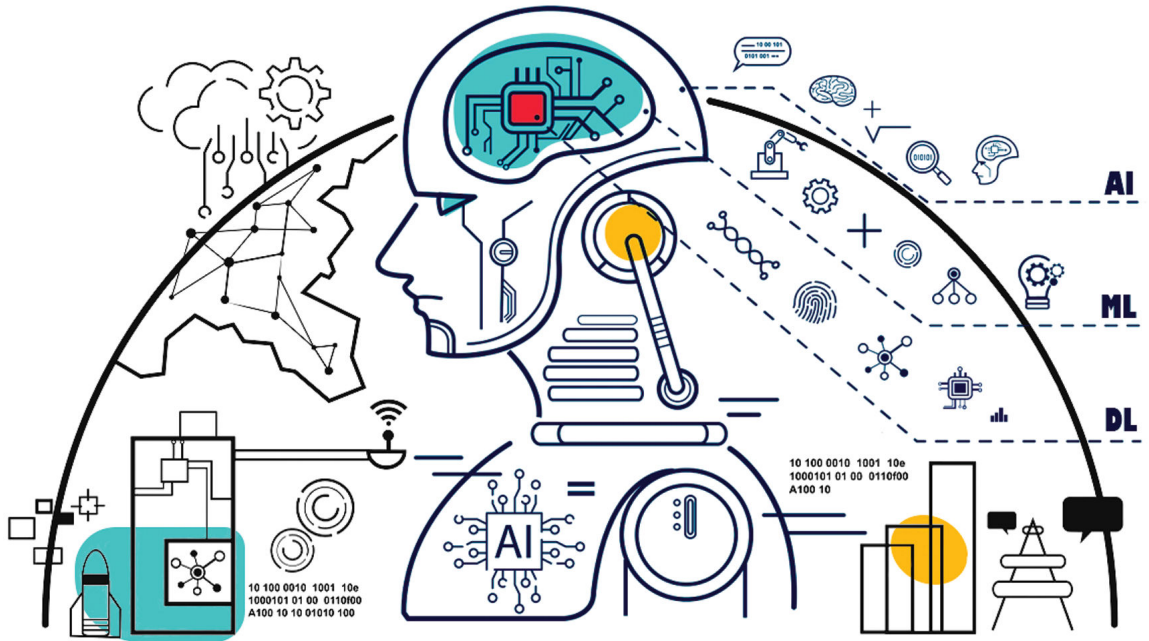




محمود زرگر

جهت دسترسی رایگان به نسخه دیجیتال سایر کتب همین مؤلف،

برقراری ارتباط با مؤلف

یا خرید نسخه فیزیکی کتابها

به نشانی زیر مراجعه کنید:

books4smes.com

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

اصول و مبانی هوش مصنوعی

تألیف:

محمود زرگر

۱۴۰۲

سرشناسه	ز زرگر، محمود، ۱۳۳۴
عنوان و نام پدیدآور	اصول و مبانی هوش مصنوعی / مؤلف محمود زرگر؛ ویراستار تخصصی محمدرضا زرگر
مشخصات نشر	تهران: ابرون، ۱۴۰۲
مشخصات ظاهری	۲۹۰ ص.: جدول، نمودار
شابک	۹۷۸-۹۶۴-۳۸۴-۱۵۹-۱
وضعیت فهرست نویسی	فیبا
یادداشت	کتابنامه: ص. ۲۸۷ - ۲۹۰
موضوع	هوش مصنوعی
موضوع	Artificial Intelligence
شناسه افزوده	زرگر، محمدرضا، ۱۳۶۴ - ، ویراستار
رده بندی کنگره	Q335
رده بندی دیویی	۰۰۶/۳
شماره کتابشناسی ملی	۹۳۰۸۷۷۹
اطلاعات رکورد کتابشناسی	فیبا

نام کتاب	:	اصول و مبانی هوش مصنوعی
ناشر	:	انتشارات ابرون
مؤلف	:	محمود زرگر
ویراستار تخصصی	:	محمدرضا زرگر
چاپخانه	:	چاپ نسیم
نوبت چاپ	:	اول، ۱۴۰۲
تیراژ	:	۲۰۰ نسخه
قیمت	:	۳۰۰,۰۰۰ تومان

ISBN: 978-964-384-159-1

شابک: ۹۷۸-۹۶۴-۳۸۴-۱۵۹-۱

Books4SMEs.com

کلیه حقوق قانونی و شرعی برای مؤلف محفوظ است. تکثیر تماماً یا قسمتی از این اثر به صورت حروفچینی و چاپ مجدد، چاپ افست، پلی‌کپی، فتوکپی و انواع دیگر چاپ ممنوع است. نقل مطالب به صورت معمول در مقاله‌های تحقیقاتی با ذکر نام کامل مؤلف و کتاب آزاد است. متخلفان به موجب بند ۵ از ماده ۲ قانون حمایت از مؤلفان، مصنفان و هنرمندان تحت پیگرد قانونی قرار می‌گیرند.

فهرست مطالب

مقدمه	۵
فصل ۱: شناخت و مفاهیم	۱۳
رویکردهای مدیریتی هوش مصنوعی	۱۸
تعریف هوش مصنوعی	۲۰
مخاطرات و محدودیت‌ها	۲۸
چالش‌های هوش مصنوعی	۳۲
هوش مصنوعی پشته‌باز به‌بود عملکرد انسان	۳۵
فصل ۲: قابلیت‌های هوش مصنوعی	۴۱
چارچوب شناخت قابلیت‌های هوش مصنوعی	۴۶
فصل ۳: یادگیری ماشین	۶۷
اصول یادگیری ماشین	۷۰
انواع یادگیری ماشین	۸۵
انواع الگوریتم‌ها در یادگیری ماشین	۹۶
ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین	۱۲۷
تله‌های رایج در یادگیری ماشین	۱۳۲
فصل ۴: هوش مصنوعی و سایر فناوری‌ها	۱۳۹
هوش مصنوعی و روبات	۱۳۹
هوش مصنوعی و رایانش ابری	۱۵۶
هوش مصنوعی و اینترنت اشیا	۱۶۲

سامانه‌های هوش مصنوعی ترکیبی ۱۶۵

فصل ۵: داده‌های عظیم، سوخت هوش مصنوعی ۱۶۷

منابع داده‌های عظیم ۱۷۰

ذخیره‌سازی داده‌های عظیم ۱۷۷

فصل ۶: کاربردهای هوش مصنوعی ۱۸۳

هوش مصنوعی در بهینه‌سازی محیط و سازمان ۱۸۵

هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیندها ۱۸۹

هوش مصنوعی در فرآیندهای کنترل ۱۹۷

هوش مصنوعی در صنعت ۲۰۳

هوش مصنوعی در صنعت حمل و نقل ۲۲۶

هوش مصنوعی در صنایع کشاورزی ۲۴۷

هوش مصنوعی در حوزه سلامت ۲۵۸

فصل ۷: استقرار هوش مصنوعی ۲۶۳

راهبرد خودکار سازی با هوش مصنوعی ۲۶۹

ارزیابی طرح‌های هوش مصنوعی ۲۸۱

منابع مورد استفاده ۲۸۷

مقدمه

هوش مصنوعی درست مانند نقشی که صنعت برق در ۱۰۰ سال پیش داشت، آمده تا صنایع را متحول کند. به گزارش یک مؤسسه جهانی، تا سال ۲۰۳۰، هوش مصنوعی حدود ۱۳ تریلیون دلار رشد تولید ناخالص داخلی ایجاد خواهد کرد که بیشتر آن در بخش‌های غیر اینترنتی از جمله تولید، کشاورزی، انرژی، لجستیک و آموزش خواهد بود. ظهور هوش مصنوعی فرصتی برای مدیران در هر صنعت فراهم می‌کند تا کسب‌وکار خود را متمایز کنند و به ارزش افزوده بیشتری دست یابند [1].

از هوش مصنوعی امروزه در کسب‌وکارها برای تقویت، بهبود و تغییر روش کارها استفاده می‌شود. مدیران موفق از طریق شناخت روش‌های مختلف در هوش مصنوعی به دنبال این هستند که چگونه هوش مصنوعی می‌تواند به کسب‌وکار آنها ارزش بیافزاید، و در عین حال، مخاطراتی را که به طور اجتناب ناپذیری به همراه دارد مدیریت کنند.

اما تا زمانی که مدیران کسب‌وکار درک کنند هوش مصنوعی چیست، و چگونه می‌تواند به کسب‌وکارشان کمک کند، هرگز به ظرفیت کامل آن نخواهند رسید. کسانی که برای استفاده و بهره‌برداری از فناوری‌های هوش مصنوعی، آینده‌نگری دارند، آنهایی هستند که باید بدانند هوش مصنوعی چه کارهایی می‌تواند انجام دهد و بدانند برای پیش‌راندن کارها و الزامات این تحول چه کارهایی باید انجام دهند. در این کتاب، خواننده با قابلیت‌های مهم و اصلی هوش مصنوعی آشنا می‌شود تا ارتباط کسب‌وکارها با این فناوری فراگیر را به خوبی درک کند. رویکردها، روش‌ها و ابزارهایی ارائه خواهد شد تا مدیران و کارشناسان، مهاجرت به هوش مصنوعی را به کارآمدترین و مؤثرترین راه آغاز و آن را به خوبی مدیریت کنند.

تحول از نوع هوش مصنوعی در کسب‌وکارها آسان نخواهد بود. ورود فناوری‌های هوش مصنوعی در کسب‌وکارها، بدون شک همراه با اختلال‌هایی رو به رو خواهد بود. اما مزایای آن قطعاً ارزش این مشکلات جانبی را خواهد داشت. امروزه همه رقبا در عرصه‌های مختلف

کسب و کار، از خدمات تا تولید و پشتیبانی به این فکر می کنند که چگونه هوش مصنوعی می تواند به کسب و کارشان کمک کند، اما مزیت آن برای کسانی که هر چه زودتر شروع کرده باشند بسیار پررنگ تر است. در مقابل چنانچه مدیران منتظر یک بازار هوش مصنوعی بالغ و پایدار باشند، خیلی دیر خواهد شد و احتمالاً بسیاری فرصت ها از دست خواهد رفت، یا دست یابی به موقعیت های مناسب بسیار سخت تر خواهد شد.

در سال های اخیر، برنامه های هوش مصنوعی متعددی برای بازدهی بیشتر بهره وری و کارایی در محیط کار و زندگی روزمره ایجاد شده است. فناوری کلی پیرامون هوش مصنوعی، دنیای تجارت را به سمت بهتر شدن تغییر داده است. «هوش مصنوعی روش تجارت را تغییر می دهد. یک شرکت سرمایه گذاری خطرپذیر ژاپنی اخیراً اولین شرکتی در تاریخ شد که هوش مصنوعی را به دلیل سرعت بیشتر در پیش بینی روندهای بازار، به عنوان یکی از اعضای هیئت مدیره معرفی کرد» [2].

هوش مصنوعی یک رشته نوظهور است و بر روی چگونگی شبیه سازی هوش انسان توسط رایانه توسعه یافته است. با هوش مصنوعی، رایانه می تواند مانند انسان فکر کند و مانند انسان عمل کند. با مرور تاریخ، و نوع ابداعات نزدیک به هوش مصنوعی، برخی اندیشمندان معتقدند رؤیای شبیه بودن هوش مصنوعی به انسان، از زمان های دور مد نظر بشر بوده است. گرچه بسیاری از کارها مانند تشخیص چهره یا درک هر چیز، برای انسان آسان است، اما برای هوش مصنوعی چالش برانگیز است. با گذشت زمان و تلاش محققان و سرمایه گذاری های هنگفت بالاخره هوش مصنوعی در بسیاری از این قابلیت ها موفق شد و اکنون در کاربردهای عملی از تشخیص گفتار، طبقه بندی تصویر، کشف دارو، توصیه محصول و غیره به خوبی انسان یا بهتر از آن عمل می کند. مانند بسیاری دیگر از فناوری های جدید، هوش مصنوعی انتظارات غیر واقعی زیادی هم ایجاد کرده است. به همین دلیل آشنایی با ظرفیت های واقعی هوش مصنوعی، پیامدهای عملی و موانع بر سر راه پذیرش آن یک ضرورت و در عین حال باید یک برنامه باشد.

با تمام مزایایی که هوش مصنوعی با خود به همراه آورده لازم است به برخی فرصت ها که ممکن است از زوایای دیگر، تهدید به حساب آیند نیز اشاره شود. حجم عظیمی از داده ها، متن، تصویر و صدا به اضافه پیشرفت های خارق العاده در بهینه سازی و توسعه مدل های یادگیری ماشین در چند شرکت بزرگ متمرکز شده است. در ضمن فناوری های پردازش و ارتباطات در چند کشور پیشرفته، و تمرکز اجرای طرح های بسیار پیچیده و پیشرفته در حوزه هوش مصنوعی و روایات ها از سوی دیگر، همه حکایت از یک جهان نا برابر است. این آرایش و تمرکز منابع ذکر شده،

فناوری‌ها، و طرح‌های بسیار پیشرفته تحقیقاتی، در آینده نه چندان دور، می‌تواند پیامدهای ناخوشایندی به همراه داشته باشد.

اما علی‌رغم تهدیداتی که ممکن است این جهان نا برابر با خود به همراه داشته باشد، هوش مصنوعی با تمام قابلیت‌های آن که برای بسیاری از شرکت‌ها بسیار گران و دست نیافتنی بود اکنون به اتکای سرمایه‌گذاری و تلاش و ابداعات همان چند شرکت بزرگ، عادی و در دسترس همه قرار گرفته است. برخی از این خدمات بسیار ارزان و حتی برخی خدمات این سامانه‌ها مجانی ارائه می‌شوند.

هوش مصنوعی ذاتاً موضوع پیچیده و جامعی است و درک آن برای یک فرد غیر فنی کار آسانی نیست. این اصل که دانش اندک چیز خطرناکی است به طور مطمئن برای هوش مصنوعی صادق است. این توصیه به این معنی نیست که همه باید به اندازه دانشمندان داده یا توسعه دهندگان هوش مصنوعی آگاه باشند. اما سطح آگاهی از هوش مصنوعی باید به اندازه‌ای باشد که بتوان از هوش مصنوعی نهایت استفاده را برد.

چالش دیگر برای هوش مصنوعی ناشی از عدم آشنایی مدیران و کارشناسان شرکت‌ها و سازمان‌ها در درک کافی از چیستی این پدیده عظیم و چند منظوره است. با وجود عدم آگاهی مدیران و کارشناسان شرکت‌ها با قابلیت‌های هوش مصنوعی و روش‌های به کارگیری آن، چگونه می‌توان انتظار داشت شرکت‌ها در پیاده‌سازی هوش مصنوعی پیش قدم شده و ارزش واقعی آن را کسب کنند؟

و اما نکته دیگر، تأثیر کلی هوش مصنوعی بر اشتغال است که هنوز ابعاد واقعی آن مشخص نیست، اما مشاغل به وضوح تغییر خواهند کرد. برخی ناظران از آثار وخیم بیکاری ناشی از رونق هوش مصنوعی در آینده خبر می‌دهند. افزایش جایگزینی انسان توسط ماشین‌ها و روبات‌های هوشمند بسیار رایج‌تر از خودکار سازی در مقیاس بزرگ خواهد بود. بنابر این، سازمان‌ها از هم اکنون باید شروع به آماده‌سازی کارکنان خود برای همکاری با روبات‌های هوشمند کنند و به تلاش آنها برای کسب ارزش بیشتر بیفزایند.

برخی قابلیت‌ها و ابزارهای هوش مصنوعی زندگی را ساده‌تر می‌کنند، و برخی دیگر ممکن است در کارهای خاص بسیار فراتر از صلاحیت‌های انسان قرار گیرند. با درک هر یک از این قابلیت‌ها و محدودیت‌های مربوط به آنها، به جرئت می‌توان گفت بسیاری از شرکت‌ها و شاید همه شرکت‌ها در آینده از فناوری‌های هوش مصنوعی بهره‌مند خواهند شد.

