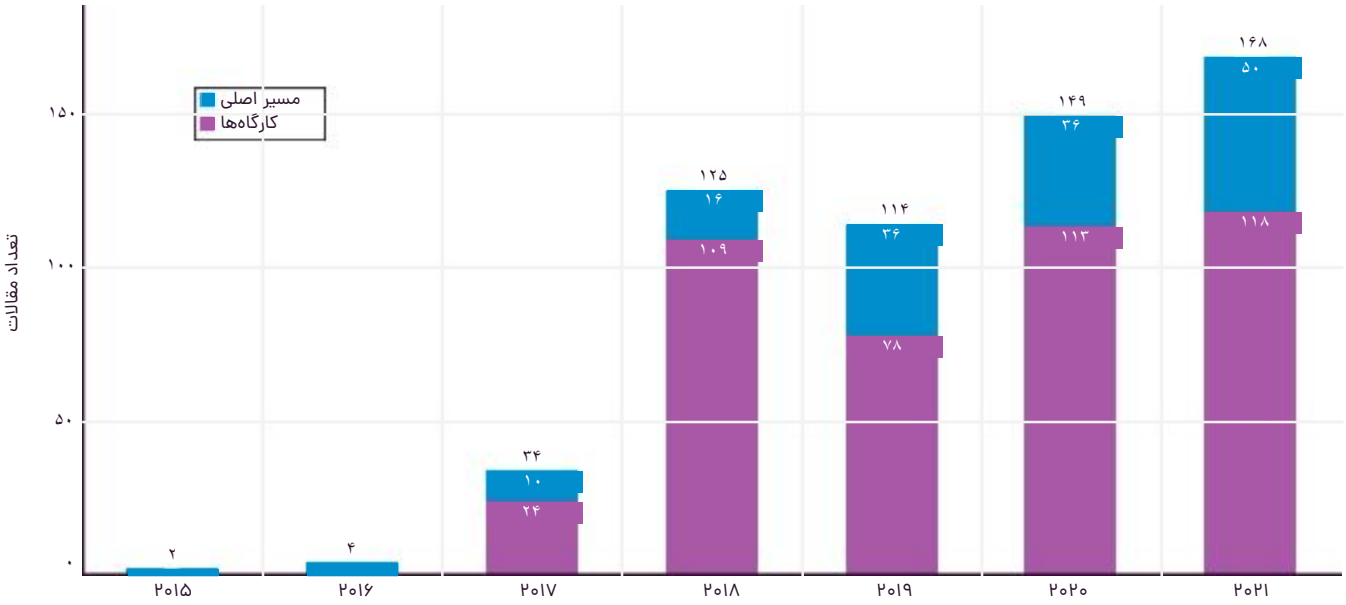
شکل ۴-۳-۳

انصاف و تعصب

در سال ۲۰۲۰، NeurIPS شروع به درخواست نویسندگانی کرد تا بیانیه‌های تأثیرگذاری گسترده‌تری را در مورد پیامدهای اخلاقی و اجتماعی بالقوه کار خود ارائه دهند، حرکتی که نشان می‌دهد جامعه اهمیت اخلاق هوش مصنوعی را در مراحل اولیه تحقیقات نشان می‌دهد. یکی از معیارهای علاقه به انصاف و سوگیری در NeurIPS در طول زمان، تعداد مقالات پذیرفته شده در مسیر اصلی کنفرانس است که در عنوان به انصاف یا جانبداری اشاره می‌کند، همراه با مقالات پذیرفته شده در یک کارگاه مربوط به عدالت. شکل ۵-۳-۳ افزایش شدیدی را از سال ۲۰۱۷ به بعد نشان می‌دهد که اهمیت تازه یافته شده این موضوعات را در جامعه تحقیقاتی نشان می‌دهد.

موضوعات تحقیق نوریپس: تعداد مقالات پذیرفته شده در مورد انصاف و تعصب در هوش مصنوعی، ۲۰۱۵-۲۱

Source: NeurIPS, ۲۰۲۱; AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۵-۳-۳

گزارش شاخص
هوش مصنوعی ۲۰۲۲

فصل چهارم:
اقتصاد و آموزش

بررسی اجمالی

استفاده فزاینده از هوش مصنوعی در زندگی روزمره، در تمام صنایع و در سراسر جهان، سوالات متعددی را در مورد چگونگی شکل‌دهی هوش مصنوعی به اقتصاد و آموزش و برعکس، همچنین نحوه انطباق اقتصاد و آموزش با هوش مصنوعی ایجاد می‌کند. هوش مصنوعی فرصت‌های زیادی را در بهره‌وری در محیط کار، کارایی زنجیره تامین، تجارب سفارشی مصرف کننده و سایر زمینه‌ها نوید می‌دهد. با این حال، این فناوری باعث ایجاد نگرانی‌های متعددی می‌شود. چگونه کسب‌وکارها با جذب و حفظ استعدادهای هوش مصنوعی سازگار می‌شوند؟ چگونه سیستم آموزشی با تقاضا برای نیروی کار هوش مصنوعی و نیاز به درک تأثیر هوش مصنوعی بر جامعه همگام است؟ همه این سؤالات و موارد دیگر از هوش مصنوعی امروزی جدا نشدنی هستند.

این فصل ابتدا تأثیر هوش مصنوعی بر مشاغل، از جمله استخدام، تقاضای نیروی کار و نرخ نفوذ مهارت را بررسی می‌کند، سپس به تجزیه و تحلیل سرمایه‌گذاری‌های شرکتی در هوش مصنوعی (از روندهای جهانی گرفته تا فعالیت‌های راه‌اندازی) و پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی در میان صنایع می‌پردازد. بخش آخر، فارغ‌التحصیلان کارشناسی علوم کامپیوتر و فارغ‌التحصیلان دکترا که در رشته‌های مرتبط با هوش مصنوعی تخصص دارند، بحث می‌کند.

خلاصه فصل

- نیوزلند، هنگ کنگ، ایرلند، لوکزامبورگ و سوئد کشورها یا مناطقی هستند که بیشترین رشد را در استخدام هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱ داشته‌اند. در سال ۲۰۲۱، کالیفرنیا، تگزاس، نیویورک و ویرجینیا ایالت‌هایی با بیشترین تعداد آگهی‌های شغلی هوش مصنوعی در ایالات متحده بودند و کالیفرنیا بیش از ۲/۳۵ برابر تگزاس، دومین ایالت برتر بود.

- سرمایه‌گذاری خصوصی در هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ بالغ بر ۹۳/۵ میلیارد دلار بود که بیش از دو برابر کل سرمایه‌گذاری خصوصی در سال ۲۰۲۰ است، در حالی که تعداد شرکت‌های هوش مصنوعی با بودجه جدید همچنان کاهش می‌یابد، از ۱۰۵۱ شرکت در سال ۲۰۱۹ و ۷۶۲ شرکت در سال ۲۰۲۰ به ۷۴۶ شرکت در سال ۲۰۲۱. در سال ۲۰۲۰، ۴ دور تأمین مالی به ارزش ۵۰۰ میلیون دلار یا بیشتر وجود داشت. این عدد در سال ۲۰۲۱، ۱۵ مورد بود.

- «مدیریت داده، پردازش و ابر» بیشترین میزان سرمایه‌گذاری خصوصی هوش مصنوعی را در سال ۲۰۲۱ دریافت کرد. ۲/۶ برابر سرمایه‌گذاری در سال ۲۰۲۰ و پس از آن «پزشکی و مراقبت‌های بهداشتی» و «فینتک» قرار گرفتند.

- در سال ۲۰۲۱، ایالات متحده هم از نظر کل سرمایه‌گذاری خصوصی در هوش مصنوعی سه برابر و از نظر تعداد شرکت‌های هوش مصنوعی با بودجه جدید، دو برابر بیشتر از چین، به عنوان برترین کشور در جهان پیشتاز بود.

- در سال ۲۰۲۰، از هر ۵ دانشجوی رشته سیستم‌های محاسباتی یا CS که با مدرک دکترا فارغ التحصیل شده‌اند، یک نفر در هوش مصنوعی/یادگیری ماشین تخصص دارد که از محبوب‌ترین تخصص در دهه گذشته است. از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰، اکثریت دکترای هوش مصنوعی در ایالات متحده به سمت صنعت رفتند در حالی که بخش کوچکی مشاغل دولتی را به عهده گرفتند.