بنابر این، تنها راه برای استفاده واقعی از هوش مصنوعی در تحقیقات علمی و کسب و کارها، داشتن درک معقول از آن است. البته هوش مصنوعی به شدت جامع و چند نظامی است، ضمناً

از ریاضیات پیچیده استفاده می‌کند، و به طور مطمئن در محدوده‌ای نیست که یک فرد معمولی انتظار می‌رود درک کند. با این وجود، شناخت و درک کافی از هوش مصنوعی، قابلیت‌ها و محدودیت‌های آن، یک الزام و ضرورت برای ورود به این عرصه متحول و فراگیر است، و گریزی از آن نیست.

با همه جوانب خوب و بد، مدیران، هوش مصنوعی را به عنوان یک فناوری کلیدی می‌دانند، کارمندان از آن به عنوان یک نابود کننده مشاغل می‌ترسند، مشاوران آن را به عنوان یک راه درمان مطرح می‌کنند، و هیاهوی رسانه‌ها در تقویت یا انحراف این برداشت‌ها نیز بی‌پایان است. امثال این کتاب باید به خواننده کمک کند تا تمام این برداشت‌ها را تعدیل نموده و مفاهیم هوش مصنوعی را به خوبی درک کند. مهم این است که همه بدانند این فناوری به کجا می‌رود. قادر به انجام چه کارهایی است و آن را نباید در چه کارهایی دخالت داد. شناخت هویت هوش مصنوعی و فرآیندهای آن، نقش افزایش انبوه داده‌های ساخت یافته و بدون ساختار در توسعه سریع آن، چشم انداز فناوری‌های مرتبط، یادگیری ماشین، تعاملات و همکاری متقابل بین هوش مصنوعی و کسب‌وکارها، و دیگر الزامات و ابعاد هوش مصنوعی آن چیزی است که هیچ مدیری نباید غفلت کند.

مخاطبین کتاب:

این کتاب در ادامه کتاب‌های انقلاب صنعتی نسل چهارم از همین مؤلف، به مفاهیم، راهبردها، رویکردها، قابلیت‌ها، و کاربردهای هوش مصنوعی می‌پردازد. مطالب کتاب برای تمامی مدیران، کارشناسان، و مشاوران در صنعت، و گروه‌های دانشگاهی و علاقه‌مندان در هر سطح از آگاهی تدوین شده است. سعی وافی شده تا امانت داری به نحو مطلوب انجام گرفته باشد و از تمامی منابع استفاده شده، چه مستقیم و چه غیرمستقیم، نام برده شود.

واژه‌ها و اصطلاحات:

همانند کتاب‌های قبل، در کتاب حاضر از تعداد فراوانی اصطلاحات تخصصی استفاده و تا حد ممکن فارسی شده و اصل اصطلاح لاتین آنها در پانویست صفحات آورده شده است. اما از آنجا که برخی مطالب ارائه شده در کتاب در نوع خود جدید هستند و یا در حال حاضر معادل فارسی آنها برای انتقال درست مفاهیم جوابگو نیست، به ناچار برای انتقال درست و رسای مطالب، از معادل کاربردی‌تری که بین فعالان این حوزه به طور مشترک قابل درک است استفاده شده است.

در مواردی هم که معادل فارسی ممکن بود موضوع اصلی را منتقل نکند به ناچار از همان اصطلاح اصلی در منابع استفاده شده است. به هر حال تلاش این بود تا حد ممکن به کمک پانویست‌ها و توضیحات اجمالی، مطالب برای خواننده روشن و در عین حال خدشه‌ای به پاس

داشت زبان فارسی وارد نشود. پیشاپیش به دلیل تعداد زیاد پانوشتها و یا برخی نارسایی‌های احتمالی در ترجمه اصطلاحات، از خواننده گرامی پوزش خواسته می‌شود.

چند نکته با مخاطبین کتاب:

نمونه‌ها و تجربیات: از آنجا که اکثر منابع استفاده شده در این کتاب بر مبنای مطالعات و پژوهش‌های مرتبط در اتحادیه اروپا بوده، اکثر نمونه‌ها و خدمات و تجربیاتی که اشاره می‌شود از کشورهای دیگر به خصوص آمریکا و چند کشور اروپایی است. نمونه‌های اشاره شده که با ذکر منابع آمده، هم در نوع خود ابتکاری، و ضمناً پیش‌ران فناوری و قابلیت‌های هوش مصنوعی هستند. این در حالی است که علاقه نگارنده به این بود که به ظرفیت‌های علمی و نوآوری در شرکت‌های ایرانی بخصوص شرکت‌های دانش بنیان اشاره می‌شد، که در برخی موارد هم سطح نمونه‌های کشورهای پیشرفته است. با این امید که بتوان در آینده و در نگارش‌های دیگر جبران نمود.

مباحث فنی: از آنجا که هدف اصلی این کتاب، آموزشی و با گرایش کاربردی است، برای اثبات رویکردهای مدیریتی در سطوح ارشد تا اجرایی، در حوزه‌های فنی و غیر فنی، و برای انتقال بهتر مفاهیم، و شناخت دقیق‌تر از هوش مصنوعی، ضمن اشاره به برخی تعاریف و رویکردها، به کاربردها و فناوری‌هایی اشاره شده که می‌تواند برای عینی‌تر کردن کاربردها، مفاهیم، و در نتیجه کمک به شناخت بهتر و واقعی‌تر هوش مصنوعی مفید باشند. در همین راستا، به ناچار به نکات و تجربیات و فناوری‌هایی اشاره می‌شود که ممکن است برای برخی خوانندگان عزیز موجب سردرگمی یا ورود به اصطلاحات و مباحث فنی قلمداد شود. ضمن پوزش از این عزیزان، تا حد مقدور از ورود عمیق‌تر پرهیز شده است. لیکن برای اثبات مفاهیم و ملموس کردن برخی قابلیت‌ها، تلاش شده این اشارات در حد ضرورت و در عین حال برای اثبات مفاهیم، مفید باشند. ابزارهای خودکار سازی برای طراحی: هوش مصنوعی به نسبت ماهیت یادگیری و بهبود خود، به سمت خودکار نمودن تمام گام‌های آماده‌سازی و استقرار هم پیش رفته است. اکنون بسیاری از مراحل که برای تزریق داده‌ها و یادگیری و شروع یک سامانه هوش مصنوعی می‌بایست توسط انسان انجام شوند، با استفاده از خدمات جدید هوش مصنوعی خودکار و بسیار ساده شده است. شاید یک انتظار این باشد که دیگر نیازی به بازنویسی مراحل که خود ماشین به طور خودکار انجام می‌دهد نیست. اما در این کتاب به دلیل هدف آموزشی و ارائه مفاهیم، به این مراحل به دقت پرداخته شده و خواننده با مطالبی روبرو می‌شود که ممکن است در عمل نیازی به اجرای دستی آنها نباشد. لیکن اشاره به این مراحل، حتی آنهایی که بعدها ممکن است نیازی به اجرای دستی نباشد، به درک مفاهیم هوش مصنوعی و تسلط مخاطب به تمامی مراحل آن کمک می‌کند.

تقدّم و تأخر برخی اشارات: نکته دیگر اینکه در توضیحات و مطالب کتاب، به ناچار به فنون، روش‌ها، و حتی برخی قابلیت‌هایی اشاره می‌شود که تا آن بخش از کتاب، هنوز برای خواننده، جدید و نا آشنا است. ضمن پوزش از این تقدّم و تأخر در معرفی فناوری‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی، به ناچار در برخی بخش‌های کتاب به صورت گذرا به این فنون و روش‌ها اشاره شده تا در فصل‌های مربوطه، با جزئیات بیشتر به آنها پرداخته شود.

ساختار مطالب کتاب:

هوش مصنوعی یک موضوع گسترده و چند وجهی است که پرداختن به آن در یک قالب، تقریباً غیر ممکن است. وقتی به یکی از جنبه‌ها و قابلیت‌ها پرداخته می‌شود به ناچار بایستی به سایر ابعاد آن نیز اشاره شود. به همین دلیل ساختار این کتاب که با هدف آموزشی است نمی‌تواند به سلسله مطالب مورد نیاز خواننده کتاب (به خصوص آنهایی که در این زمینه مبتدی هستند و دانش فنی قبلی ندارند) بدون هم پوشانی بپردازد. به ناچار همپوشانی‌هایی در جای جای کتاب وجود دارد که پرهیز از آن غیر ممکن بود. اما با این وجود، و با تکیه بر تجربیات مؤلف کتاب، چیدمان مطالب کتاب و ترتیب آنها به نحوی شد که تا حد ممکن اصل ترتیب مطالب برای یادگیری و آشنایی خواننده در هر سطحی را پوشش می‌دهد.

- فصل اول: در این فصل به ابتدایی‌ترین گام در ورود به دانش هوش مصنوعی یعنی شناخت و مفاهیم هوش مصنوعی پرداخته شده است. در راستای هدف این فصل، از زوایای مختلف به مفاهیم، برداشت‌ها و سوابق موضوع اشاره می‌شود. در این فصل به رویکردهای مدیریتی، مخاطرات و محدودیت‌ها، چشم انداز و ابعاد همکاری با انسان به خوبی اشاره شده است.
- فصل دوم: علاوه بر معرفی اجمالی نسل جدید هوش مصنوعی موسوم به هوش مصنوعی مولد، به مزایا و قابلیت‌های هشت گانه هوش مصنوعی از جمله، تشخیص تصویر و گفتار، درک و تولید زبان طبیعی، استخراج و خوشه‌بندی اطلاعات به تفصیل می‌پردازد.
- فصل سوم: به موضوع یادگیری ماشین به عنوان اساس و قلب هوش مصنوعی پرداخته می‌شود. در این فصل، به اصول و انواع یادگیری ماشین از جمله تحت نظارت، تقویتی، گروهی، و عمیق، سپس به انواع روش‌های پردازش و الگوریتم‌ها از جمله رگرسیون، درخت تصمیم، انواع شبکه‌های عصبی، و سایر روش‌ها می‌پردازد.
- فصل چهارم: در این فصل به ارتباط هوش مصنوعی با روبات‌ها، فرآیندهای متکی به روبات، روبات‌های صنعتی، و روبات‌های گفتگو اشاره می‌شود. در ادامه به ارتباط هوش مصنوعی با رایانش ابری و اینترنت اشیا نیز به تفصیل پرداخته شده است.

• فصل پنجم: به داده‌های عظیم به عنوان سوخت هوش مصنوعی اشاره می‌شود و منابع، انواع داده‌ها، تجزیه تحلیل آنها، ذخیره‌سازی و پردازش داده‌های عظیم را توضیح می‌دهد.

• فصل ششم: به کاربردهای هوش مصنوعی در بهینه‌سازی محیط و سازمان، و فرآیندهای سازمان می‌پردازد. سپس به نقش هوش مصنوعی در فرآیندهای کنترل، صنعت، حمل و نقل، خودروهای خودران، کشاورزی، و حوزه بهداشت به تفصیل اشاره می‌شود.

• فصل هفتم: محور این فصل، نکات، ملاحظات، راهبردها و اهداف، و چالش‌های استقرار هوش مصنوعی در شرکتها است. در پایان این فصل شیوه‌های ارزیابی طرح‌ها و بلوغ هوش مصنوعی در شرکتها مورد بحث قرار می‌گیرد.

در خاتمه لازم می‌دانم همانند کتاب‌های قبل از فرزند عزیزم آقای دکتر محمدرضا زرگر که در تمام مراحل تهیه کتاب پا به پای این حقیر بودند و ضمناً ویراستاری علمی کتاب را بر عهده داشتند تشکر کنم. بعلاوه از فرزند دیگرم آقای دکتر ابوالفضل زرگر به دلیل نظرات فنی و تخصصی مفیدشان در مراحل نهایی آماده سازی کتاب تشکر نمایم. ضمناً لازم می‌دانم از همسر گرامیم به دلیل فراهم نمودن محیط و شرایط مناسب برای تدوین کتاب حاضر تشکر ویژه داشته باشم.

محمود زرگر

تأیستان ۱۴۰۲

mahmood.zargar@gmail.com

فصل ۱: شناخت و مفاهیم

رایانه‌ها ابزاری برای پاسخ دادن به سؤالات هستند، نه برای طرح آنها. این بدان معناست که به کارآفرینان، نوآوران، دانشمندان، پدید آورندگان و دیگر افرادی که می‌دانند در مراحل بعد توسعه با چه مشکلات یا فرصت‌هایی روبرو می‌شوند، یا چه قلمرو جدیدی را کشف می‌کنند، همچنان نیاز خواهد بود.

سامانه‌های یادگیری ماشین به عنوان ابزار رایانه‌ای، در ارزیابی وضعیت روانی یا روحی یک فرد بسیار خوب، اما در مورد تلاش فعالانه برای تغییر آن به طور کامل از انسان‌ها عقب‌تر هستند. چرا که انسان یک گونه به طور عمیق اجتماعی و در استفاده از انگیزه‌های اجتماعی برای متقاعد کردن، ایجاد انگیزه و الهام بخشی بهترین است.

به نظر بسیاری از صاحب نظران، هوش مصنوعی^۱، به ویژه یادگیری ماشین، مهم‌ترین فناوری همه منظوره در عصر کنونی است. تأثیر این نوآوری بر تجارت و اقتصاد نه تنها در مشارکت مستقیم بلکه در توانایی آنها برای فعال کردن و الهام بخشیدن به نوآوری‌ها منعکس می‌شود. محصولات و فرآیندهای جدید با سامانه‌های بینایی رایانه‌ای، تشخیص گفتار، حل هوشمندانه مسائل و بسیاری از قابلیت‌های دیگری که یادگیری ماشین ارائه می‌دهد ممکن می‌شود.

با شناختی که امروزه و در دنیای کاربردی از هوش مصنوعی پیدا شده، می‌توان گفت این پدیده به خودی خود یک فناوری نیست و اگر هم در برخی مواقع به عنوان فناوری از آن یاد می‌شود، منظور ملزومات هوش مصنوعی است که بیشتر همراه با فناوری و جزئیات آن پدید آمده یا رشد کرده است. هوش مصنوعی رویکردی است که از دستاوردها و روش‌های علمی، تجربی، و ذاتی بشر چه در قالب فردی و چه اجتماعی بهره‌برداری نموده و با استفاده از محرک‌های قوی فنی و ارتباطی به قابلیت‌های فوق تصور بشر رسیده است. به همین دلیل به مجموعه ابعاد و ملزومات جانبی و پیوسته هوش مصنوعی می‌توان عنوان فناوری را آراسته نمود.

¹ Artificial intelligence (AI)

اصطلاح هوش مصنوعی در سال ۱۹۵۵ توسط جان مک کارتی، استاد ریاضی در دانشگاه دارتموث آمریکا^۱ ابداع شد و همایش مهمی را در همین زمینه در سال بعد ترتیب داد. از آن زمان به بعد، شاید تا حدی به دلیل نام خاطره انگیزش، این رشته بیش از سهم خود، موجب ادعاها و وعده‌های خارق‌العاده‌ای شد. در سال ۱۹۵۷ یک اقتصاد دان پیش‌بینی کرد که رایانه‌ها طی ده سال آینده، انسان را در شطرنج شکست خواهند داد اما این ادعا ۴۰ سال بعد به وقوع پیوست.

سابقه هوش مصنوعی با رویکرد فناوری، به بیش از ۵۰ سال قبل باز می‌گردد و شامل دوره‌هایی از رکود و شتاب بوده است. بسیاری از کارکردهای هوش مصنوعی در ابتدا بر محور سامانه‌های خبره^۲ تعریف می‌شد، اما بعدها از آن جدا شد و بر اساس الگوریتم‌ها و داده‌های عظیم مسیر مستقلی نسبت به سامانه‌های خبره پیدا نمود و امروزه بسیاری از صاحب نظران، هوش مصنوعی را نسبت به سامانه‌های خبره، بسیار فراتر و متفاوت‌تر می‌دانند.

با وجود میلیاردها دلار هزینه توسط شرکت‌های پیشرفته برای کاربردی کردن هوش مصنوعی، اما دو دوره رکود طولانی برای هوش مصنوعی ثبت شد که هر دوی این دوره‌ها ناشی از انتظارات بیش از حد از این فناوری نوپا و توقف پشتیبانی‌های مالی برای توسعه و تحقیقات آن بوده است. اولین رکود بین سال‌های ۱۹۷۴ و ۱۹۸۰ و دومین رکود بین سال‌های ۱۹۸۷ تا ۱۹۹۳ تاریخ نگاری شده است. اما اکنون زمان تغییرات اساسی در دنیای کسب‌وکار به دلیل پیشرفت‌های فناوری آغاز و تحولات بیشتری در حال شکل گرفتن است. همانطور که در مورد ماشین بخار و برق اتفاق افتاد، دسترسی به فن‌آوری‌های جدید یا حتی بهترین فناوری‌ها این نیست که برندگان را از بازنده‌ها جدا می‌کند. بلکه، این نوآوران هستند که به اندازه کافی ذهن باز دارند تا وضعیت موجود را ببینند و رویکردهای بسیار متفاوتی را اجرا کنند. یکی از بزرگترین میراث هوش مصنوعی ممکن است ایجاد نسل جدیدی از رهبران کسب‌وکار باشد.

برخی کارشناسان از این هم فراتر رفته و معتقدند موج کنونی فناوری هوش مصنوعی شبیه یک انفجار، تنوع فوق‌العاده‌ای از فناوری‌ها و قابلیت‌های جدید در زندگی بشر و صنعت به وجود آورده است. امروزه انتظار این است که شاهد انواع محصولات، خدمات، فرآیندها و اشکال سازمانی جدید و همچنین انقراض‌های متعدد باشیم. به طور مطمئن شکست‌های عجیب و غریب همراه با موفقیت‌های غیر منتظره، چاشنی این تحولات و دگرگونی‌ها خواهد بود [1].

¹ Dartmouth College

² Expert Systems

امروزه، چشم انداز هوش مصنوعی با عبارات جدیدی مانند یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، هوش مصنوعی عددی، هوش مصنوعی نمادین، هوش مصنوعی ترکیبی، هوش مصنوعی شناختی، سامانه‌های خبره و غیره پیچیده‌تر شده است.

در ده سال گذشته، هوش مصنوعی تقریباً مترادف با یادگیری ماشین عددی یا رویکردهای یادگیری عمیق بود. همانطور که شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق از آزمایشگاه به سمت تولید، و در زمینه‌های پزشکی گرفته تا خودروهای بدون راننده مهاجرت کرده‌اند، باید در عین حال با محدودیت‌های واقعی ترکیب کدهای نرم‌افزاری و سامانه‌های آماری نیز آشنا شد.

بسیاری از محققین هوش مصنوعی از آن برای حل تمرین‌های نظری مانند برنده شدن در بازی‌های فکری از شطرنج تا آتاری و Go استفاده کردند. اما شرکت‌های صنعتی در سراسر جهان فعالانه به دنبال این هستند که فناوری‌های هوش مصنوعی را در خدمت افزایش کارایی، کاهش ضایعات، تعمیر و نگهداری بر مبنای پیش‌بینی، بهینه‌سازی فرآیندها، و بازگشت سرمایه ملموس قرار دهند.

حال سؤال اساسی این است که کدام قابلیت هوش مصنوعی (یا ترکیبی از قابلیت‌های آن) برای پاسخ به مشکلات پیچیده حرفه‌ای مناسب‌تر است؟ پاسخ به این سؤال، یکی از اهداف کتاب حاضر است. امید که مطالب این کتاب به پاسخ این سؤال اساسی کمک کند. هوش مصنوعی از نگاه سطح بالا، به سه روش شناخته می‌شود [3]:

- هوش مصنوعی عددی (یادگیری با استفاده از داده‌ها)،
- هوش مصنوعی نمادین (یادگیری با استفاده از دانش)،
- هوش مصنوعی مبتنی بر معنا و شناخت.

به طور خلاصه، سامانه‌های عددی ویژگی‌ها را در داده‌ها پیدا می‌کنند، در حالی که سامانه‌های نمادین از ویژگی‌ها معنا پیدا می‌کنند. هر دو، هوش مصنوعی ارزشمندی هستند و به طور معمول هر دو برای مشکلات پیچیده‌ای که شامل مجموعه‌ای داده‌های گسترده و متفاوت و دارایی‌های با ارزشی مانند انرژی، تولید، خدمات مالی و مراقبت‌های بهداشتی است، مورد نیاز هستند. اما نوع سوم، ترکیبی از روش‌های مبتنی بر عدد و نماد است. این ترکیب جدید مبتنی بر معنا و شناخت است و قادر به فکر کردن هم می‌باشد. نوع سوم، از روش‌های عددی و نمادین برای پاسخ به سؤالات «بعد چه کنم» و حل مسائل پیچیده استفاده می‌کند.

هوش مصنوعی مبتنی بر عدد^۱: مدل‌های رایانه‌ای در یک رویکرد عددی مانند یادگیری ماشین، با استفاده از شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق، یاد می‌گیرند که وظایف طبقه‌بندی را

¹ Numeric Based AI

مستقیماً از روی تصاویر، متن یا صدا انجام دهند. آنها با استفاده از مجموعه بزرگی از داده‌های برچسب‌گذاری شده آموزش داده می‌شوند، بنابر این اگر قرار باشد از این روش‌ها برای تشخیص یک گربه، استفاده شود، باید تعداد زیادی عکس گربه به سامانه داده شود. سامانه‌های عددی فکر نمی‌کنند، بلکه در تغییرات و روابط داده‌ها، به دنبال الگوها هستند.

سامانه‌های مبتنی بر عدد، برخلاف فرآیند مبتنی بر استدلال، با هزاران مثال، آموزش داده می‌شوند تا مشکل را به تطبیق الگوی پیچیده کاهش دهند. زمانی که داده‌های زیادی برای آموزش یک سامانه در اختیار باشد، فوق‌العاده است. متأسفانه این سامانه‌ها مانند جعبه‌های سیاهی هستند که نمی‌توانند توضیح دهند که چگونه به پاسخ‌های خود رسیده‌اند.

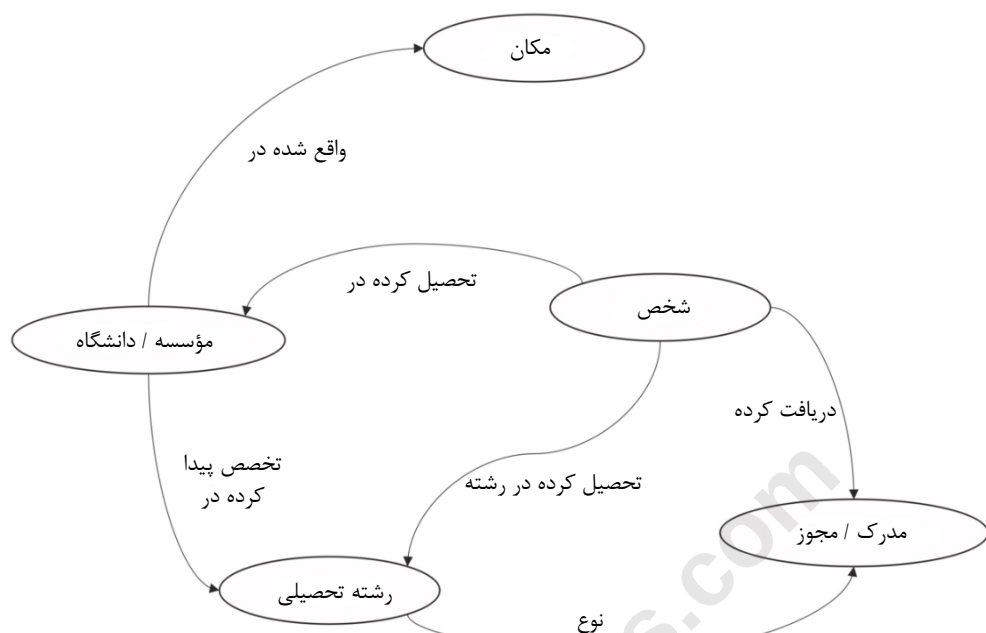
روش‌های هوش مصنوعی عددی مرسوم، برای حل مسائل پیچیده که نیاز به استدلال و تصمیم‌گیری انعطاف‌پذیر دارند، جوابگو نیست و در ضمن، برای برنامه‌های کاربردی که با دارایی‌های صنعتی، پزشکی و مالی با ارزش سر و کار دارند، نسل جدیدی از فناوری هوش مصنوعی مورد نیاز است. در این خصوص هوش مصنوعی شناختی در ترکیب با هوش مصنوعی عددی برای تقویت سامانه‌های استدلال مبتنی بر دانش که می‌توانند بیشتر شبیه انسان‌ها فکر کنند و پاسخ‌هایشان را به وضوح توضیح دهند، ارائه شده است.

هوش مصنوعی مبتنی بر نماد^۱: سامانه‌های هوش مصنوعی مبتنی بر نماد از دانش اعلامی (استدلال مبتنی بر مورد، استنتاج مبتنی بر قاعده و غیره) مانند یک فرد آموزش می‌بینند و به طور عمیق در مورد هر واقعیتی که به آنها ارائه می‌شود فکر می‌کنند. این سامانه‌ها می‌توانند از طریق ابهام و اطلاعات از دست رفته، اما با شهود، شبیه انسان استدلال کنند و می‌توانند توضیح مفصلی برای نحوه رسیدن به پاسخ‌های خود ارائه دهند. به همین دلیل، آنها را هوش مصنوعی قابل توضیح^۲ هم می‌گویند. سامانه‌های نمادین همچنین می‌توانند در زمان اجرا، تغییراتی را در پایگاه دانش خود ایجاد و سامانه را هوشمندتر کنند.

در رویکرد نمادین بهترین راه برای آموزش یک سامانه هوش مصنوعی این است که اطلاعات قابل خواندنی مرتبط با آنچه سامانه باید بداند به آن داده شود. به عنوان مثال، اگر قرار باشد هوش مصنوعی برای کمک به یک پزشک عمل کند، مجموعه‌ای از کتاب‌های درسی پزشکی را به او می‌دهند تا بتواند با اصول منطقی استدلال کند. سامانه‌های نمادین در الگوها معنا پیدا می‌کنند. آنها به سؤالات «چرا» پاسخ می‌دهند [3].

¹ Symbolic Based AI

² Explainable artificial intelligence (XAI)



شکل ۱.۱ نقشه دانش

هوش مصنوعی مبتنی بر معنا و شناخت: برخلاف درخت‌های تصمیم و روش‌های عددی، سامانه استدلال شناختی^۱ می‌تواند از هر نقطه روی نقشه دانش شروع کند تا به هدفی که تعریف شده برسد. غذای مورد علاقه یک فرد چیست؟ کدام شخص چیپس دوست دارد؟ در مقایسه با رویکردهای اشاره شده، سامانه‌های استدلال شناختی این مزیت عمده را دارند که توصیه‌ای که ارائه می‌کنند به طور کامل قابل ردیابی است و از ویژگی‌های جعبه سیاه که در یادگیری ماشین وجود دارد دور هستند. این باعث می‌شود در کاربردهایی که به نشان دادن عملکرد خود نیاز دارند بسیار ایده آل باشند.

اکثر رویکردهای بهینه‌سازی هوش مصنوعی بر اساس الگوریتم‌ها هستند. یک مفهوم کلیدی در هوش مصنوعی برنامه نویسی پویا می‌باشد که نوعی برنامه نویسی رایانه‌ای است و در آن یک مسئله الگوریتمی ابتدا به مسائل فرعی تقسیم می‌شود، نتایج ذخیره می‌شوند و سپس مسائل فرعی برای یافتن راه حل کلی که به طور معمول مربوط به یافتن حداکثر و حداقل محدوده پرس و جوی الگوریتمی است، بهینه می‌شوند. برای مثال، چگونه می‌توان مقدار معینی پول را با کمترین تعداد سکه از ارزش‌های معین به دست آورد؟ اگر سکه‌ها در واحدهای ۱، ۴، ۵، ۱۵، ۲۰ و کل

¹ Cognitive Reasoning Systems

مقداری که باید محاسبه شود ۲۳ باشد، برای پاسخ در روش رایج، به طور معمول با بزرگترین سکه شروع بعد سکه‌های کوچکتر اضافه می‌شود تا به مجموع دلخواه برسد. در این روش، پاسخ با ترکیب چهار سکه به نتیجه می‌رسد (یعنی $1+1+1+20$). در حالیکه در برنامه‌ریزی پویا ابتدا مشکل به مسائل کوچکتر تقسیم شده و هر یک از راه‌حل‌های بهینه ذخیره می‌شوند. با این روش و ترکیب نهایی سه سکه $4+4+15$ به عنوان نتیجه بهتر به دست می‌آید [4].

رویکردهای مدیریتی هوش مصنوعی

در دهه گذشته، جامعه شاهد تکامل فناوری از دستگاه‌های هوشمند معمولی تا خودروهای خودران، فناوری تشخیص چهره، درک زبان طبیعی، و بسیاری از قابلیت‌ها بوده است. هوش مصنوعی به دلیل توانایی آن در کمک به پیش‌بینی روندهای بازار و برآوردن نیازهای مشتری با استفاده از داده‌ها و یادگیری ماشین، حوزه‌های مختلف کسب‌وکار و صنعت را به طور قابل توجهی ارتقا داده است [2].

اگرچه پیش‌بینی دقیق اینکه کدام شرکت‌ها در محیط جدید تسلط خواهند یافت دشوار است. اما بر اساس یک اصل کلی، واضح است که زیرک‌ترین و سازگارترین شرکت‌ها و مدیران موفق خواهند شد. سازمان‌هایی که به سرعت فرصت‌ها را حس می‌کنند، به آنها پاسخ می‌دهند، و از مزیت آینده مجهز به هوش مصنوعی بهره‌ها می‌برند. بنابر این راهبرد موفق این است که مدیران به آزمایش و یادگیری سریع عادت کنند.

سازمان‌ها بهترین راهبردها در به‌کارگیری هوش مصنوعی را باید اتخاذ کنند. آنها با انتخاب بهترین فرصت‌ها برای هوش مصنوعی جهت کمک به کارکنان و عملکرد سازمان، موفق‌تر از دیگر سازمان‌ها خواهند بود. در این نوع شرکت‌ها، ایده‌های نوآورانه و پیشرو در به‌کارگیری هوش مصنوعی به سرعت پیاده‌سازی می‌شود. این سازمان‌ها به طور کامل در مورد اینکه کجا باید از یادگیری ماشین استفاده کنند، و کجا از آن اجتناب کنند، شناختی دقیق و روشن دارند. آنها در کنار سرمایه‌گذاری در فناوری، تخصص‌های منابع انسانی خود را هم توسعه می‌دهند.