۴-۱ مشاغل

استخدام هوش مصنوعی

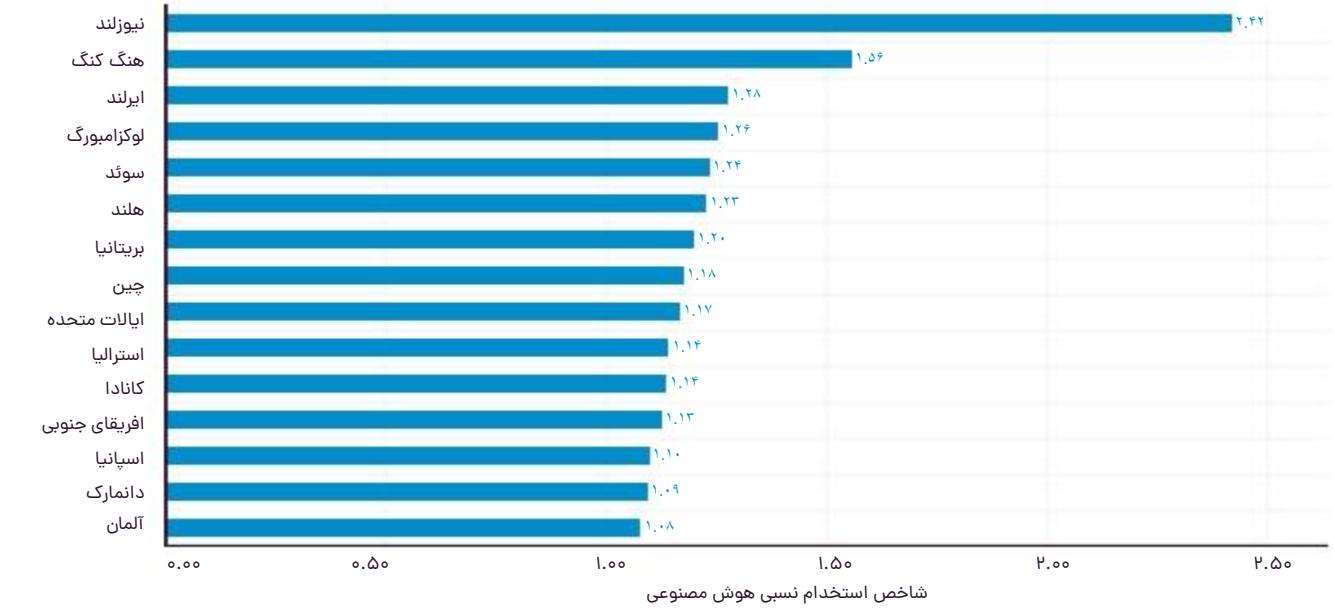
داده‌های استخدام هوش مصنوعی از دیتاست LinkedIn از فهرست مهارت‌ها و مشاغل در این پلتفرم استفاده می‌کند. این امر به طور خاص بر روی کشورها یا مناطقی تمرکز می‌کند که لینکدین حداقل ۴۰ درصد استخدام نیروی کار را پوشش می‌دهد و هر ماه حداقل ۱۰ نیروی هوش مصنوعی استخدام می‌شود. چین و هند اما به دلیل اهمیت جهانی، علیرغم عدم رعایت آستانه پوشش ۴۰ درصد، در این فهرست قرار گرفتند. بینش این کشورها ممکن است به اندازه سایر کشورها تصویر کاملی ارائه نکند و باید بر این اساس تفسیر شود.

شکل ۱-۱-۴، ۱۵ منطقه جغرافیایی با بالاترین شاخص استخدام هوش مصنوعی نسبی را برای سال ۲۰۲۱ نشان می‌دهد. نرخ استخدام هوش مصنوعی، به عنوان درصد اعضای لینکدین با مهارت‌های هوش مصنوعی در پروفایل خود یا شاغل در مشاغل مرتبط با هوش مصنوعی که کارفرمای جدیدی را اضافه کرده‌اند محاسبه می‌شود.

شاخص نسبی استخدام هوش مصنوعی نشان می‌دهد که آیا استخدام استعدادهای هوش مصنوعی سریعتر، برابر یا کندتر از استخدام کلی در یک کشور یا منطقه خاص رشد می‌کند یا خیر. نیوزلند بالاترین رشد را در استخدام هوش مصنوعی دارد (۲/۴۲ برابر در سال ۲۰۲۱ در مقایسه با سال ۲۰۱۶، پس از آن هنگ کنگ (۱/۵۶)، ایرلند (۱/۲۸)، لوکزامبورگ (۱/۲۶) و سوئد (۱/۲۴) قرار دارند. علاوه بر این، بسیاری از کشورها یا مناطق کاهش رشد استخدام هوش مصنوعی خود را از سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۱ تجربه کردند) که نشان می‌دهد سرعت تغییر در نرخ استخدام هوش مصنوعی، در مقایسه با نرخ استخدام کلی، طی سال گذشته کاهش یافته است، به استثنای آلمان و سوئد.

شاخص استخدام هوش مصنوعی نسبی بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۲۱

Source: LinkedIn, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۱-۴

تقاضای کار هوش مصنوعی

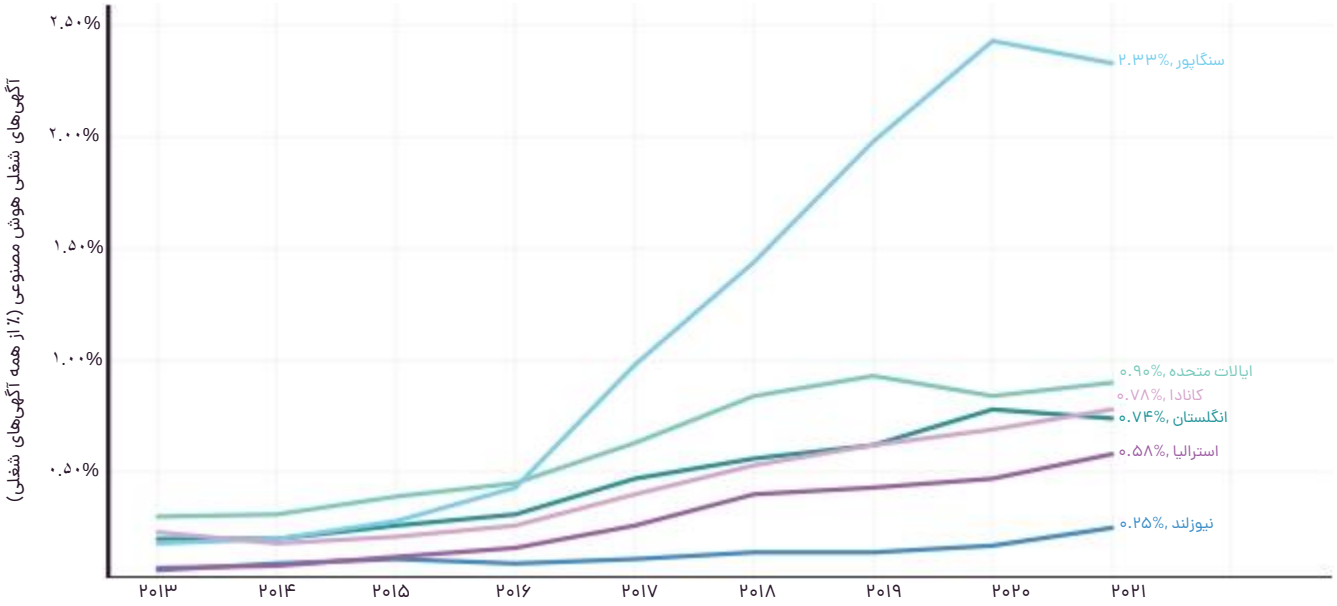
Emsi Burning Glass برای تجزیه و تحلیل تقاضا برای مهارت‌های ویژه نیروی کار هوش مصنوعی، میلیون‌ها آگهی شغلی جمع‌آوری‌شده از بیش از ۴۵۰۰۰ وب‌سایت را از سال ۲۰۱۰ استخراج کرد و همه فهرست‌هایی را که خواستار مهارت‌های هوش مصنوعی بودند، برچسب‌گذاری کرد.

تقاضای جهانی کار هوش مصنوعی

شکل ۲-۱-۴ نشان می‌دهد که درصد آگهی‌های شغلی هوش مصنوعی در میان تمام آگهی‌های شغلی در سال ۲۰۲۱ در سنگاپور (۲/۳۳ درصد از کل فهرست‌های شغلی) و پس از آن ایالات متحده (۰/۹۰٪)، کانادا (۰/۷۸٪) و انگلستان (۰/۷۴٪) بوده است. آگهی‌های شغلی هوش مصنوعی در ایالات متحده، کانادا، استرالیا و نیوزلند از سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۱ افزایش یافت، در حالی که در سنگاپور و بریتانیا کاهش یافت.