مدیرانی که آزمایش‌ها را در زمینه هوش مصنوعی افزایش ندهند، تحولی در سازمان آنها رخ نخواهد داد و در آینده نه چندان دور، از هوش مصنوعی بی‌بهره خواهند شد. در مقابل، مدیرانی که از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند، جایگزین مدیرانی خواهند شد که از این دست آورد به‌خوبی استفاده نمی‌کنند. با این توضیحات، و به منظور بهره‌برداری بیشتر از نظرات مختلف، مدیران در برخورد با پدیده هوش مصنوعی، به چند گروه به شرح زیر تقسیم می‌شوند [1]:

- آرمان‌گراها: ماشین‌های هوشمند کار بیشتری خواهند کرد، و نتیجه آن ثروت بی‌سابقه و نه افول در اقتصاد خواهد بود. هوش مصنوعی و قدرت محاسباتی در دو دهه آینده برای نزدیکی بیشتر به هم، پیشرفت زیادی خواهند کرد. ماشین‌ها به طور کامل از عملکرد مغز انسان تقلید، شبیه مغز انسان تصویر برداری، و نتیجه کار آنها در رایانه‌ها بارگذاری می‌شود. در این صورت هوش مصنوعی به خوبی مغز انسان، بیشتر کارهای شناختی را انجام می‌دهد. روبات‌ها با اتکا به هوش مصنوعی، تمام کارهای سنگین را انجام خواهند داد. تولید اقتصادی می‌تواند هر سه ماه دو برابر شود. نزدیکی هوش مصنوعی و قدرت پردازش حتی ممکن است به جهانی منجر شود که در آن نیروی انسانی کمی مورد نیاز است، و یک برنامه درآمد جهانی نیازهای اساسی را پوشش خواهد داد، و افراد بشر استعدادهای خود را برای فعالیت‌های با ارزش بیشتر به کار می‌گیرند.
- خوش‌بین‌ها: بهبود انفجار گونه بهره‌وری آغاز شده است اما در داده‌های رسمی منتشر نمی‌شود، زیرا شرکت‌ها برای اینکه بدانند چگونه فناوری‌های هوشمند می‌تواند نحوه عملکرد آنها را تغییر دهد، هنوز در حال یادگیری هستند. زمانی که شرکت‌ها از فناوری‌های هوشمند به طور کامل بهره‌مند شوند، جهش در بهره‌وری باعث رشد اقتصادی همراه با بهبود استانداردهای زندگی خواهد شد. بسیاری از مشاغل جابه‌جا می‌شوند. برای جلوگیری از اثرات منفی درآمد و اشتغال، نیاز به سرمایه‌گذاری در آموزش و پرورش در کنار سرمایه‌گذاری در فناوری خواهد بود.
- شکاک‌ها به بهره‌وری: به عقیده این افراد، با وجود قدرت فناوری‌های هوشمند، هرگونه دستاوردی در سطح بهره‌وری ملی پایین خواهد آمد. این با ترکیب روندهای معکوس ناشی از پیری جمعیت، نابرابری درآمد و هزینه‌های مقابله با تغییرات اقلیمی برای اقتصادهای فوق پیشرفته از قبیل آمریکا رشد تولید ناخالص داخلی نزدیک به صفر خواهد داشت. در پایان، به جز آماده‌سازی برای رشد اقتصادهای پیشرفته، کار زیادی برای انجام دادن باقی نمی‌ماند.
- واقع‌گرایان خوش‌بین: بر خلاف شکاک‌ها، این دسته از مدیران معتقدند دیجیتالی‌سازی و ماشین‌های هوشمند که با امواج فناوری‌های قبلی مطابقت دارند می‌توانند باعث افزایش بهره‌وری شوند. بهره‌وری در بخش‌های خاص و برای شرکت‌های با عملکرد بالا به سرعت پیشرفت خواهد کرد. به مشاغل جدید نیاز خواهد شد، اما فناوری‌های هوشمند ممکن است روندهای گذشته را تشدید کنند، که در آن تقاضا برای کارگران با مهارت بالا و کم مهارت افزایش یابد، اما تقاضا برای کارگران با مهارت متوسط که

مشاغل آنها به راحتی خودکار می‌شود، کاهش خواهد یافت. این یعنی به تحقیقات بیشتری در خصوص رابطه واقعی بین بهره‌وری، اشتغال و دستمزد برای کشف پاسخ‌های مؤثر نیاز است.

تعریف هوش مصنوعی

در میان بسیاری از تعریف‌ها برای هوش مصنوعی شاید بتوان گفت مختصرترین تعریف، متعلق به فرهنگ لغت انگلیسی آکسفورد است، که بیان می‌کند، «هوش مصنوعی نظریه و توسعه سامانه‌های رایانه‌ای است که قادر به انجام وظایفی هستند که به طور معمول به هوش انسان نیاز دارند». اما این تعریف که در نوع خود تا حدودی حلقوی است^۱ در بر دارنده کلمه «هوش» است و این سؤال را مطرح می‌کند که هوش چیست، و به‌ناچار ضرورت بحث فلسفی را به دنبال دارد. راه دیگر برای نگاه کردن به هوش مصنوعی به همان ابتدای این فناوری بر می‌گردد و آن یک سؤال بسیار اساسی است: آیا فناوری‌های بسیار هوشمندانه باید به دنبال جایگزینی کارهایی باشند که انسان‌ها انجام می‌دهند یا باید آن را تقویت کنند؟ یک داستان معروف از دو بنیان‌گذار هوش مصنوعی در دانشگاه ام آی تی^۲، حکایت از این دارد که یکی از آنها اعلام کرد «ما ماشین‌ها را هوشمند می‌کنیم. ما آنها را آگاه می‌کنیم!» و دیگری در پاسخ گفت: همه این کارها برای ماشین است. پس برای مردم چه کار خواهید کرد؟ این بحث هنوز هم ادامه دارد [4].

برای شناخت هوش مصنوعی، بهتر است از رویکردها و زوایای مختلفی به آن نگریست. در اینجا به جای توسل به تعاریف محدود و پراکنده، ابعاد مختلفی از هوش مصنوعی ارائه می‌شود تا تجمیع این زوایا و رویکردها، شناخت جامعی از هوش مصنوعی را در پی داشته باشد:

هوش مصنوعی علم است: به طور خلاصه، هوش مصنوعی رشته‌ای از علم است که به جزئیات موضوعات، پردازش، و پیش‌بینی، یادگیری برای حل مسئله، و تشخیص الگو یا رفتار، به روش‌هایی که به طور معمول شبیه هوش انسان است، می‌پردازد. فناوری‌های هوش مصنوعی برای هوشمند کردن رایانه‌ها و تجهیزات مجهز به رایانه توسعه یافته‌اند. هوش مصنوعی موجودیت‌ها را قادر می‌سازد تا به طور مناسب و با آینده‌نگری در محیط خود عمل کنند [5]. ویژگی‌های هوش مصنوعی به طور کامل با نیازهای انسان در کسب‌وکار مطابقت دارند [2].

هوش مصنوعی یک موضوع جامع است: از زمان ظهور هوش مصنوعی، هیچ مفهوم واحدی از تأثیر بالقوه آن بر کسب‌وکار وجود نداشته است. هوش مصنوعی یک موضوع جامع است که با

¹ circular

² Marvin Minsky and Douglas Engelbart

نفوذ متقابل علوم رایانه، نظریه اطلاعات، مناسبات انسان با ماشین و ماشین با ماشین، زبان شناسی، علم طبیعی و اعصاب، روان‌شناسی، ریاضیات، فلسفه و سایر رشته‌ها توسعه یافته است [6]. هوش مصنوعی از زمان ظهور خود فراز و نشیب‌هایی داشته، اما در نهایت در دنیای تجارت به عنوان یک رشته فوق پیشرفته جدید شناخته شد و به طور فزاینده‌ای علاقه و توجه مردم را به خود برانگیخت [2].

هوش مصنوعی یک فناوری همه منظوره: بیش از ۲۵۰ سال است که نوآوری‌های فناوری، محرک اساسی در رشد اقتصاد بوده‌اند. مهمترین آنها همان چیزهایی است که اقتصاددانان به فناوری‌های همه منظوره می‌شناسند. ماشین بخار، برق و موتور احتراق داخلی از جمله فناوری‌های همه منظوره هستند که هر کدام موجی از نوآوری‌ها و فرصت‌های جدید را به دنبال خود ایجاد کردند. مهمترین فناوری همه منظوره در عصر ما، هوش مصنوعی، به ویژه یادگیری ماشین است. این یعنی توانایی ماشین برای بهبود عملکرد خود بدون نیاز به انسان است. شرکت‌هایی مانند المارت، UPS و Uber راه‌هایی برای استفاده از فناوری هوش مصنوعی برای ایجاد مدل‌های تجاری جدید و سودآور پیدا کردند. اکنون بشر قادر است سامانه‌هایی بسازد که یاد بگیرند چگونه وظایف را به تنهایی و بهتر از سازندگان آن انجام دهند. این دقیقاً به دو دلیل، به یک معامله بزرگ تعبیر شده است [1]:

- دلیل اول: انسان‌ها بیش از آنچه می‌گویند، می‌دانند. یعنی انسان نمی‌تواند دقیقاً توضیح دهد که چگونه بسیاری از کارها از قبیل تشخیص چهره تا انجام یک حرکت هوشمندانه را انجام می‌دهد. قبل از یادگیری ماشین، این ناتوانی در بیان دانش در انسان به این معنی بود که بشر قادر نبود بسیاری از وظایف را از طریق رایانه خودکار کند. اما اکنون به اتکای هوش مصنوعی ممکن شده است.
- دلیل دوم: سامانه‌های یادگیری ماشین اغلب یادگیرندگان عالی هستند. آنها می‌توانند در طیف گسترده‌ای از فعالیت‌ها، از جمله تشخیص تقلب و تشخیص بیماری، به عملکرد فوق بشری دست یابند.

در حوزه کسب و کار، هوش مصنوعی در مقیاس فناوری‌های همه منظوره قبلی، تأثیری تحول آفرین داشته است. اگرچه در حال حاضر در هزاران شرکت در سراسر جهان از هوش مصنوعی استفاده می‌شود، اما از بسیاری فرصت‌های بزرگ هنوز استفاده نشده است. به وضوح پیش‌بینی می‌شود تأثیرات هوش مصنوعی در دهه آینده تشدید شود، زیرا تولید، خرده فروشی، حمل و نقل، امور مالی، پزشکی و مراقبت‌های بهداشتی، قانون، تبلیغات، بیمه، سرگرمی، آموزش و تقریباً

هر صنعت دیگری، فرآیندهای اصلی و مدل‌های کسب‌وکار خود را برای استفاده از یادگیری ماشین تغییر خواهند داد [1].

هوش مصنوعی ادامه انقلاب صنعتی نسل چهارم: بشر در دهه گذشته با پدیده‌ای به نام صنعت نسل چهار آشنا شد و تحول دیجیتالی خارق‌العاده را متعاقب آن به چشم خود دید. صنعت نسل چهار با ادغام چندین فناوری، از جمله رایانش ابری، داده‌های عظیم، و سامانه‌های پیشرفته فیزیکی مجازی، و روبات‌ها، بخش تولید را متحول کرد. هدف این انقلاب ادغام ماشین آلات و تجهیزات تولید و هوشمند نمودن آنها در یک چرخه قابل نظارت و کنترل است.

اما پیشرفت‌های فناوری برای تسهیل بیشتر همکاری هوشمند ماشین با ماشین، و انسان با ماشین نیز گسترش یافت. بنحویکه سرعت، دقت، تکرارپذیری عملکرد ماشین‌ها با قابلیت‌های خودکار یادگیری، تجزیه و تحلیل شناختی (مانند انسان)، تصمیم‌گیری، و بهینه نمودن تمام این فرآیندها ترکیب شد و چیزی فراتر از انقلاب صنعتی پدید آمد که امروزه بیشتر در حوزه هوش مصنوعی شناخته می‌شوند. اکنون تحولات صنعتی در قالب انقلاب صنعتی نسل چهارم با گسترش استفاده از قابلیت‌های هوش مصنوعی و ایجاد یک ارتباط همه کاره بین انسان با ماشین، می‌تواند کارایی تولید را به میزان قابل توجهی افزایش دهد و امکان نظارت و تعامل مداوم را فراهم کند. این همکاری با واگذاری وظایف تکراری به روبات‌های هوشمند و سایر تجهیزات پیشرفته، و پرورش تفکر شناختی توسط انسان‌ها، سرعت و کیفیت تولید را افزایش می‌دهد [7].

هوش مصنوعی، یادگیری ماشین است: از نقطه نظر فناوری، تنها دو کلمه‌ای که در حال حاضر واقعاً باید به خوبی فرا گرفت، یادگیری ماشین است. این نسخه قرن بیست و یکم پس از سامانه‌های خبره، یک رویکرد اصلی است که همه پیشرفت‌ها و برنامه‌ها و در پی آنها منابع مالی را هدایت می‌کند. اما، قبل از آشنایی با هوش مصنوعی و قابلیت‌های آن، باید عوامل دیگری که در ایجاد این طوفان بی نقص نقش دارند، را شناخت. در ضمن اینکه چرا این بار همه چیز برای هوش مصنوعی می‌تواند متفاوت باشد. چهار محرک کلیدی، در بستر رایانش ابری در توسعه و شکوفایی هوش مصنوعی نقش دارند. این محرک‌ها موجب تسریع در پذیرش هوش مصنوعی در جامعه کنونی شده، بنحویکه حذف هر کدام از این عوامل، توسعه هوش مصنوعی را با مشکل روبرو خواهد کرد [4]:

- داده‌های عظیم
- ذخیره‌سازی ارزان
- پردازنده‌های سریع‌تر
- شبکه‌های فراگیر

پیشرفت هر کدام نیز به توسعه در سایر عوامل کمک می‌کند. اگر فضای ذخیره‌سازی ارزان برای انواع داده‌ها وجود نداشته باشد، تا به راحتی حجم عظیمی از داده‌ها را هر لحظه در این انبارها ذخیره نمود، به این معنی است که دیگر به پردازنده‌های سریع‌تر نیازی نیست. اما، آشکارترین محور کاربردی همه این پیشرفت‌ها، یادگیری ماشین به عنوان مصرف کننده عوامل یاد شده می‌باشد.

هوش مصنوعی یک اصطلاح گسترده برای توصیف این است که چگونه یک ماشین می‌تواند تفکر و رفتار انسان را شبیه‌سازی کند [8]. یادگیری ماشین رایج‌ترین رویکرد در زمینه هوش مصنوعی است [2].

هوش مصنوعی یک خدمت است: ایده هوش مصنوعی به عنوان یک خدمت، که در آن عملیات سنگین هوش مصنوعی بر روی ابر و بر اساس تقاضا انجام می‌شود، اکنون یک رویکرد و راهبرد موفق برای عمومی کردن هوش مصنوعی و دسترسی آن برای همه شرکت‌ها و محققین با کمترین هزینه و الزامات آماده‌سازی است. بسیاری از شرکت‌های فناوری بزرگ مانند گوگل، آیبی‌ام و آمازون، همگی راه‌حل‌های ابری برای هوش مصنوعی دارند که واسطه‌های کاربری قابل دسترس و آسان برای توسعه دهندگان ارائه می‌کنند تا کاربردهای هوش مصنوعی توسعه یابد.

از سوی دیگر واتسون آیبی‌ام یک ظرفیت هوش مصنوعی است که مجموعه‌ای از واسطه‌های برنامه‌های کاربردی^۱ را ارائه نموده و هر کدام عملکرد خاصی مانند تشخیص گفتار یا پرسش و پاسخ را انجام می‌دهد. سامانه TensorFlow گوگل یک سکوی هوش مصنوعی منبع باز است که قابلیت‌های مشابه همراه با ویژگی‌های دیگری مانند مدل‌های یادگیری از پیش آموزش دیده را ارائه می‌کند.

به صرفه‌ترین راه برای ارزش آفرینی هوش مصنوعی در کسب‌وکار، و به طور خاص برای هر کارآفرینی که بخواهد یک کسب‌وکار با هوش مصنوعی راه اندازی کند، این است که الزاماً از الگوریتم‌های آماده از قبیل تشخیص گفتار منبع باز رایج استفاده کند. در این صورت مزیت رقابتی آن به نسبت کیفیت داده‌های آموزش، و روشی که سامانه‌ها یاد می‌گیرند، در تغییر می‌باشد [4].

هوش مصنوعی، ادراک و شناخت: در حال حاضر، کسب‌وکارهای هوش مصنوعی بسیار زیادی وجود دارند که صرفاً مبتنی بر الگوریتم‌های منبع باز کار می‌کنند. با این حال، مانند بسیاری دیگر از فناوری‌های جدید، هوش مصنوعی انتظارات غیر واقعی زیادی ایجاد کرده است. برنامه‌هایی در کسب‌وکارها وجود دارند که به طور آزادانه و با استفاده از یادگیری ماشین،

¹ Application Programming Interface (API)

شبکه‌های عصبی، و سایر روش‌ها در هوش مصنوعی، ارتباط کمی با قابلیت‌های واقعی آن دارند. با بررسی کارهایی که هوش مصنوعی در حال حاضر انجام می‌دهد و با توجه به سرعت بهبود آنها، معلوم می‌شود بیشترین پیشرفت‌ها در دو حوزه گسترده یعنی، ادراک و شناخت بوده است [1].

- ادراک: در حوزه اول برخی از عملی‌ترین پیشرفت‌ها در رابطه با گفتار انجام شده است. تشخیص صدا هنوز تا کامل بودن فاصله زیادی دارد، اما میلیون‌ها نفر با استفاده از ابزارهای بسیار معروف از جمله Siri، Alexa و Google Assistant از گفتار و تشخیص صدای هوش مصنوعی استفاده می‌کنند.

- بر اساس مطالعاتی که توسط دانشمندان رایانه در دانشگاه استنفورد، انجام شد، تشخیص صدا و گفتار اکنون به طور متوسط سه برابر سریع‌تر از تایپ کردن با تلفن همراه است. نرخ خطا، از ۸.۵٪، به ۴.۹٪ کاهش یافته است. جالب این است که این پیشرفت اساسی نه در ۱۰ سال گذشته بلکه فقط در کمتر از یک سال اتفاق افتاد.

- تشخیص تصویر نیز به طرز چشمگیری بهبود یافته است. فیس بوک و سایر برنامه‌های مشابه اکنون چهره بسیاری از افراد را در عکس‌های ارسال شده تشخیص می‌دهند. برنامه‌ای که روی برخی گوشی‌های هوشمند اجرا می‌شود، تقریباً هر پرنده‌ای را در طبیعت شناسایی می‌کند. تشخیص تصویر حتی جایگزین کارت شناسایی در برخی شرکت‌ها شده است.

- بینایی رایانه‌ای، بینایی رایانه‌ای اکنون در خودروهای خودران استفاده می‌شود. قبلاً هنگام شناسایی یک عابر پیاده از ۳۰ فریم در ثانیه یک بار اشتباه می‌شد. اکنون این فناوری در هر یک میلیون فریم، کمتر از یک بار اشتباه می‌کند. خطا برای تشخیص تصاویر مبهم یا به طور کامل عجیب و غریب رخ می‌دهد، و از بالاتر از ۳۰٪ در سال ۲۰۱۰ به حدود ۴٪ در سال ۲۰۱۶ برای بهترین سامانه‌ها کاهش یافته است.

- شناخت: پیشرفت عمده هوش مصنوعی در حوزه دوم یعنی شناخت و حل مسئله است. اکنون به راحتی رایانه‌ها بهترین بازیکنان انسان در بازی‌های پوکر و گو (Go) را شکست می‌دهند. این دستاوردی است که کارشناسان پیش‌بینی کرده بودند حداقل یک دهه دیگر رخ بدهد.

یادگیری ماشین به عنوان زیر بنای ادراک و شناخت در هوش مصنوعی، اکنون به اوج پیشرفت و کارایی خود در عرصه‌های مختلف رسیده است. شرکت گوگل از سامانه‌های یادگیری ماشین برای بهبود کارایی خنک سازها در مراکز داده خود استفاده می‌کند و به میزان ۱۵ درصد بهبود حاصل شد. این میزان بهبود پس از آن رخ داد که این مراکز توسط متخصصان قبلاً بهینه شده بودند.

از عوامل هوشمند توسط شرکت امنیت سایبری Deep Instinct برای شناسایی بد افزارها و توسط PayPal برای جلوگیری از پول‌شویی استفاده می‌شود. سامانه‌ای که از فناوری شرکت آی بی ام استفاده می‌کند، فرآیند برآورد خسارت را در یک شرکت بیمه در سنگاپور به طور کامل خودکار کرده است. ده‌ها شرکت از یادگیری ماشین استفاده می‌کنند تا تصمیم بگیرند کدام معاملات را در وال استریت اجرا کنند و در نتیجه تصمیمات اعتباری بیشتری با کمک آن اتخاذ شود. شرکت آمازون از یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی موجودی و بهبود توصیه‌های محصول به مشتریان استفاده می‌کند. یک سکوی خدمات هوش مصنوعی به نام Infinite Analytics سامانه یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی اینکه آیا کاربر روی یک تبلیغ خاص کلیک می‌کند یا خیر، و مکان‌یابی تبلیغات برخط برای یک شرکت جهانی کالاهای بسته‌بندی شده را بهبود داده است. همین شرکت یک سامانه دیگر برای بهبود فرآیند جستجو و کشف مشتریان در یک خرده فروشی برخط برزیلی ارائه داده است. سامانه اول نرخ برگشت سرمایه تبلیغات را سه برابر افزایش داد و سامانه دوم منجر به افزایش ۱۲۵ میلیون دلاری درآمد سالانه شده است.

سامانه‌های یادگیری ماشین نه تنها جایگزین الگوریتم‌های قدیمی در بسیاری از برنامه‌ها می‌شوند، بلکه اکنون در بسیاری از وظایفی که زمانی توسط انسان‌ها به بهترین شکل انجام می‌شد، برتر هستند. در تشخیص صدا، توانایی هوش مصنوعی در محیط‌های پر سر و صدا، اکنون تقریباً برابر با عملکرد انسان است. رسیدن به این سطح از قابلیت، فرصت‌های جدیدی را برای دگرگونی محیط کار و اقتصاد باز می‌کند. هنگامی که سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در یک کار معین از عملکرد انسان پیشی می‌گیرند، احتمال گسترش سریع آن‌ها بسیار زیاد است. به عنوان مثال، هم اکنون از سامانه‌های بینایی رایانه‌ای بهبود یافته برای خودکار کردن بیشتر کارهای محافظین امنیتی استفاده می‌شود. یک شرکت نرم افزاری فعال در حوزه هوش مصنوعی به نام Affectiva، از فناوری بینایی رایانه‌ای، برای تشخیص احساساتی مانند شادی، تعجب و خشم استفاده می‌کند. یک شرکت دانش بنیان در حوزه یادگیری عمیق نیز از بینایی رایانه‌ای برای تصویر برداری پزشکی با هدف کمک به تشخیص سرطان استفاده می‌کند [1].

هوش مصنوعی باز تولید رفتار فکری انسان: هوش مصنوعی فرآیند و رویه‌ای است که طی آن دانش از طریق تجربه به دست می‌آید. به عبارت دیگر، رایانه‌ها به طور بالقوه می‌توانند بدون برنامه نویسی صریح یاد بگیرند. هوش مصنوعی متشکل از فناوری‌های مرتبطی است که سعی در تحریک و باز تولید رفتار فکری انسان از جمله تفکر، گفتار، احساس و استدلال دارد. فناوری‌های هوش مصنوعی در زمینه‌هایی که نیاز به دانش، ادراک، استدلال، درک و توانایی‌های شناختی باشد، به کار گرفته شده‌اند [2].

امروزه، همه باید بدانند هوش مصنوعی چگونه اطلاعات را پردازش می‌کند و به سؤالات پاسخ می‌دهد. درک تفاوت‌ها بین نحوه یادگیری انسان و نحوه یادگیری رایانه بسیار مهم است. به عنوان مثال، انسانی که سعی می‌کند یک میلیون نقطه داده را تجزیه و تحلیل کند، با میانگین گیری یا نمودار یا شیوه‌های مناسب دیگر، این تعداد داده را به نحوی ساده می‌کند تا برای وی قابل درک باشد. اما باید دید هوش مصنوعی، همین موضوع را چگونه اجرا می‌کند و نتایج آن نسبت به عملکرد انسان در چه سطحی است [1].

هوش مصنوعی به دیگر فناوری‌ها متکی است: هوش مصنوعی کارهای زیادی انجام می‌دهد، اما نمی‌تواند همه کارها را انجام دهد. در بسیاری مواقع پیاده‌سازی یک راه حل مستقل هوش مصنوعی دستیابی به هر هدفی را ممکن می‌سازد. در بسیاری موارد، هوش مصنوعی به فناوری‌های دیگر تکیه می‌کند تا به خوبی کار کند، و در برخی مواقع آن‌ها را تکمیل می‌کند تا هر دو بهتر کار کنند [4].

هوش مصنوعی مکمل نقش انسان: ترکیب انسان و ماشین و سازگاری آنها در حین اجرا یکی از پدیده‌های هوش مصنوعی است. در کارخانه، سامانه‌های همکار روبات و انسان¹ را می‌توان به راحتی با یک رایانه دستی دوباره برنامه‌ریزی کرد و به آن‌ها اجازه داد بسته به تغییرات در جریان کار، وظایف مختلفی را انجام دهند. چنین چابکی در خط تولید منجر به قابلیت‌های بی‌سابقه‌ای در سفارشی سازی شده است. به یمن این تحولات اکنون خودروسازها و دیگر صنایع به راحتی می‌توانند محصولات خود را با توجه به انتخاب‌های برخط مصرف کنندگان، شخصی سازی کرده و همه اجزای محصول را به سلیقه و سفارش مشتری تغییر دهند. در نتیجه، هیچ دو محصولی که از کارخانه خارج می‌شود یکسان نیستند [1].

برخی کارها را نباید به هوش مصنوعی سپرد: هوش مصنوعی قادر به درک سوگیری‌های نهفته در داده‌ها و پیامد توصیه‌هایی که می‌دهد نیست چرا که ممکن است مشکلاتی وجود داشته باشد که سازمان هرگز نباید از یک برنامه کاربردی هوش مصنوعی برای حل آنها استفاده کند.

¹ COBOT

برای مثال، برخی شرکت‌ها نمی‌خواهند از یک الگوریتم ریاضی در هوش مصنوعی انتظار داشته باشند چه کسی استخدام شود، چه چیزی در جلسه هیئت مدیره مورد بحث قرار گیرد، یا چگونه یک کارمند ضعیف مدیریت شود [1].

هوش مصنوعی ضعیف و قوی: در توصیف هوش مصنوعی، می‌توان آن را به هوش مصنوعی قوی و هوش مصنوعی ضعیف متمایز کرد. یک سامانه هوش مصنوعی قوی می‌تواند فکر کند و حافظه داشته باشد، در حالی که نوع ضعیف آن فقط می‌تواند طوری عمل کند که فکر می‌کند. بنابر این، از چه نوع آزمایشی برای اثبات ادعای هوش مصنوعی قوی استفاده می‌شود؟ قبلاً از آزمون تورینگ به عنوان یک آزمون (محدود) برای اثبات هوش مصنوعی یاد می‌شد، اما، آزمون‌های دیگری هم به شرح زیر پیشنهاد شده است [4]:

- آزمون قهوه: به روبات مأموریت داده می‌شود که به یک خانه معمولی برود و درست کردن قهوه را به طور خودکار انجام دهد. باید دستگاه قهوه ساز و مواد قهوه را پیدا کند، آب به آن اضافه کند، یک لیوان هم پیدا کرده و با فشار دادن دکمه‌های مناسب قهوه را آماده کند.

- آزمون دانشجویی: به روبات مأموریت داده می‌شود در دانشگاه ثبت نام کند، کلاس‌هایی که سایر دانشجویان انتخاب می‌کنند را انتخاب، آن درس‌ها را بگذراند و مدرک بگیرد.
- آزمون استخدام: به روبات مأموریت داده می‌شود تا یک کار مهم اقتصادی را به همان اندازه یا بهتر از سطحی که کارکنان در همان شغل انجام می‌دهند، اجرا کند.

هیچ سامانه هوش مصنوعی به گذراندن موفق این آزمون‌ها نزدیک نیست اما اگر هم موفق باشد ترکیبی از انواع مختلف هوش مصنوعی خواهد بود. همانطور که قبلاً توضیح داده شد، انواع مختلفی از قابلیت‌های هوش مصنوعی وجود دارد که هر کدام در کاری که انجام می‌دهد تخصصی شده است. یعنی، یک قابلیت هوش مصنوعی که برای تشخیص تصاویر استفاده می‌شود، در پردازش زبان طبیعی بی‌فایده خواهد بود. با این وجود، تداخل اندکی بین کاربردهای خاص وجود دارد.

جایی که مغز انسان بسیار با هوش‌تر از هوش مصنوعی است، آنجاست که انسان می‌تواند از رویکردها و شناخت مختلف در موقعیت‌های مختلف استفاده کند و مهمتر از همه، آموخته‌های یک موقعیت را گرفته و آن را در موقعیتی که به طور کامل متفاوت است، به کار گیرد. هوش مصنوعی نیز در برخی موارد شبیه انسان عمل می‌کند. به عنوان مثال، ممکن است ماشین بدانند که ارزش یک خانه به طور کلی با تعداد اتاق‌های خواب آن افزایش می‌یابد، هوش مصنوعی همین

مفهوم را می‌تواند در مورد سایر اشیا هم به کار گیرد. به این توانایی، هوش مصنوعی عمومی گفته می‌شود.

برای طراحی هوش مصنوعی عمومی کارهای زیادی در حال انجام است. در مقیاس ملی، در طرح مغز آبی سوئیس با مهندسی معکوس از مدارهای مغز پستانداران، در حال بازسازی دیجیتالی مغز می‌باشند. طرح BRAIN در آمریکا به دنبال مدل سازی مغز طبیعی انسان است. سازمان‌هایی مانند OpenCog با یک سکوی تحقیقاتی منبع باز در هوش مصنوعی عمومی، مرکز علوم اعصاب نظری Redwood و مؤسسه تحقیقات هوش ماشینی، همگی در خط مقدم تحقیقات در جنبه‌های مختلف هوش مصنوعی عمومی هستند.

شرکت DeepMind، که یک شرکت هوش مصنوعی انگلیسی است، در حال توسعه قابلیت‌های هوش مصنوعی از طریق یادگیری مداوم^۱ است که در آن به الگوریتم اجازه می‌دهد تا یک کار جدید را یاد بگیرد و در عین حال بخشی از دانش حاصل از یادگیری قبلی را حفظ کند. اینها اخبار نوید بخشی هستند اما تا استفاده عملی فاصله زیادی دارند. علی‌رغم تحقیقات و گام‌هایی که در حال انجام است، توانایی یک رایانه با درک اساسی کاری که انجام می‌دهد هنوز فاصله زیادی دارد. در این بین برخی اعتقاد دارند، این توسعه هرگز به طور عملی محقق نخواهد شد [4].

مخاطرات و محدودیت‌ها

همانطور که به طور فزاینده‌ای از سامانه‌های هوش مصنوعی در برنامه‌های کاربردی که مستقیماً زندگی انسان را تحت تأثیر قرار می‌دهند، از خودروهای بدون راننده گرفته تا دارو، استفاده می‌شود، باید محدودیت‌های واقعی و شکنندگی آنها را درک کرد تا به درستی مخاطرات و محدودیت‌ها نیز شناخته شود [3].

هوش مصنوعی با تمام مزایا و تحولات آن، در ضمن مخاطرات و محدودیت‌هایی را به همراه دارد. آگاهی از این ضعف‌ها، هم راه را برای تحقیقات و رفع معایب هموار می‌کند و هم در استفاده و سپردن کارهای مهم به آن، احتیاط لازم را به همراه خواهد داشت. وقتی هوش مصنوعی به نتیجه و راه حلی برای یک موضوع می‌رسد، نمی‌توان انتظار داشت، تمام مسیر و دلایلی که منجر به آن نتیجه شده را از آن پرسید. نکته دیگر اینکه سامانه‌های هوش مصنوعی از سوگیری‌های پنهانی استفاده می‌کنند که ناشی از داده‌های ارائه شده برای یادگیری آنها است. چنانچه این

¹ Continual Learning Method

سامانه‌ها، با استفاده از مجموعه داده تهیه شده در گذشته توسط کارکنان، آموزش ببینند، ممکن است به طور ناخواسته یاد بگیرند که تعصبات نژادی، جنسیتی، قومیتی یا دیگر آنها را تداوم ببخشد. علاوه بر این، سوگیری ممکن است به عنوان یک قانون صریح ظاهر نشوند، اما در تعاملات ظریف در میان هزاران عامل دیگر پنهان شده باشد.