پست‌های شغلی هوش مصنوعی (% از همه پست‌های شغلی) بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۳ – ۲۱

Source: Emsi Burning Glass, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۱-۴

نفوذ مهارت هوش مصنوعی

نرخ نفوذ مهارت‌های هوش مصنوعی، شیوع مهارت‌های هوش مصنوعی در بین مشاغل یا شدت استفاده اعضای لینکدین از مهارت‌های هوش مصنوعی در مشاغل خود را نشان می‌دهد و با محاسبه فراوانی مهارت‌های خودافزوده کاربران لینکدین در یک منطقه معین از سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ محاسبه می‌شود، سپس با استفاده از یک مدل آماری برای بدست آوردن ۵۰ مهارت برتر در آن شغل، آن ارقام را دوباره وزن می‌کنیم.

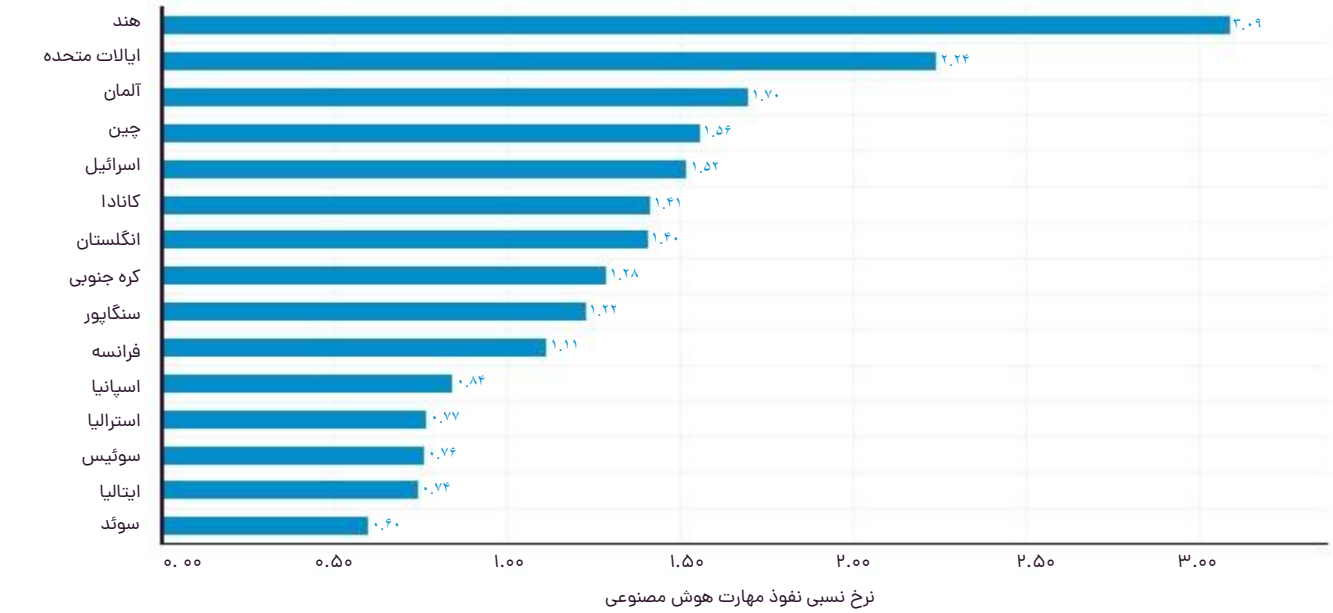
مقایسه جهانی

برای مقایسه جهانی، نرخ نفوذ نسبی مهارت‌های هوش مصنوعی به عنوان مجموع نفوذ هر مهارت هوش مصنوعی در بین مشاغل در یک کشور یا منطقه معین، تقسیم بر میانگین جهانی در همان مشاغل اندازه‌گیری می‌شود.

به عنوان مثال، ضریب نفوذ نسبی ۲ به این معنی است که میانگین نفوذ مهارت‌های هوش مصنوعی در آن کشور یا منطقه، ۲ برابر میانگین جهانی در مجموعه‌ای از مشاغل است. شکل ۱-۴-۳ نشان می‌دهد که هند از نظر میزان نفوذ مهارت‌های هوش مصنوعی در جهان پیشتاز است (۳/۰۹ برابر میانگین جهانی از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱) و پس از آن ایالات متحده (۲/۲۴) و آلمان (۱/۷) قرار دارند. پس از آن چین (۱/۵۶)، اسرائیل (۱/۵۲) و کانادا (۱/۴۱) قرار گرفتند.

ضریب نفوذ نسبی مهارت هوش مصنوعی بر اساس منطقه جغرافیایی، ۲۰۱۵-۲۱

Source: LinkedIn, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۱-۴

مقایسه جهانی: بر اساس صنعت

هند و ایالات متحده بالاترین ضریب نفوذ نسبی مهارت هوش مصنوعی را در سراسر جهان داشتند که در ضریب نفوذ مهارت در نرم‌افزار و خدمات فناوری اطلاعات، سخت‌افزار و شبکه، تولید، آموزش و امور مالی از دیگر کشورها یا مناطق پیشتاز بودند.

اسرائیل و کانادا در میان هفت کشور برتر در هر پنج صنعت قرار دارند و سنگاپور رتبه چهارم را در این فهرست دارد.

۴-۲ سرمایه‌گذاری

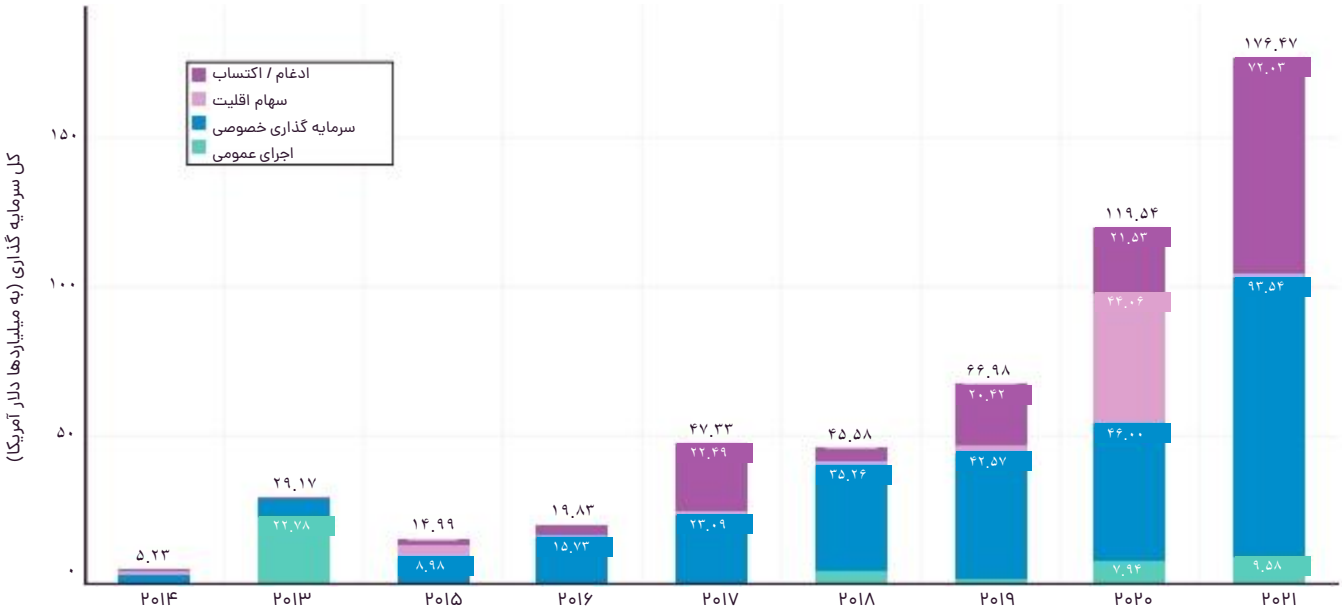
سرمایه‌گذاری شرکتی

سرمایه‌گذاری شرکت‌ها در هوش مصنوعی، از ادغام و اکتساب گرفته تا عرضه عمومی، یکی از عوامل کلیدی تحقیق و توسعه هوش مصنوعی است. همچنین به تأثیر هوش مصنوعی بر اقتصاد کمک می‌کند. شکل ۱-۲-۴، سرمایه‌گذاری کلی شرکت‌های جهانی در هوش مصنوعی را از ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ نشان می‌دهد. در سال ۲۰۲۱، شرکت‌ها بیشترین سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی را از طریق سرمایه‌گذاری خصوصی انجام دادند (در مجموع حدود ۹۳/۵ میلیارد دلار)، پس از آن ادغام و تملک (حدود ۷۲ میلیارد دلار)، عرضه عمومی (حدود ۹/۵ میلیارد دلار) و سهام اقلیت (حدود ۱/۳ میلیارد دلار) قرار گرفتند.