خطر دوم این است که بر خلاف سامانه‌های فناوری اطلاعات که بر اساس قوانین منطقی و صریح ساخته شده‌اند، سامانه‌های شبکه عصبی به جای حقایق لفظی، با حقایق آماری سروکار دارند. این امر می‌تواند با اطمینان کامل اثبات کند که سامانه در همه موارد به خصوص در موقعیت‌هایی که در داده‌های آموزش، دیده نشده و در شرایط دشوار، به خوبی کار می‌کند.

فقدان قابلیت تصحیح در سامانه‌های کاربردی حیاتی، مانند کنترل یک نیروگاه هسته‌ای، یا زمانی که تصمیمات مرگ و حیات در میان است، نگرانی ایجاد می‌کند. وقتی در سامانه‌های یادگیری ماشین اشتباهی رخ دهد، همانطور که تقریباً به طور اجتناب ناپذیری ممکن است رخ دهد، تشخیص و تصحیح دقیقاً آنچه اشتباه است بسیار دشوار خواهد بود. در ضمن ساختار زیربنایی که منجر به راه حل شده است می‌تواند به طور غیر قابل تصویری پیچیده باشد و اگر شرایطی که سامانه تحت آن آموزش دیده تغییر کند، راه حل ممکن است دور از حد مطلوب باشد.

آیا این بدان معناست که هیچ محدودیتی برای انجام هوش مصنوعی و یادگیری ماشین وجود ندارد؟ ادراک و شناخت هوش مصنوعی در تمام قلمروها و زمینه‌ها از رانندگی تا پیش‌بینی فروش و تصمیم‌گیری برای استخدام، و کنترل فرمان خطوط تولید تا تعمیر و نگهداری تجهیزات بسیار پیشرفته و پیچیده، گسترش یافته است. اعتقاد بر این است که شانس این که هوش مصنوعی به زودی در بیشتر یا همه این زمینه‌ها به سطوح فوق بشری از عملکرد برسد بسیار امیدوار کننده است. بنابر این سؤال اساسی این است که هوش مصنوعی و یادگیری ماشین قادر به انجام چه کاری نیستند و چه مخاطرات و محدودیت‌هایی دارند.

حوادث، از جمله حوادث مرگبار، ناشی از نرم افزار یا روبات‌های صنعتی را می‌توان از همان روزهای ابتدای به کارگیری این فناوری ردیابی کرد، اما لزوماً این حوادث توسط خود سامانه‌ها ایجاد نمی‌شوند. به عبارت دیگر، خرابکاری‌های هوش مصنوعی مستقیماً به اشتباهات هوشی که آنها را طراحی و توسعه داده، مرتبط است. شکست‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین را می‌توان به طور کلی به اشتباه‌های مرحله یادگیری و اشتباه‌های مرحله اجرا، طبقه‌بندی کرد.

نگاهی به چند نمونه از شکست و اشتباهات هوش مصنوعی می‌تواند کمک کند تا مشکلات احتمالی و راه حل‌های جلوگیری از آنها را بهتر شناخت، یا حداقل برای اصلاح و اقدام سریع پس از شکست به کار گرفت [1]:

- یک پاسخ دهنده خودکار ایمیل، پاسخ‌های نامناسبی مانند نوشتن «دوستت دارم» برای یک همکار ایجاد کرد،
- یک روبات برای گرفتن قطعات خودرو در فرآیند تولید، یکی از کارکنان را گرفت و وی را کشت،
- نرم افزار برچسب‌گذاری تصویر، سیاه پوستان را به عنوان گوریل طبقه‌بندی کرد،
- هوش مصنوعی در پزشکی، بیماران مبتلا به آسم را به عنوان افرادی که در معرض خطر مرگ ناشی از ذات‌الریه هستند طبقه‌بندی نمود،
- نرم افزار فیلتر کردن محتوای بزرگسالان نتوانست محتوای نامناسب را حذف کند و کودکان را در معرض محتوای خشونت آمیز و جنسی قرار داد،
- هوش مصنوعی طراحی شده برای پیش‌بینی تکرار جرم، نژادپرستانه عمل کرد،
- هوش مصنوعی یک مسابقه زیبایی را قضاوت کرد و به شرکت کنندگان با پوست تیره امتیاز کمتری داد،
- یک خودروی خودران تصادف مرگبار داشت.

اینها نمونه‌های قابل تصور یا واقعی از اشتباهات هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که منجر به تحقیقات بیشتر و اتخاذ مدل‌های پیشرفته‌تر در طراحی این سامانه‌ها شد. بنحویکه اکنون می‌توان تصور کرد که ابزارها و روبات‌های امروزی مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین بسیار فراتر رفته و به احتمال بسیار زیاد از تکرار این نوع اشتباهات فاصله گرفته‌اند.

به طور خاص، سامانه‌های یادگیری ماشین اغلب تفسیرپذیری پایینی دارند، به این معنی که انسان در تشخیص اینکه چگونه سامانه‌ها به تصمیم‌های خود رسیده‌اند مشکل دارد. شبکه‌های عصبی عمیق ممکن است صدها میلیون اتصال داشته باشند که هر یک نقش جزئی در تصمیم نهایی دارند. در مقابل، این سامانه‌ها در پیش‌بینی‌های خود در برابر توضیح ساده و واضح مقاومت می‌کنند. برخلاف انسان، ماشین‌ها (هنوز) قصه گوه‌های خوبی نیستند. آنها نمی‌توانند دلیل اینکه چرا یک متقاضی خاص برای شغل پیشنهادی پذیرفته یا رد شد، یا چرا داروی خاصی توصیه شد، را ارائه دهند. در مقابل، ماشین‌ها بیش از آنچه که می‌توانند بگویند، می‌دانند. این تضاد در قابلیت‌های هوش مصنوعی، ممکن است سه پیامد منفی داشته باشد [1]:

- سوگیری: ماشین‌ها ممکن است سوگیری‌های پنهانی داشته باشند که از داده‌های ارائه شده ناشی می‌شود. برای مثال، اگر ماشین از مجموعه داده‌های فرآیند استخدام دستی در گذشته که افراد متقاضی برای مصاحبه را تعیین می‌کرد استفاده کند، ممکن است به طور ناخواسته یاد بگیرد که تعصبات نژادی، جنسیتی، قومیتی یا دیگر ویژگی‌های ناخواسته در آنها را تداوم بخشد. علاوه بر این، سوگیری‌ها ممکن است به عنوان یک قانون صریح ظاهر نشوند، بلکه در تعاملات ظریف در میان هزاران عامل متفاوت در نظر گرفته شوند.
 - کار با اعداد و ارقام آماری: بر خلاف سامانه‌های سنتی (رایانه‌های معمولی) که بر اساس قوانین منطقی و صریح ساخته شده‌اند، و شبکه‌های عصبی به جای حقایق منطقی و کلامی، با اعداد و ارقام آماری سروکار دارند. این امر نمی‌تواند اثبات کند که ماشین با اطمینان کامل در همه موارد درست کار می‌کند، به خصوص واقعیت‌هایی که در داده‌های آموزشی نشان داده نشده است. فقدان این قابلیت در هوش مصنوعی، در برنامه‌های کاربردی حیاتی، مانند کنترل یک نیروگاه هسته‌ای، یا زمانی که تصمیمات مرگ و زندگی انسان‌ها در میان است، نگران کننده می‌باشد.
 - عدم تصحیح اشتباه: وقتی سامانه یادگیری ماشین اشتباه می‌کند، که به طور اجتناب ناپذیری رخ می‌دهد، تشخیص و تصحیح دقیقاً آنچه رخ داده ممکن است دشوار باشد. از آنجا که ساختار زیربنایی که منجر به راه‌حل‌های ماشین می‌شود، می‌تواند به طور غیر قابل تصویری پیچیده باشد و اگر شرایطی که سامانه تحت آن آموزش داده شده تغییر کند، راه حل خروجی ممکن است دور از حد مطلوب باشد.
- در حالی که این مخاطرات بسیار واقعی می‌باشند، اما به هر حال، هوش مصنوعی بهترین جایگزین موجود است. از این گذشته، انسان‌ها هم دارای سوگیری هستند، اشتباه می‌کنند و در توضیح درست نحوه رسیدن به یک تصمیم خاص مشکل دارند. اما در کنار این ضعف‌ها، مزیت سامانه‌های مبتنی بر ماشین این است که در طول زمان، و تا جاییکه ممکن است تصور شود، و هیچ محدودیتی برای عملکرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین وجود نداشته باشد، می‌توان آنها را بهبود بخشید.
- اعتقاد بر این است که شانس این که هوش مصنوعی به زودی در بیشتر یا همه این زمینه‌ها در کارایی به سطوح فوق بشری برسد دور از انتظار نیست. بنابر این باید به دنبال این بود که هوش مصنوعی و یادگیری ماشین قادر به انجام چه کاری نیست و محدودیت‌های آن چیست. برای نمونه تا کنون باور بر این بود که هوش مصنوعی در ارزیابی انسان‌های عاطفی، حيله‌گر، و سازگار خوب عمل نمی‌کند. در حالیکه امروزه، سامانه‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین

مانند Affectiva در تشخیص وضعیت عاطفی افراد بر اساس لحن صدا یا حالت چهره، در سطح انسان یا فراتر از آن عمل می‌کنند و به عبارت دیگر شناخت دقیق از افراد پیدا کرده‌اند. البته شناخت دقیق افراد کار ظریفی است، اما جادو نیست. این نیاز به ادراک و شناخت دارد. یادگیری ماشین در این حوزه در حال قوی شدن و کارایی فراتر از انسان دارد.

به عبارت امروزی، بین ارزیابی وضعیت روانی یا روحیه یک فرد، و تلاش فعالانه برای تغییر آن تفاوت زیادی وجود دارد. سامانه‌های یادگیری ماشین در مورد اول بسیار خوب عمل می‌کنند، اما در مورد دوم به طور کامل از انسان عقب‌تر هستند. انسان یک مخلوق اجتماعی است و در استفاده از انگیزه‌های اجتماعی مانند شفقت، غرور، همبستگی، و شرم برای متقاعد کردن، ایجاد انگیزه و الهام بخشی بهترین است اما هوش مصنوعی نمی‌تواند از این قابلیت‌ها مشابه انسان استفاده کند [1].

چالش‌های هوش مصنوعی

پس از شناخت مخاطرات و محدودیت‌های هوش مصنوعی، اکنون به چالش‌های هوش مصنوعی در حوزه‌های کیفیت و کمیت داده‌ها، وابستگی غیر منطقی به هوش مصنوعی، و انتخاب غلط فناوری اشاره می‌شود. آشنایی با این چالش‌ها، قبل از پرداختن به ابعاد همکاری آن با انسان، راه گشای بسیار خوبی برای تکمیل زوایای مختلف شناخت هوش مصنوعی خواهد بود.

کیفیت داده‌ها: کیفیت داده‌ها به طور معمول با پاک، صحیح، سازگار و کامل بودن اندازه‌گیری می‌شود. اما در دنیای هوش مصنوعی و داده‌های عظیم، به قواعد متفاوتی نیاز است. کیفیت داده‌ها را می‌توان ترکیبی از صحت، دقت، و درستی آن در زمینه مورد استفاده در نظر گرفت. درستی داده‌ها می‌تواند تأثیر جدی بر نتایج داشته باشد. یعنی جایی که داده‌ها برای وظیفه‌ای که هوش مصنوعی برای آن تنظیم شده نامناسب است. دلیل دیگری که نشان می‌دهد داده‌ها از منبع مناسب نیستند این است که حاوی سوگیری ناخواسته باشند.

کمیت داده‌ها: سؤال اصلی این است که آیا داده‌های بیشتر همیشه به معنای نتایج بهتر است. به طور کلی، در یادگیری ماشین پاسخ این سؤال مثبت است. با این حال، برخی نکات ظریف وجود دارد که باید در نظر گرفت. در این زمینه دو دیدگاه تقریباً متضاد وجود دارد [4]:

- دیدگاه اول، واریانس بالا: این جایی است که ویژگی‌های زیادی در مقایسه با اندازه داده‌ها وجود دارد. این می‌تواند منجر به بیش برآزش^۱ و باعث نتایج جعلی شود. در این

¹ over-fitting

موارد، دانشمند داده، تعداد ویژگی‌ها را کاهش می‌دهد، اما در عین حال، بهترین راه‌حل، استفاده از داده‌های بیشتر به جای کاهش ویژگی‌ها است.

- دیدگاه دوم، سوگیری بالا: یعنی جایی که مدل برای ارائه نتایج معنی‌دار بسیار ساده است و داده‌های بیشتر به مجموعه آموزش هیچ بهبودی در نتیجه ایجاد نمی‌کند. در این موارد، افزودن ویژگی‌های بیشتر، یا کیفیت بالاتر در داده‌های موجود، هم از نظر صحت و هم از نظر درستی، مانند پاکسازی داده‌ها و حذف موارد دور از دسترس، مؤثرترین رویکرد برای بهبود نتیجه خواهد بود.

به طور کلی، این وظیفه دانشمندان داده است که اطمینان کنند داده‌ها برای مسئله مورد نظر به اندازه کافی زیاد، مرتبط و مناسب هستند. اگرچه دانشمند داده باید از خلاقیت و استنتاج برای شناسایی بهترین منابع و ترکیبی از داده‌ها استفاده کند.

وابستگی بیش از حد به هوش مصنوعی: مشکل ممکن است زمانی ایجاد شود که شرکت‌ها برای اداره کسب‌وکار خود بیش از حد به این سامانه‌ها وابسته باشند. اگر تنها راه شناسایی بهترین مشتریان یا آنهایی که سعی در کلاهبرداری دارند، از طریق الگوریتم‌های بسیار پیچیده هوش مصنوعی باشد، همیشه این خطر وجود خواهد داشت که این سامانه‌ها واقعاً به طور مؤثر کار نکنند یا در بدترین حالت، بدون اینکه کسی متوجه شود مؤثر نباشند.

عامل دیگری که هنگام تلاش برای حل مشکلات پیچیده باید در نظر داشت این است که تشخیص اینکه آیا سامانه پاسخ درست یا معقولی ارائه می‌دهد دشوار است. برای برخی راه‌حل‌های هوش مصنوعی، مانند اندازه‌گیری تحلیل احساسات، می‌توان خروجی سامانه را با آنچه که انسان به طور منطقی پاسخ می‌دهد، مقایسه نمود. این آزمون برای مسائل ساده جوابگو است اما برای مشکلات پیچیده، مانند استفاده از ابزارهای مالی یا طراحی دارو، نمی‌توان ادعا نمود که سامانه تصمیم درستی می‌گیرد. در این مواقع می‌توان به نتیجه نهایی و آثار تصمیم چشم‌دوخت (برای مثال وضعیت معاملات در ساعات آخر روز، یا اثربخشی دارو) اما نمی‌توان تعیین کرد، آیا این بهترین نتیجه است یا خیر. شاید می‌توانست سود بیشتری به دست آورد یا می‌شد یک داروی بهتری تولید کرد.

همچنین خطر فلسفی بیشتری از وابستگی بیش از حد به هوش مصنوعی وجود دارد. با رایج‌تر شدن هوش مصنوعی در زندگی، در نهایت انسان ممکن است توانایی انجام ساده‌ترین کارهای شناختی را از دست بدهد. زیرا دیگر آن مهارت‌ها تمرین و تجربه نمی‌شوند. همانطور که امروزه توانایی بسیاری از افراد در به خاطر سپردن نام و شماره تلفن دوستان، و توانایی آنها برای خواندن نقشه‌ها به دلیل وابستگی بیش از حد به گوشی‌های هوشمند و مسیر یاب‌ها از بین رفته است.

ممکن است برخی افراد استدلال کنند که این به خودی خود چیز بدی نیست، اما انسان همه این مهارت‌ها را طی هزاران سال به دلایل خاص توسعه داده و اکنون به سرعت در معرض آسیب و فراموشی است.