در سال ۲۰۲۱، سرمایه‌گذاری‌های حاصل از ادغام و تملک در مقایسه با سال ۲۰۲۰، ۳/۳ برابر افزایش یافت که توسط دو شرکت مراقبت‌های بهداشتی هوش مصنوعی و دو شرکت امنیت سایبری رهبری می‌شد.

سرمایه‌گذاری شرکت‌های جهانی در هوش مصنوعی بر اساس فعالیت‌های سرمایه‌گذاری، ۲۱-۲۰۱۳

Source: NetBase Quid, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۲-۴

فعالیت راه اندازی

بخش زیر شرکت‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی را در سطح جهانی که بیش از ۱/۵ میلیون دلار سرمایه‌گذاری از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ دریافت کرده‌اند، تحلیل می‌کند.

روند جهانی

در سال ۲۰۲۱، سرمایه گذاری خصوصی جهانی در هوش مصنوعی حدود ۹۳/۵ میلیارد دلار بود که بیش از دو برابر کل سرمایه گذاری خصوصی در سال ۲۰۲۰ است (شکل ۲-۲-۴). این بزرگترین افزایش سال به سال از سال ۲۰۱۴ است (زمانی که سرمایه گذاری از ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۴ بیش از دو برابر شد).

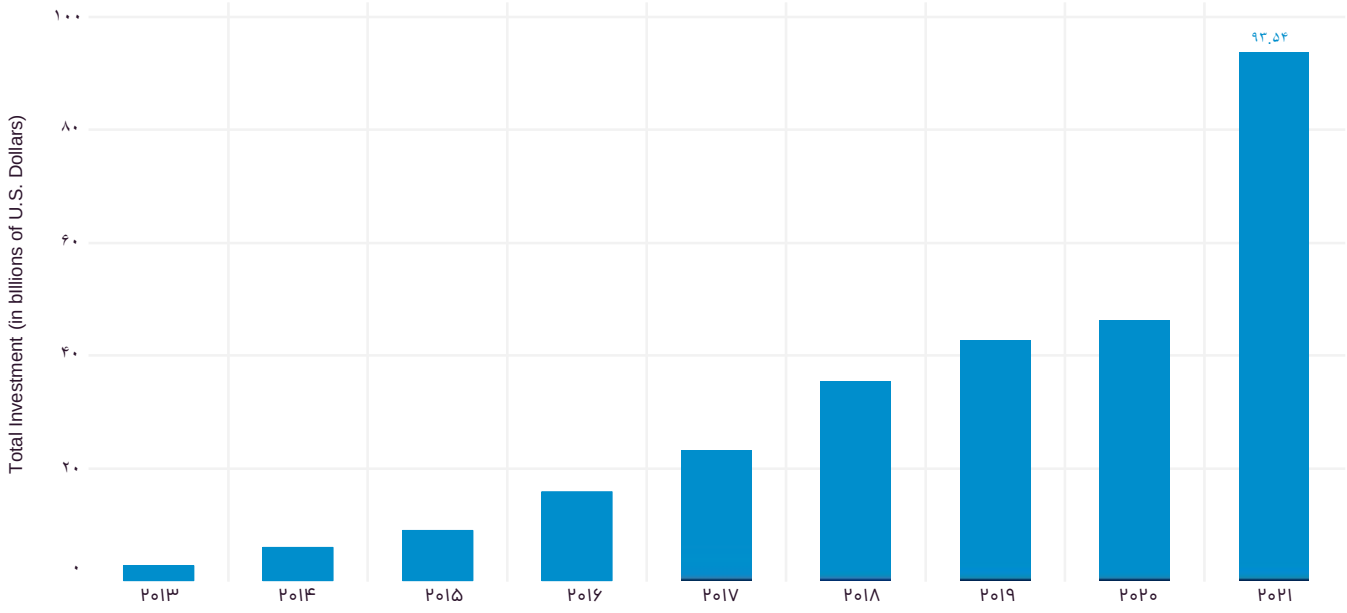
در میان شرکت‌هایی که میزان بودجه را فاش کردند، تعداد دورهای تأمین مالی هوش مصنوعی که از ۱۰۰ میلیون دلار تا ۵۰۰ میلیون دلار متغیر بود در سال ۲۰۲۱ نسبت به سال ۲۰۲۰ بیش از دو برابر شد، در حالی که دورهای تأمین مالی بین ۵۰ تا ۱۰۰ میلیون دلار نیز بیش از دو برابر شد. در سال ۲۰۲۰، تنها چهار دور تأمین مالی به ارزش ۵۰۰ میلیون دلار یا بیشتر وجود داشت. در سال ۲۰۲۱، این تعداد به ۱۵ افزایش یافت. شرکت‌ها در سال ۲۰۲۱ سرمایه گذاری به طور قابل توجهی بیشتری جذب کردند، زیرا میانگین اندازه معامله سرمایه‌گذاری خصوصی در سال ۲۰۲۱، ۸۱/۱ درصد بیشتر از سال ۲۰۲۰ بود.

با این حال، شکل ۳-۲-۴ نشان می‌دهد که تعداد شرکت‌های هوش مصنوعی سرمایه‌گذاری‌شده جدید همچنان در حال کاهش است، از ۷۶۲ شرکت در سال ۲۰۲۰ به ۷۴۶ شرکت در سال ۲۰۲۱ سومین سال کاهشی که از سال ۲۰۱۸ آغاز شد. بزرگترین سرمایه‌گذاری خصوصی در سال ۲۰۲۱ انجام شده است. توسط دو شرکت مدیریت داده و دو شرکت رباتیک/راننده خودکار.

در سال ۲۰۲۱، سرمایه‌گذاری خصوصی جهانی در هوش مصنوعی حدود ۹۳/۵ میلیارد دلار بود که بیش از دو برابر کل سرمایه گذاری خصوصی در سال ۲۰۲۰ است.

سرمایه گذاری خصوصی در هوش مصنوعی، ۲۰۱۳ – ۲۱

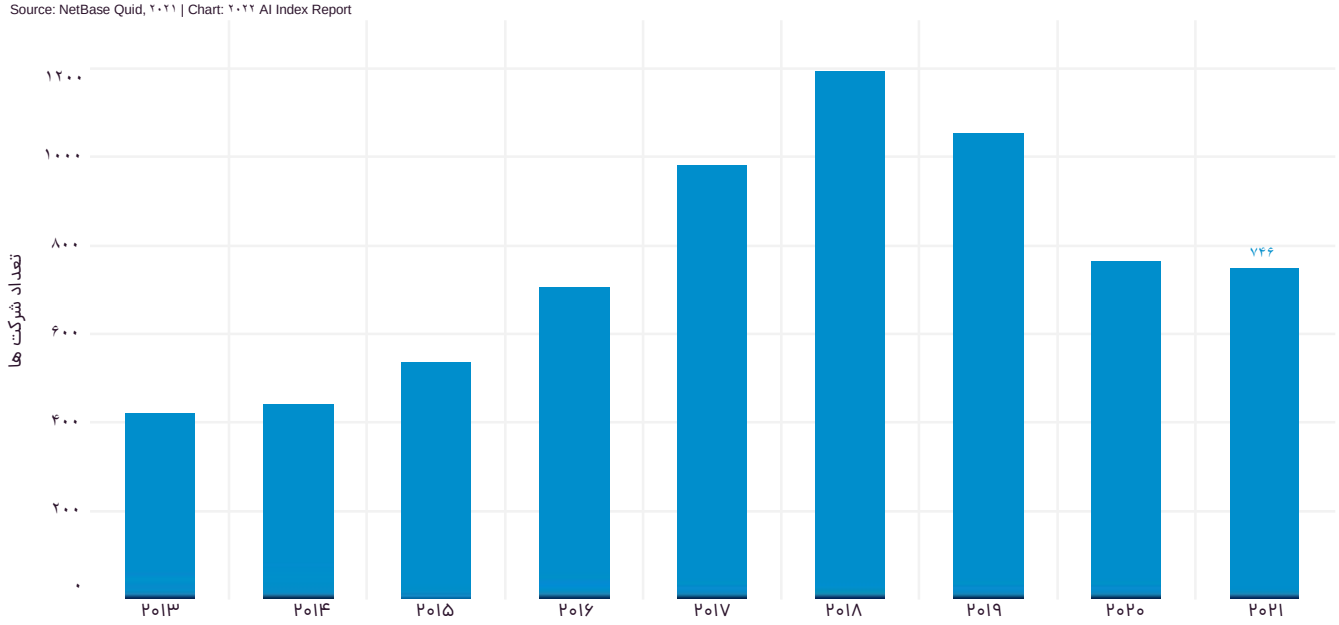
Source: NetBase Quid, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۲-۴

تعداد شرکت‌های هوش مصنوعی با بودجه جدید در جهان، ۲۰۱۳ – ۲۱

Source: NetBase Quid, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۲-۴

۴-۳ فعالیت شرکتی

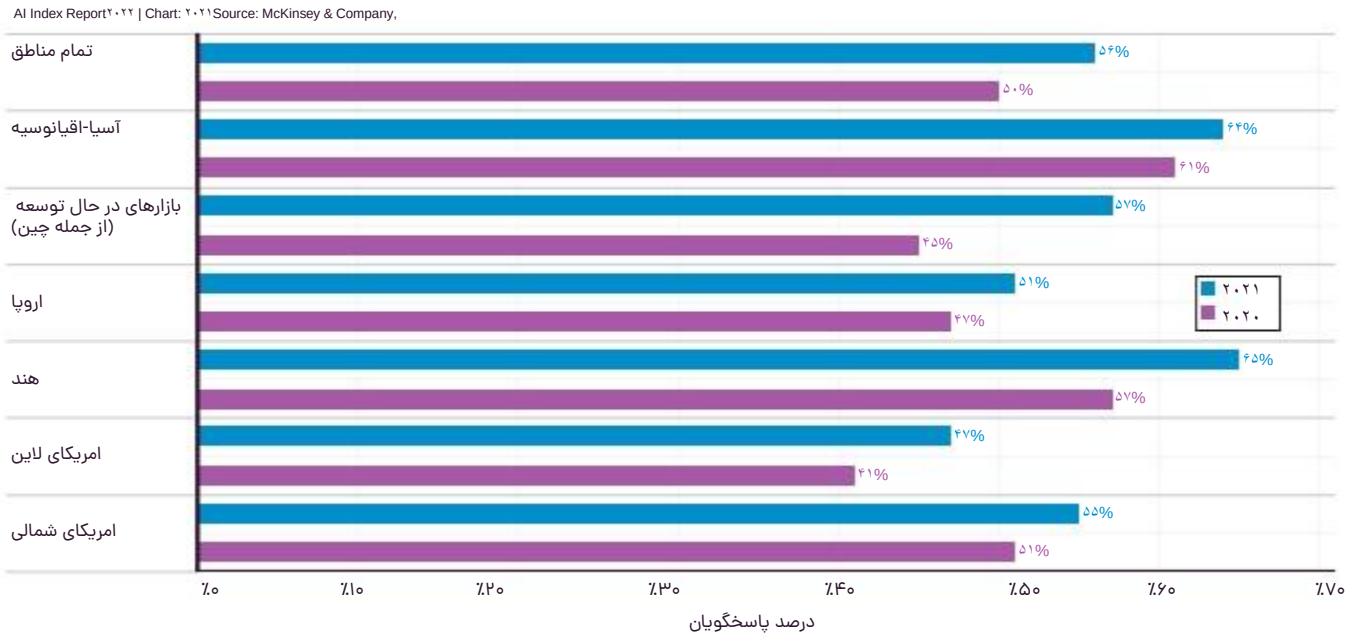
پذیرش صنعت

این بخش در مورد فعالیت هوش مصنوعی شرکتی برگرفته از گزارش McKinsey وضعیت هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۱ در دسامبر ۲۰۲۱ است. این گزارش بر اساس یک نظرسنجی آنلاین جهانی از ۱۸۴۳ شرکت‌کننده است که در اوایل سال ۲۰۲۱ انجام شد. پاسخ دهندگان به نظرسنجی از طیف وسیعی از صنایع و شرکت‌ها بودند. تخصص‌های کاربردی، دوره‌های تصدی، مناطق جهان و هر کدام پاسخ‌هایی را به سؤالاتی در مورد وضعیت هوش مصنوعی امروزی ارائه کردند.

پذیرش جهانی هوش مصنوعی

شکل ۱-۳-۴ پذیرش هوش مصنوعی توسط سازمان‌ها در سطح جهان را نشان می‌دهد که بر اساس منطقه جغرافیایی تقسیم شده است. در سال ۲۰۲۱، هند با ۶۵ درصد پذیرش پیشتاز بود و پس از آن «آسیا-اقیانوسیه» (۶۴ درصد)، «بازارهای در حال توسعه (از جمله چین، خاورمیانه و شمال آفریقا)» (۵۷ درصد)، و آمریکای شمالی (۵۵ درصد) قرار گرفتند. میانگین نرخ پذیرش در تمام مناطق جغرافیایی ۵۶ درصد بود که ۶ درصد افزایش نسبت به سال ۲۰۲۰ را به همراه داشت.

پذیرش هوش مصنوعی توسط سازمان‌ها در جهان، ۲۰۲۰-۲۱



شکل ۱-۳-۴

بخش زیر برگرفته از داده‌های بررسی سالانه انجمن تحقیقات محاسباتی (CRA) است. برای آخرین نظرسنجی ارائه شده در این بخش، CRAداده‌ها را در پاییز ۲۰۲۰ با تماس با بیش از ۲۰۰ مورد اعطای دکترا در ایالات متحده و کانادا جمع‌آوری کرد. نتایج در ماه مه ۲۰۲۱ منتشر شده است. نظرسنجی CRAروند ثبت‌نام دانشجویان، تولید مدرک، اشتغال فارغ التحصیلان و حقوق اساتید در واحدهای دانشگاهی در ایالات متحده و کانادا که مدرک دکترا در علوم کامپیوتر، مهندسی کامپیوتر اعطا می‌کنند را مستند می کند.

۴-۴ آموزش هوش مصنوعی

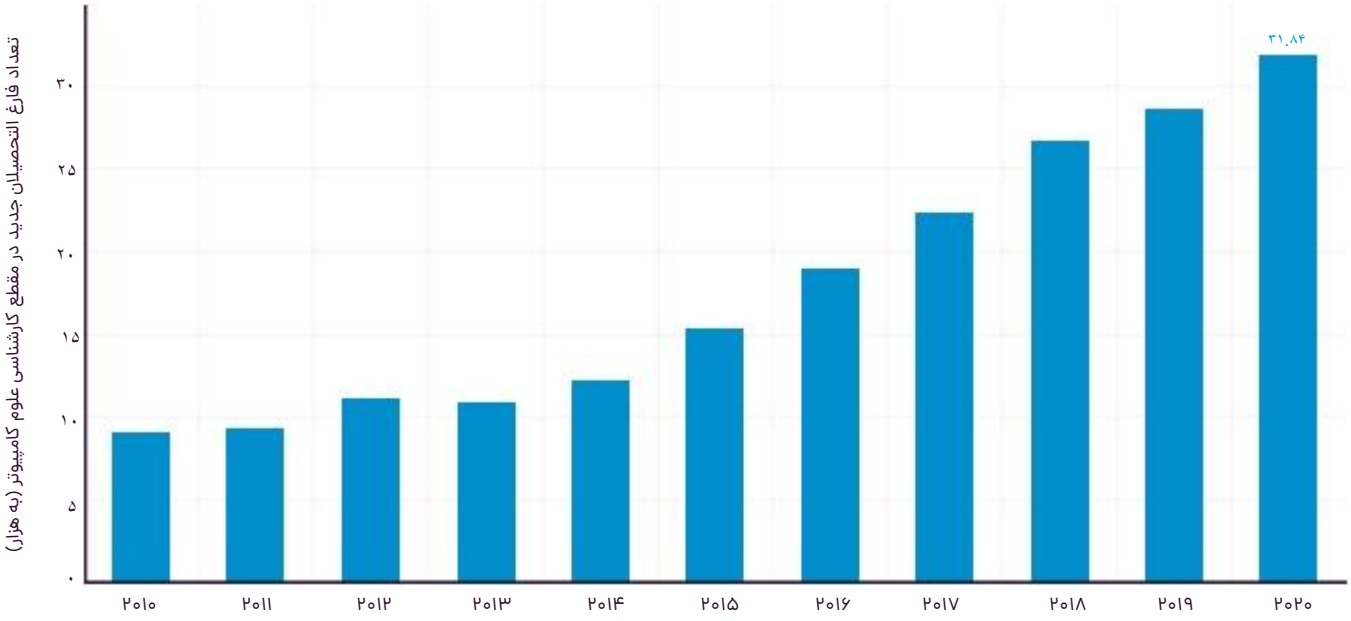
فارغ التحصیلان کارشناسی علوم کامپیوتر در آمریکای شمالی

در آمریکای شمالی، بیشتر دوره‌های مرتبط با هوش مصنوعی به عنوان بخشی از برنامه درسی علوم کامپیوتر در مقطع کارشناسی ارائه می شود.