با بازگشت به یک پایه عملی‌تر، مهارت‌های هوش مصنوعی به مرور زمان کالایی‌تر خواهند شد و وابستگی به طراحان و توسعه دهندگان بسیار ماهر در هوش مصنوعی و دانشمندان داده به تدریج کاهش می‌یابد. به هر حال، لازم است از خطر وابستگی بیش از حد به هوش مصنوعی، در راهبردهای کسب‌وکار به دقت پرهیز شود.

انتخاب فناوری غلط: حوزه هوش مصنوعی به سرعت در حال پیشرفت است. آنچه امروز ممکن نیست را می‌توان در سال بعد حل کرد. همه پیش‌ران‌های هوش مصنوعی بهتر و تاثیرگذارتر می‌شوند. داده‌های عظیم بیشتر، فضای ذخیره‌سازی ارزان‌تر، پردازنده‌ها سریع‌تر، و اتصال بین دستگاه‌ها اکنون تقریباً بی‌نهایت شده است. بنابر این، اگر فردا چیز بهتری به وجود بیاید، چگونه می‌توان گفت امروز کدام رویکرد و فناوری باید انتخاب شود.

یکی از محدودیت‌های هوش مصنوعی، این است که هر برنامه فقط می‌تواند یک کار را به خوبی انجام دهد. البته این محدودیت نیست بلکه یک مزیت است. اگر یک راه حل هوش مصنوعی از چندین قابلیت مختلف استفاده کرده باشد، هر یک از این قابلیت‌ها را می‌توان با رویکرد جدیدتر و بهتر جایگزین کرد. اما قابلیت جدید همچنان به آموزش و آماده‌سازی نیاز دارد، و این یعنی اصولاً لازم نیست کل راه حل را دور ریخت.

برای مثال اگر یک سکوی هوش مصنوعی به طور خاص برای ارائه تمام قابلیت‌های هوش مصنوعی استفاده می‌شود، و یک سکوی دیگر کارایی بهتری دارد، در این صورت، تغییر اتصال API فعلی، چالش بزرگی نیست. البته برخی ارائه دهندگان سعی می‌کنند شرکت‌ها را از طریق قید و بندهای حقوقی در قراردادهای خود قفل کنند، بنابر این هنگام انتخاب رویکرد و اتخاذ راهبردها، باید به این موضوع توجه شود.

احتمالاً مشکل بزرگ‌تر در مورد تعهد به یک فناوری هوش مصنوعی خاص، مهارت‌هایی است که برای توسعه و پشتیبانی از آن باید در نظر گرفت. به طور کلی، مهارت افراد متخصص برای نگهداری و توسعه سامانه‌های هوش مصنوعی، مختص یک ابزار یا سکوی خاص است و تغییر ابزار یا سکو ممکن است به معنای تغییر توسعه دهندگان باشد. اگر این منابع از طریق یک مشاور یا شریک پیاده‌سازی خریداری می‌شوند، باید مطمئن شد ارائه دهنده دارای قابلیت‌هایی باشد که در تمامی ابزارها و سکوهایی مربوطه کارایی خوبی دارند [4].

هوش مصنوعی پشتوانه بهبود عملکرد انسان

انسان و هوش مصنوعی در صنایع مختلف، برای بهبود فرآیندهای کسب و کار با یکدیگر همکاری می‌کنند. برای بهبود عملکردها، در اینجا به پنج مؤلفه کلیدی انعطاف‌پذیری، سرعت، مقیاس‌پذیری، تصمیم‌گیری، و شخصی سازی اشاره می‌شود تا در هر کدام نقش ترکیبی انسان و ماشین و آثار بهبود عملکردها برای سازمان مشخص شود.

جدول ۱.۱ عناصر بهبود عملکردها با همکاری مشترک انسان و روبات [1]

عنصر	فرآیند کسب و کار	نمونه همکاری
انعطاف پذیری	تولید خودکار	در شرکت مرسدس بنز روبات‌های خط مونتاژ با خیال راحت در کنار کارکنان کار می‌کنند تا محصولات را در زمان اجرا و بر اساس سفارش‌های شخصی آماده کنند.
	طراحی محصول	با تغییر پارامترهایی مانند مواد، هزینه و الزامات عملکرد، نرم افزار Autodesk مفاهیم جدید طراحی محصول را پیشنهاد می‌کند.
تشخیص تقلب	توسعه نرم افزار	هوش مصنوعی در شرکت Gigster، بدون توجه به اندازه یا پیچیدگی، به تجزیه و تحلیل هر نوع طرح نرم افزاری، کمک می‌کند و از سوی دیگر به مدیر طرح امکان می‌دهد تا به سرعت حجم کار مورد نیاز را تخمین بزند، و کارشناسان و جریان کار را در زمان اجرا سازماندهی کند.
		در بانک HSBC، هوش مصنوعی تراکنش‌های کارت اعتباری و نقدی را بررسی می‌کند تا فوراً تراکنش‌های قانونی تأیید و در عین حال تراکنش‌های مشکوک برای ارزیابی توسط انسان علامت گذاری شود.
سرعت	درمان سرطان	در Roche هوش مصنوعی داده‌های بیماران را از سامانه‌های مختلف جمع‌آوری می‌کند و همکاری بین متخصصان را سرعت می‌بخشد.
	امنیت عمومی	تجزیه و تحلیل ویدیویی در طول رویدادهای اجتماعی، رفتار افراد جامعه را پیش‌بینی می‌کند و به کارشناسان دولت کمک می‌کند تا به سرعت به حوادث امنیتی رسیدگی کنند.
مقیاس	استخدام	سامانه Unilever، به طور خودکار متقاضیان واجد شرایط برای ارزیابی استخدام در سمت‌های مدیریتی را انتخاب و تقاضا را به طور چشمگیری افزایش می‌دهد.

خدمات پس از فروش	در شرکت راه آهن Virgin روبات به درخواست‌های اولیه مشتری پاسخ می‌دهد، حجم پردازش را دو برابر کرده و کارکنان را برای رسیدگی به مسائل پیچیده‌تر آزاد می‌کند.
نگهداری تجهیزات	در شرکت جنرال الکتریک، «دوقلوهای دیجیتال» و برنامه تشخیصی Predix توصیه‌های مناسبی را برای تعمیر و نگهداری ماشین آلات به افراد فنی ارائه می‌دهند.
تصمیم‌گیری	در مؤسسه مالی مورگان، روبات‌های مشاور طیف وسیعی از گزینه‌های سرمایه‌گذاری را بر اساس اطلاعات بازار و در زمان اجرا به مشتریان ارائه می‌کنند.
پیش‌بینی بیماری	سامانه Deep Patient در یک مؤسسه خدمات سلامت، به پزشکان کمک می‌کند تا خطر بیماری‌های خاص را در بیماران پیش‌بینی و امکان مداخله پیشگیرانه را فراهم کند.
تجربه میهمان	در یک مؤسسه گردشگری، تجهیزات پوشیدنی هوش مصنوعی، لجستیک کشتی‌های کروز را ساده کرده، اولویت‌های مهمان‌ها را پیش‌بینی، و خدمات مناسب از سوی کارکنان را تسهیل می‌کند.
مراقبت‌های بهداشتی	شرکت Pfizer، با حسگرهای پوشیدنی علائم بیماران پارکینسون را ۲۴ ساعته ردیابی کرده و امکان درمان هر بیمار را بر اساس شرایط فردی فراهم می‌کند.
خرده‌فروشی لباس	یک شرکت پوشاک برخط، با هوش مصنوعی داده‌های مشتریان را تجزیه و تحلیل می‌کند تا به کارشناسان مد کمک کند، به مشتریان خود توصیه‌های لباس و تیپ شخصی مناسب ارائه دهند.

انعطاف‌پذیری: شرکت مرسدس بنز برای بهبود انعطاف‌پذیری، برخی از روبات‌های قدیمی که صرفاً برای کارهای سنگین در خطوط تولید به کار گرفته می‌شد را با روبات‌های مجهز به هوش مصنوعی جایگزین کرد و فرآیندهای خود را با محور همکاری انسان و ماشین دو باره طراحی نمود. بنحویکه بازوهای سنگین روبات‌ها در این شرکت، برای برداشتن قطعات سنگین و گذاشتن در جای مناسب، اکنون توسط انسان هدایت می‌شوند. این ترکیب در امتداد فعالیت‌های انسانی قرار گرفته است. با این رویکرد کنترل هر ماشین را در اختیار کارگران قرار داده و کارهای دستی کمتر شده اما بیشتر کارها با همکاری مشترک انسان و روبات‌ها انجام می‌گیرند. تیم‌های همکار انسان و ماشین در شرکت مرسدس بنز در حین اجرا سازگار می‌شوند و بسته به تغییرات

در جریان کار، وظایف مختلفی را انجام می‌دهند. چنین چابکی و انعطاف‌پذیری در خط تولید منجر به قابلیت‌های بی‌سابقه‌ای در سفارشی سازی شده است. مشتری انتخاب‌های خود را در سفارش برخط و از طریق شبکه به کارخانه منتقل می‌کند.

سرعت: برای برخی فعالیت‌ها در کسب‌وکارها، اولویت با سرعت است. یکی از این عملیات، کشف تقلب در کارت اعتباری است. شرکت‌ها فقط چند ثانیه فرصت دارند تا تعیین کنند که آیا یک معامله را تأیید کنند یا خیر. اگر مبنای تعامل مشتری تقلبی باشد اما شرکت تشخیص ندهد، پیامد آن، زیان ناشی از تقلب تجربه نشده خواهد بود. اما اگر یک معامله مشروع را انکار کنند، سود حاصل از آن خرید را از دست داده و مشتری عصبانی می‌شود.

مانند بسیاری از بانک‌های بزرگ، HSBC یک راه حل مبتنی بر هوش مصنوعی ایجاد کرده است که سرعت و دقت کشف تقلب را بهبود می‌بخشد. هوش مصنوعی روزانه میلیون‌ها تراکنش را رصد می‌کند و با استفاده از داده‌های مربوط به مکان خرید و رفتار مشتری، آدرس‌های IP و سایر اطلاعات، رفتارهای زیرکانه را که نشان از تقلب احتمالی هستند، شناسایی می‌کند.

HSBC ابتدا این سامانه را در آمریکا پیاده کرد و به طور قابل توجهی نرخ تقلب کشف نشده و موارد مثبت نادرست را کاهش داد و سپس آن را در انگلیس و آسیا عرضه نمود. سامانه هوش مصنوعی متفاوتی که توسط Danske Bank استفاده می‌شود، نرخ کشف کلاهبرداری را تا ۵۰ درصد بهبود بخشید و موارد مثبت کاذب را ۶۰ درصد کاهش داد. کاهش تعداد موارد مثبت کاذب^۱، محققان را آزاد می‌کند تا تلاش‌های خود را روی تراکنش‌های مبهم که هوش مصنوعی برچسب‌گذاری کرده، متمرکز کنند. در موارد برچسب‌گذاری شده، به قضاوت کارشناسان با سابقه نیاز است.

مبارزه با کلاهبرداری مالی مانند یک مسابقه بی‌خط پایان است. تشخیص بهتر منجر به مجرمان با روش‌های جدیدتر می‌شود، و این به نوبه خود منجر به شناسایی بهتر و پیچیده‌تر کلاهبرداری می‌شود و این چرخه ادامه دارد. بنابر این، الگوریتم‌ها و مدل‌های امتیاز دهی برای مبارزه با تقلب، ضمن ماندگاری بسیار کوتاه، به اصلاح و به‌روز رسانی مستمر نیاز دارند. علاوه بر این، کشورها و مناطق مختلف از مدل‌های متفاوتی استفاده می‌کنند. به این دلایل، انبوهی از تحلیلگران داده، متخصصان فناوری اطلاعات و کارشناسان کلاهبرداری مالی مورد نیاز است تا سامانه‌های هوش مصنوعی را یک قدم جلوتر از مجرمان نگه دارند.

¹ False Positives

مقیاس‌پذیری: یکی از موانع اصلی پیشرفت در بسیاری از فرآیندهای فعلی کسب‌وکار، مقیاس‌پذیری ضعیف است. این به ویژه در مورد فرآیندهایی صادق است که با نیروی انسانی فشرده و با حداقل کمک ماشین اجرا می‌شوند. برای نمونه به فرآیندهای زیادی در تولید، مدیریت، سفارش‌گیری، و بخش‌های اداری و ستادی می‌توان اشاره نمود. در اینجا به فرآیند استخدام کارمند در شرکت Unilever که گول کالاهای مصرفی در جهان است اشاره می‌شود.

فرآیند استخدام در این شرکت، تا قبل از به‌کارگیری هوش مصنوعی از قابلیت لازم برای گسترش حوزه اجرا و افزایش جمعیت متقاضی برای انتخاب بهترین‌ها برخوردار نبود. شرکت به دنبال راهی برای تنوع بخشیدن به نیروی کار عظیم خود و گسترش آن بود. اما فرآیندهای موجود در این شرکت قادر به ارزیابی تک تک عوامل بالقوه برای اطمینان از جمعیت متنوع استعدادها، استثنایی نبود. مدیریت منابع انسانی شرکت این فرآیند را با ترکیب انسان و هوش مصنوعی به مقیاس بالایی به شرح زیر ارتقا داد [1]:

- متقاضیان استخدام درخواست خود را ارسال می‌کنند. هوش مصنوعی آنها را دسته‌بندی می‌کند؛
 - از متقاضیان خواسته می‌شود بازی‌های رایانه‌ای مشخص شده را انجام دهند. هوش مصنوعی به ارزیابی ویژگی‌هایی مانند ریسک‌گریزی هر متقاضی امتیاز می‌دهد. این بازی‌ها هیچ پاسخ درست یا غلطی ندارند، اما به هوش مصنوعی کمک می‌کنند تا بفهمد کدام افراد برای یک موقعیت خاص مناسب‌تر هستند؛
 - از متقاضیان خواسته می‌شود پاسخ یک سری سؤالات ارسالی به آنها را در یک ویدئو ارسال کنند. پاسخ‌ها توسط یک سامانه هوش مصنوعی تجزیه و تحلیل می‌شود که نه تنها آنچه می‌گویند، بلکه زبان بدن و لحن آنها را نیز در نظر می‌گیرد؛
 - بهترین متقاضیان پس از ارزیابی توسط هوش مصنوعی، برای مصاحبه حضوری به شرکت دعوت می‌شوند؛
 - در نهایت تصمیم نهایی برای استخدام افراد واجد شرایط متناسب با مشاغل موجود توسط تیم مصاحبه‌کننده که انسان هستند گرفته می‌شود.
- گرچه این ترکیب فرآیندی هنوز به تجربه بیشتری برای قضاوت نیاز دارد، اما تا زمان این گزارش، شرکت دست آوردهای زیر را گزارش نمود:
- تعداد متقاضیان ظرف یک سال دو برابر شد و به ۳۰۰۰۰ نفر رسید،
 - تعداد دانشگاه‌های مخاطب آگهی از ۸۴۰ به ۲۶۰۰ واحد رسید،
 - تنوع اجتماعی - اقتصادی در استخدام‌های جدید افزایش یافت،

- میانگین زمان درخواست تا تصمیم نهایی استخدام از چهار ماه به چهار هفته تقلیل یافت،

- در نتیجه زمانی که صرف بررسی درخواست‌ها می‌شود به میزان ۷۵ درصد کاهش یافت. **تصمیم‌گیری:** هوش مصنوعی با ارائه اطلاعات و راهنمایی‌های مناسب به کارمندان، می‌تواند به آنها کمک کند تا تصمیمات بهتری بگیرند. این می‌تواند به ویژه برای کارگران در حین کارهای فنی ارزشمندتر باشد. چرا که برقراری ارتباط مناسب تأثیر زیادی بر روی نتیجه خواهد داشت. روشی را می‌توان در نظر گرفت که در آن تعمیر و نگهداری تجهیزات با استفاده از دوقلوهای دیجیتال^۱ یعنی مدل‌های مجازی تجهیزات فیزیکی بهبود می‌یابد. شرکت جنرال الکتریک مدل‌های نرم‌افزاری از توربین‌ها و سایر محصولات صنعتی خود ساخته و به طور مستمر آنها را با جریان داده‌های عملیاتی از تجهیزات، به‌روزرسانی می‌کند. جنرال الکتریک با جمع‌آوری داده‌ها از تعداد زیادی دستگاه، اطلاعات زیادی در مورد عملکرد عادی و ناهنجار آنها جمع‌آوری کرده است.