تعداد فارغ التحصیلان جدید مقطع کارشناسی علوم کامپیوتر در موسسات دکترا در آمریکای شمالی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰ ۳/۵ برابر شده است (شکل ۱-۴-۴). بیش از ۳۱۰۰۰ دانشجو در سال ۲۰۲۰ مدارک CSرا به پایان رساندند که ۱۱/۶۰ درصد افزایش نسبت به تعداد در سال ۲۰۱۹ نشان می‌دهد.

تعداد فارغ التحصیلان جدید در مقطع کارشناسی علوم کامپیوتر در موسسات دکتری در آمریکای شمالی، ۲۰-۲۰۱۰

Source: CRA Taulbee Survey, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۴-۴

گزارش شاخص
هوش مصنوعی ۲۰۲۲

فصل پنجم:

سیاست‌گذاری و حکمرانی هوش مصنوعی

بررسی اجمالی

از آنجایی که هوش مصنوعی در دهه گذشته به موضوعی فراگیر تبدیل شده است، سازمان‌های بین دولتی، ملی و منطقه‌ای برای توسعه سیاست‌ها و استراتژی‌هایی پیرامون حکمرانی هوش مصنوعی تلاش کرده‌اند. این بازیگران با درک این موضوع هدایت می‌شوند که یافتن راه‌هایی برای رسیدگی به نگرانی‌های اخلاقی و اجتماعی پیرامون هوش مصنوعی و در عین حال به حداکثر رساندن مزایای آن ضروری است. مدیریت فعال و آگاهانه فناوری‌های هوش مصنوعی به اولویت بسیاری از دولت‌ها در سراسر جهان تبدیل شده است.

این فصل تلاقی هوش مصنوعی و حکمرانی را بررسی می‌کند و نگاهی دقیق‌تر به نحوه کار دولت‌ها در کشورها، مناطق مختلف و ایالت‌های ایالات متحده برای مدیریت فناوری‌های هوش مصنوعی دارد. این کار با نگاهی به سیاست‌گذاری هوش مصنوعی در سراسر جهان و در داخل ایالات متحده آغاز می‌شود، و بررسی می‌کند که کدام کشورها و بازیگران سیاسی بیشتر مشتاق پیشبرد قوانین هوش مصنوعی هستند و چه نوع زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی، از حریم خصوصی تا اخلاق، کانون توجه بیشتر قانون‌گذاری هستند. سپس این فصل به بررسی عمیق یکی از برترین سرمایه گذاران بخش عمومی جهان در هوش مصنوعی، ایالات متحده می پردازد و بررسی می کند که بخش های مختلف دولتی آن در پنج سال گذشته چقدر برای هوش مصنوعی هزینه کرده اند.

مرور فصل

- تجزیه و تحلیل شاخص هوش مصنوعی از سوابق قانونی در مورد هوش مصنوعی در ۲۵ کشور نشان می‌دهد که تعداد لوایح حاوی "هوش مصنوعی" که به قانون تصویب شده‌اند از تنها ۱ مورد در سال ۲۰۱۶ به ۱۸ مورد در سال ۲۰۲۱ افزایش یافته است.

- سابقه قانونگذاری فدرال در ایالات متحده افزایش شدید تعداد کل لوایح پیشنهادی مربوط به هوش مصنوعی را از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ نشان می‌دهد، این در حالی است که تعداد لوایح تصویب شده کم است و تنها ۲ درصد آن‌ها در نهایت به قانون تبدیل می‌شوند.

- قانون‌گذاران ایالتی ایالات متحده در سال ۲۰۲۱ از هر ۵۰ لایحه پیشنهادی ۱ مورد را تصویب کردند، در حالی که تعداد این لایحه‌های پیشنهادی از ۲ عدد در سال ۲۰۱۲ به ۱۳۱ عدد در سال ۲۰۲۱ افزایش یافت.

- در ایالات متحده، کنگره فعلی (صد و هفدهمین دوره کنگره) در مسیر ثبت بیشترین تعداد لایحه‌های مرتبط با هوش مصنوعی از سال ۲۰۰۱ است. امسال درحالی که هنوز به نیمه نرسیده است، با ۲۹۵ مورد اشاره به این فناوری از دوره قبل کنگره پیش است.

بحث در مورد مقررات حاکمیت هوش مصنوعی در دهه گذشته سرعت گرفته است و منجر به پیشنهادهای سیاستی در نهادهای مختلف قانونگذاری شده است. این بخش ابتدا قوانین مرتبط با هوش مصنوعی را که در کشورهای مختلف و مناطق مختلف پیشنهاد شده یا به تصویب رسیده است، بررسی می‌کند و سپس به تجزیه و تحلیل متمرکز قوانین سطح ایالت در ایالات متحده می‌پردازد. سپس نگاهی دقیق‌تر به سوابق کنگره و پارلمانی در مورد هوش مصنوعی در سراسر جهان می‌اندازد و با داده‌هایی درباره تعداد اسناد سیاست منتشر شده در ایالات متحده به پایان می‌رسد.

۵-۱ هوش مصنوعی و سیاست گذاری

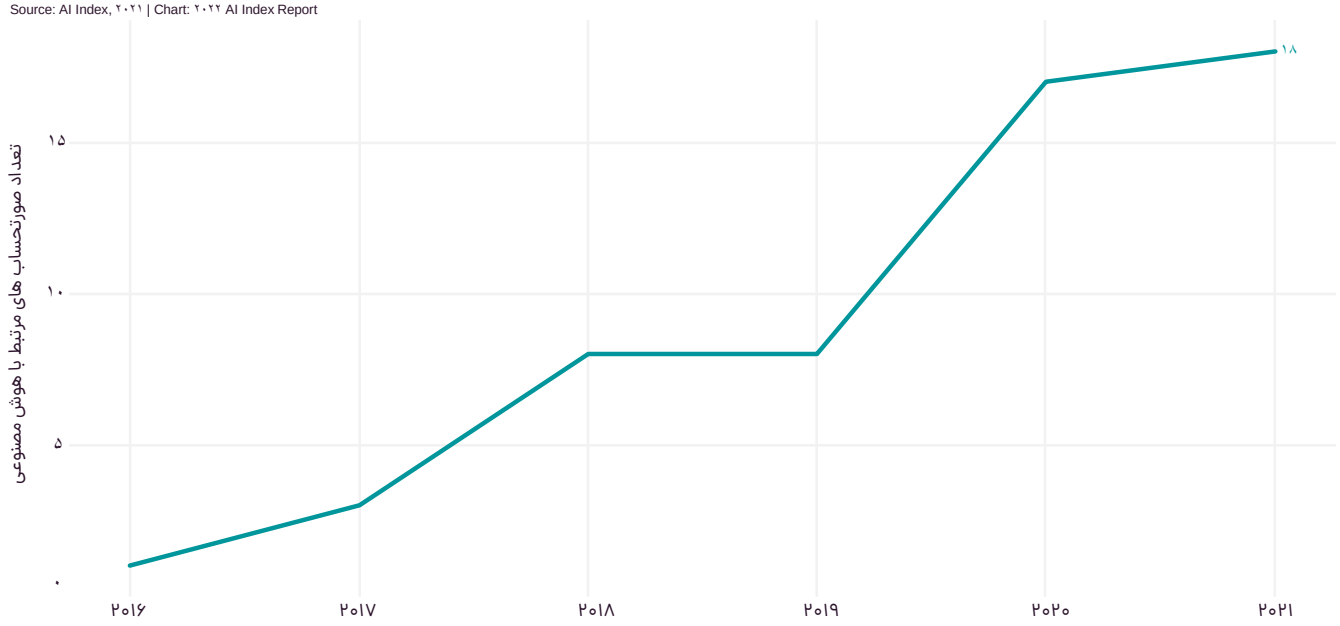
سوابق قوانین جهانی در مورد هوش مصنوعی

دولت‌ها و نهادهای قانون‌گذاری در سراسر جهان به طور فزاینده‌ای به دنبال تصویب قوانینی برای تأمین بودجه برای توسعه و نوآوری هوش مصنوعی هستند و در عین حال ادغام ارزش‌های انسان محور را نیز ترویج می‌کنند. AI Index تجزیه و تحلیلی از قوانین تصویب شده در ۲۵ کشور توسط نهادهای قانون‌گذاری آن‌ها انجام داده است که حاوی کلمات "هوش مصنوعی" از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱ است.

روی هم رفته، ۲۵ کشور مورد تجزیه و تحلیل در مجموع ۵۵ لایحه مرتبط با هوش مصنوعی را تصویب کرده‌اند. شکل ۱-۱-۵ نشان می‌دهد که در شش سال گذشته، افزایش شدیدی از نظر تعداد کل لوایح مربوط به هوش مصنوعی به تصویب رسیده است.

تعداد لایحه‌های مرتبط با هوش مصنوعی در ۲۵ کشور منتخب، ۲۰۱۶–۲۰۱۶ به قانون تصویب شد

Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۱-۱-۵

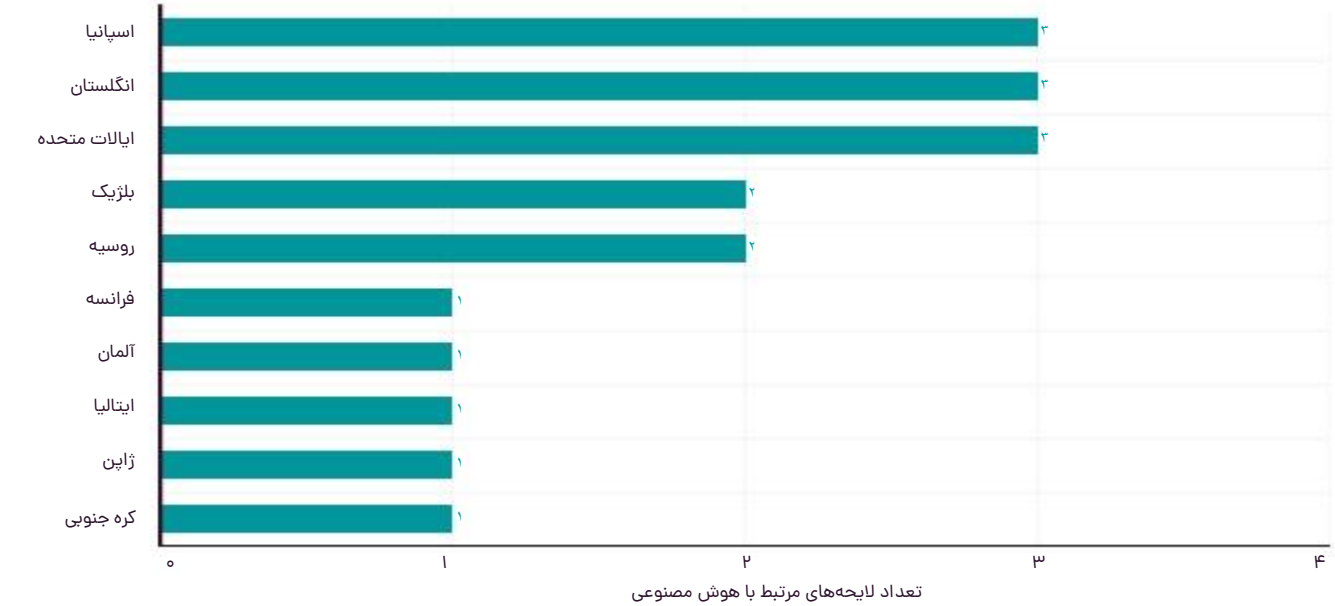
بر اساس منطقه جغرافیایی

شکل ۲-۱-۵آ تعداد قوانینی را نشان می‌دهد که در سال ۲۰۲۱ به AI اشاره شده است. اسپانیا، بریتانیا، و ایالات متحده هر کدام سه قانون را تصویب کردند. شکل ۲-۱-۵ب تعداد کل قوانین تصویب شده در شش سال گذشته را نشان می‌دهد. ایالات متحده با ۱۳ لایحه، از سال ۲۰۱۷ با ۳ قانون جدید که هر سال تصویب می‌شد، در این لیست غالب بود و پس از آن روسیه، بلژیک، اسپانیا و بریتانیا قرار گرفتند.

ایالات متحده با ۱۳ لایحه، از سال ۲۰۱۷ با ۳ قانون جدید که هر سال تصویب می شد، در این لیست غالب بود و پس از آن روسیه، بلژیک، اسپانیا و بریتانیا قرار گرفتند.

تعداد لایحه‌های مرتبط با هوش مصنوعی در کشورهای منتخب، ۲۰۲۱ به قانون تصویب شد

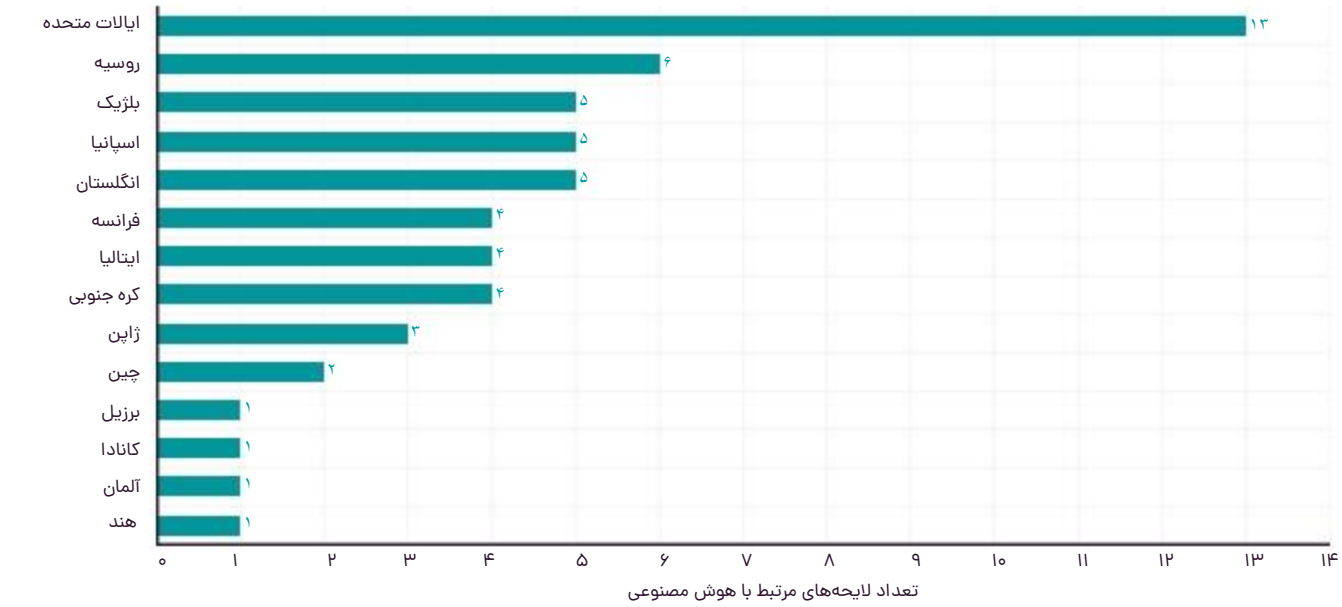
Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۱-۵آ

تعداد لایحه‌های مرتبط با هوش مصنوعی در کشورهای منتخب، ۲۰۱۶–۲۱ (جمع) به قانون تصویب شد

Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۲-۱-۵ب

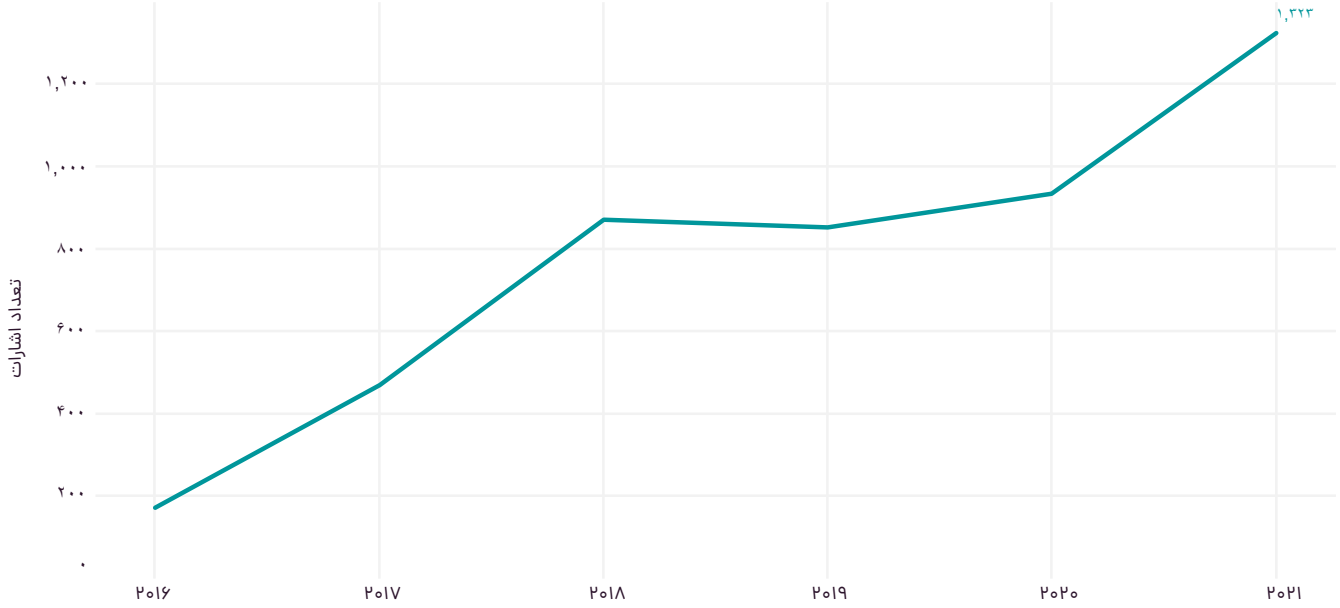
در ۲۵ کشور انجام داد که حاوی کلمه کلیدی "هوش مصنوعی" از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱ است.
شکل ۳-۱-۵ نشان می‌دهد که اشاره به هوش مصنوعی در مراحل قانونی در ۲۵ کشور منتخب در شش سال گذشته ۷/۷ برابر شده است.

اشاره‌های هوش مصنوعی در رویه‌های قانونی جهانی

اشاره به هوش مصنوعی در دادرسی‌های دولتی نه تنها در ایالات متحده بلکه در بسیاری از کشورهای دیگر در سراسر جهان در حال افزایش است. AI Index تجزیه و تحلیلی را در مورد صورتجلسات یا جلسات قانون‌گذاری

تعداد موارد ذکر شده از هوش مصنوعی در روندهای قانونی در ۲۵ کشور منتخب، ۲۰۱۶–۲۱

Source: AI Index, ۲۰۲۱ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۳-۱-۵

۵-۲ سرمایه‌گذاری عمومی ایالات متحده در هوش مصنوعی

بودجه فدرال برای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی غیردفاعی

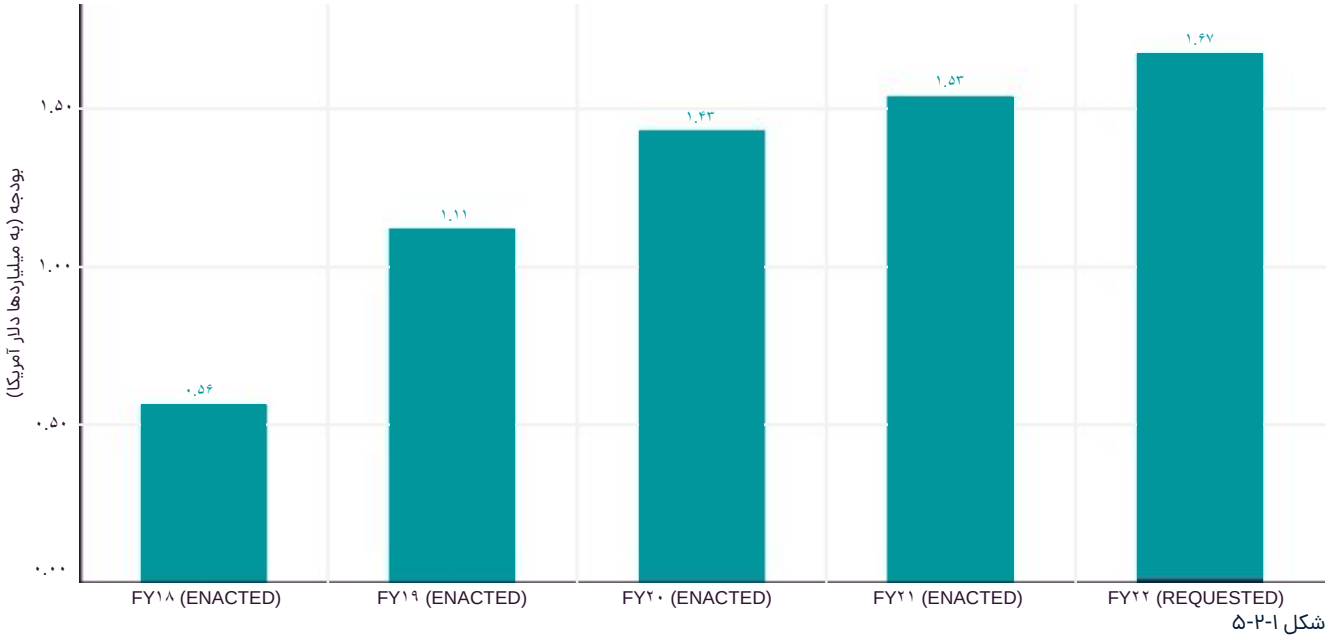
در دسامبر ۲۰۲۱، شورای ملی علم و فناوری گزارشی در مورد بودجه تحقیق و توسعه هوش مصنوعی بخش عمومی در بخش‌ها و آژانس‌های شرکت‌کننده در برنامه تحقیق و توسعه فناوری اطلاعات و شبکه «NITRD» و ابتکار ملی هوش مصنوعی منتشر کرد. این گزارش شامل اطلاعاتی درباره سرمایه‌گذاری طبقه‌بندی‌شده تحقیق و توسعه هوش مصنوعی توسط آژانس‌های دفاعی و اطلاعاتی نمی‌شود.

در سال مالی ۲۰۲۱، سازمان‌های دولتی غیردفاعی ایالات متحده در مجموع ۱/۵۳ میلیارد دلار به هزینه‌های تحقیق و توسعه هوش مصنوعی اختصاص دادند که تقریباً ۲/۷ برابر آنچه در سال مالی ۲۰۱۸ هزینه شده بود (شکل ۵-۲-۱). پیش‌بینی می‌شود این رقم برای سال مالی ۲۰۲۲، ۸/۸ درصد افزایش یابد و در مجموع ۱/۶۷ میلیارد دلار درخواست شود. مبلغ فزاینده‌ای که برای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی توسط ادارات غیردفاعی خرج می‌شود، نشان دهنده علاقه شدید دولت ایالات متحده به تأمین مالی بخش عمومی برای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی است که طیف گسترده‌ای از آژانس‌های فدرال را در بر می‌گیرد.

مبلغ فزاینده‌ای که برای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی توسط ادارات غیردفاعی خرج می‌شود، نشان دهنده علاقه شدید دولت ایالات متحده به تأمین مالی بخش عمومی برای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی است که طیف گسترده‌ای از آژانس‌های فدرال را در بر می‌گیرد.

بودجه فدرال ایالات متحده برای تحقیق و توسعه هوش مصنوعی غیردفاعی، سال مالی ۲۰۱۸–۲۲

Source: U.S. NITRD Program, ۲۰۲۲ | Chart: ۲۰۲۲ AI Index Report



شکل ۵-۲-۱

* «FY» مخفف سال مالی است.

Artificial
Intelligence
Index Report ۲۰۲۲
Stanford University
Human-Centered
Artificial Intelligence