برنامه Predix در شرکت جنرال الکتریک، که از الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌کند، اکنون می‌تواند پیش‌بینی کند چه زمان یک قطعه خاص در یک ماشین ممکن است از کار بیفتد یا اشکال ایجاد کند. این فناوری به طور اساسی فرآیند تصمیم‌گیری برای نگهداری تجهیزات صنعتی را تغییر داده است. برای مثال، Predix ممکن است میزان فرسودگی و پارگی غیر منتظره روتور را در یک توربین شناسایی کند، تاریخچه عملیاتی توربین را بررسی کرده، مشخص کند آسیب در طول چند ماه گذشته چند برابر شده است، و اگر کاری انجام نشود، هشدار می‌دهد روتور چند درصد از عمر مفید خود را از دست خواهد داد. سپس سامانه می‌تواند اقدامات مناسب را با در نظر گرفتن شرایط فعلی دستگاه، محیط عملیاتی، و داده‌های جمع‌آوری شده در مورد آسیب‌های مشابه و تعمیرات سایر ماشین‌ها پیشنهاد کند.

این نوع سامانه هوش مصنوعی قادر است در مورد هزینه‌ها و دست آوردهای مالی توصیه‌های خود گزارش تهیه کند. در حالیکه بدون این سامانه هوش مصنوعی، کارکنان تعمیر و نگهداری بعید بود بتوانند در یک بررسی تعمیر و نگهداری معمولی، آسیب روتور را ببینند. این امکان وجود داشت که تا زمانی که روتور از کار بیفتد، شناسایی نشود و منجر به تعمیرات پر هزینه شود. اکنون کارکنان تعمیر و نگهداری با کمک هوش مصنوعی قبل از اینکه مشکلات احتمالی جدی شود از خرابی‌ها آگاه می‌شوند و اطلاعات مورد نیاز را برای تصمیم‌گیری خوب در اختیار دارند. تصمیماتی که تا میلیون‌ها دلار در شرکت جنرال الکتریک صرفه جویی ایجاد کرده است.

¹ Digital Twin

شخصی سازی: اکنون با هوش مصنوعی، امکان شخصی سازی سفارشات با دقت غیر قابل تصور و در مقیاس وسیع فراهم شده است. به عنوان نمونه، خدمات پخش موسیقی در یک سامانه برخط، از الگوریتم های هوش مصنوعی برای تهیه لیست های پخش شخصی شده برای هر یک از میلیون ها کاربر خود بر اساس ترجیحات آنها در آهنگ ها، هنرمندان و ژانرها استفاده می کند. فناوری هوش مصنوعی بهترین کار را انجام می دهد. حجم زیادی از داده ها را غربال و پردازش کرده تا پیشنهادات یا اقدامات خاصی را توصیه نماید، و از سوی دیگر انسان ها با شهود و قضاوت خود بهترین کار را انجام دهند. در نتیجه بهترین توصیه ها از میان مجموعه ای از انتخاب ها اجرا می شود.

شرکت کارناوال از هوش مصنوعی برای شخصی سازی تجربه سفر دریایی برای میلیون ها مسافر از طریق یک دستگاه پوشیدنی و متصل به شبکه و سامانه های هوش مصنوعی به نام Ocean Medallion استفاده می کند. یادگیری ماشین به صورت پویا داده های جریان یافته از دستگاه پوشیدنی و سایر حسگرها و سامانه های نصب شده در کشتی را پردازش می کند تا به مهمانان کمک کند از تعطیلات خود بیشترین بهره را ببرند. هوش مصنوعی در این شرکت، فرآیندهای سوار شدن و تخلیه بار را از طریق ردیابی فعالیت مهمانان و اتصال کارت های اعتباری آنها به دستگاه خرید، ساده کرده است. این سامانه به طور کامل به سامانه ای متصل می شود که اولویت های مهمانان را پیش بینی و به اعضای خدمه کمک می کند تا متناسب با فعالیت ها و تجربه غذا خوردن میهمانان، بهترین خدمات شخصی شده را به هر مهمان ارائه دهند [1].

چشم انداز هوش مصنوعی

چشم انداز هوش مصنوعی و داده های عظیم برای کسب و کارها بسیار پر جنب و جوش، و پویا است. توسعه سریع فناوری های هوش مصنوعی فرصت های فراوانی برای شرکت های نوپا و دانش بنیان، به طور کامل فراهم کرده است.

جامعه تحقیقاتی هوش مصنوعی و علوم داده در چند سال اخیر شاهد رشد سریع فناوری ها بوده است. تجزیه و تحلیل چشم انداز فناوری بر روی داده های بزرگ و هوش مصنوعی از سال ۲۰۱۲ به صورت سالانه منتشر و به روز می شود. تاکنون هشت نسخه از این چشم انداز برای دسترسی عموم از طریق سایت مربوطه در اینترنت، منتشر شده است. در مجموع ۱۹۶۹ شرکت مرتبط با هوش مصنوعی در ۹ گروه اصلی شناسایی و طبقه بندی شده اند. در این دسته بندی ها، ۶۳۲ شرکت دارای برنامه های کاربردی هوش مصنوعی برای صنایع و شرکت ها می باشند [2].

فصل ۲: قابلیت‌های هوش مصنوعی

کاربرد سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی هنوز بسیار محدود است. به عنوان مثال، عملکرد قابل توجه آنها در پایگاه داده‌ها حتی با میلیون‌ها تصویر موجود، با توجه به شرایط نور، زوایا، وضوح تصویر و زمینه ممکن است نسبت به شرایط مشابه در طبیعت متفاوت باشد. اساساً، از سامانه‌ای شگفت زده می‌شویم که گفتار چینی را می‌فهمد و آن را به انگلیسی ترجمه می‌کند، اما انتظار نداریم چنین سامانه‌ای بداند یک کاراکتر چینی چه معنی و مفهومی را منتقل می‌کند. اگر فردی یک وظیفه را به خوبی انجام می‌دهد، طبیعی است فرض شود آن فرد در دیگر وظایف مرتبط هم شایستگی لازم را دارد. اما سامانه‌های یادگیری ماشین که برای انجام وظایف خاص آموزش دیده‌اند، به طور معمول دانش آنها قابل تعمیم نیست [1].

از سوی دیگر هوش مصنوعی می‌تواند متن هزاران قرارداد را در چند دقیقه بخواند و تمام اطلاعات مفید را از آنها استخراج کند. می‌تواند تومورهای سرطانی را با دقت بیشتری نسبت به متخصصان شناسایی کند. می‌تواند رفتار تقلبی صاحب یک کارت اعتباری را قبل از وقوع شناسایی کند. می‌تواند خودروهای بدون راننده را کنترل کند. می‌تواند مراکز داده را کارآمدتر از انسان اداره کند. می‌تواند پیش‌بینی کند کارمندان چه زمانی شرکت را ترک خواهند کرد و مهم‌تر از همه، می‌تواند بر اساس تجربیات خود یاد بگیرد و تکامل یابد.

واضح است که هوش مصنوعی به عنوان بخشی از جنبش خودکار سازی گسترده، تأثیر شدیدی بر مشاغل خواهد داشت. برنامه‌های کاربردی هوش مصنوعی مانند روبات‌های گفتگو می‌توانند جایگزین مستقیمی برای کارکنان مراکز تماس باشند. سامانه‌های استدلال شناختی می‌توانند دسترسی فوری و شهودی به تمام دانشی که برای انجام کارهایشان نیاز دارند، فراهم کنند، حتی اگر اولین روز کارشان باشد.

بزرگترین تأثیری که هوش مصنوعی بر فعالیت‌های یک شرکت می‌گذارد زمانی است که یک محصول، خدمات یا کسب‌وکار کاملاً جدید را با استفاده از هوش مصنوعی در آن، ایجاد کرده

باشد. احتمالاً مشهورترین مثال در این زمینه فعالیت شرکت سفرهای درون شهری Uber است که از تعدادی فناوری مختلف هوش مصنوعی برای ارائه خدمات خود استفاده می‌کند. به عنوان مثال، بر اساس تاریخچه سفر و مکان فعلی مسافر، برخی پیشنهادات در مورد مقصد، با هوش مصنوعی ارائه می‌شود. سامانه این شرکت مدت زمانی که برای سوار کردن یک مسافر لازم است را تجزیه و تحلیل کرده تا بهترین نقطه سوار شدن را پیشنهاد کند.

شرکت‌هایی که در ابتدا از هوش مصنوعی به عنوان پایه‌ای برای کسب‌وکار اصلی استفاده کردند، از این فناوری برای ایجاد درآمدهای جدید نیز بهره برداری می‌کنند.

با همه این تعریف و تمجیدها، ضروری است در اینجا به مزایای هوش مصنوعی در کسب‌وکارها نیز اشاره شود. مزایایی که هوش مصنوعی ارائه می‌دهد قابل توجه و متنوع است. مزایای هوش مصنوعی را می‌توان به دو دسته سخت و نرم تقسیم نمود. مزایای سخت، یعنی مزایایی که به راحتی می‌توان آنها را با ارزش پولی مقایسه کرد، و مزایای نرم، یعنی مواردی که نا مشهودتر هستند و تعیین ارزش آنها دشوار است. البته پیاده‌سازی هوش مصنوعی در برخی موارد ممکن است طیف وسیعی از مزایای مختلف را به همراه داشته باشد. برای مثال، در حالی که از یک سامانه هوش مصنوعی برای کاهش هزینه‌ها استفاده می‌شود، ممکن است به طور کامل با مزایای مرتبط با رعایت یا کاهش مخاطرات هم همراه باشد [4].

جدول ۲.۱ دسته‌بندی مزایای هوش مصنوعی

مزایای سخت	کاهش هزینه، اجتناب از هزینه، رضایت مشتری، تطبیق با قوانین و مقررات، کاهش مخاطرات، کاهش زیان، کاهش کسر درآمد، و تولید درآمد
مزایای نرم	فرهنگ سازی، مزیت رقابتی، اثر هاله‌ای، تحول دیجیتالی، و فعال کردن سایر مزایا

مزایای سخت

- کاهش هزینه: این ساده‌ترین مزایای قابل اندازه‌گیری است، زیرا همیشه یک هزینه پایه یا مبنا برای مقایسه با هزینه‌های آینده و کمتر وجود دارد. در هوش مصنوعی، این مزایا به طور معمول فرصت‌هایی است که سامانه جدید جایگزین انسان می‌شود و نقش یا فعالیت‌های وی را انجام می‌دهد. قابلیت استخراج اطلاعات توسط هوش مصنوعی جایگزین فعالیت‌های خواندن و استخراج متن قراردادها و اسناد می‌شود. این کار سریع‌تر و دقیق‌تر از انسان انجام می‌شود و به این معنی است که مزایای آن بیشتر خواهد شد. روبات‌های گفتگو با استفاده از قابلیت درک زبان طبیعی می‌توانند جایگزین برخی

کارهای مراکز تماس فعلی باشند. در ضمن، تشخیص گفتار در ترکیب با یک موتور استدلال شناختی نیز می‌تواند جایگزین مناسب‌تری باشد. هوش مصنوعی جایگزین تحلیلگران کسب‌وکار برای تهیه گزارش‌های مالی می‌شود. برنامه‌ریزی برای بهترین مسیر با استفاده از هوش مصنوعی، زمان و هزینه حمل کالا و جابه‌جایی مسافر را نیز کاهش می‌دهد.

- اجتناب از هزینه: این نوع مزایا برای کسب‌وکارهایی که در حال رشد هستند، موضوع قابل قبول‌تری است. به جای استخدام افراد بیشتر برای انجام سفارشات، می‌توان از هوش مصنوعی و سایر فناوری‌های خودکار سازی متکی به روبات‌ها، به عنوان جایگزین استفاده نمود.

- رضایت مشتری: این مزایا به طور معمول از طریق یک شاخص رضایت و بر اساس نظرسنجی و تفاوت بین بازخورد مثبت و منفی مشتری اندازه‌گیری می‌شود. برخی کسب‌وکارها این را به ارزش پولی و برخی دیگر آن را مستقیماً به ارزیابی و پاداش مدیران مرتبط می‌دانند. برای بسیاری از شرکتها، این یک شاخص اصلی عملکرد^۱ محسوب می‌شود. هوش مصنوعی از طریق پاسخگویی بیشتر به پرس و جوها، دقیق‌تر بودن در پاسخ‌ها، ارائه اطلاعات بیشتر، کاهش اصطکاک در تعامل با مشتری و ارائه توصیه‌های دقیق و مرتبط، رضایت مشتری را بهبود می‌بخشد. البته، هوش مصنوعی همچنین می‌تواند از طریق تجزیه و تحلیل احساسات در اندازه‌گیری خودکار رضایت مشتری استفاده شود.

- تطبیق با قوانین و مقررات^۲: هوش مصنوعی در تشخیص عدم تطبیق بسیار خوب عمل می‌کند. استفاده از قابلیت‌های درک زبان طبیعی و استخراج اطلاعات منجر به برجسته کردن مقایسه سیاست‌ها و رویه‌ها با مقررات و قوانین می‌شود و تفاوت‌ها را نشان می‌دهد. مزایای تطبیق با قوانین و مقررات را می‌توان از طریق هزینه بالقوه عدم پذیرش یا انطباق، مانند جریمه‌ها، یا از دست دادن کسب‌وکار در بازارهای خاص اندازه‌گیری کرد.
- کاهش مخاطرات^۳: هوش مصنوعی می‌تواند حوزه‌های پر مخاطره که برای انسان غیر ممکن یا بسیار پرهزینه است، را نظارت و شناسایی کند. یک نمونه ساده در این خصوص، کشف تقلب در تراکنش‌های با حجم بالا، مانند پرداخت‌های کارت اعتباری است. هوش

^۱ Key Performance Indicator (KPI)

^۲ Compliance

^۳ Risk Mitigation

- مصنوعی در تصمیمات مبتنی بر مخاطره، برای مثال تأیید اعتبار مشتری، نسبت به انسان بهتر عمل می‌کند. در این کاربرد، به فرآیند احراز هویت مشتری^۱ کمک می‌کند تا بتوان اسناد و منابع داده را تأیید کرد و به فرآیند بررسی اعتبار ارسال نمود. در اینجا مواردی از قبیل تطبیق با مقررات و کاهش ریسک را می‌توان با هزینه‌هایی که از آن اجتناب شده، مانند زیان ناشی از تقلب یا تصمیمات اعتباری ضعیف، اندازه‌گیری کرد.
- کاهش زیان: این مزایا را می‌توان از طریق بهبود وصول بدهی به دست آورد. برای مثال در تهیه و ارسال خودکار نامه‌های پیگیری، یادآوری، یا تعامل با بدهکاران، زیان ناشی از عدم پرداخت به موقع بدهی‌ها را کاهش و میزان نقدینگی شرکت را افزایش داد.
 - کاهش کسر درآمد: این مزایا به طور معمول از طریق کاهش موقعیت‌هایی که فرصت‌های درآمدزایی از دست می‌رود، مانند زمانی که مشتری نمی‌خواهد از خدمات شرکت استفاده کند، به دست می‌آید. کاهش ریزش مشتری از طریق شناسایی زود هنگام، برای مثال خوشه‌بندی رفتار مشتریان، که با محاسبه ارزش درآمد یک مشتری اندازه‌گیری می‌شود، یک نمونه برای کاهش کسر درآمد است. سایر قابلیت‌های هوش مصنوعی، مانند درک زبان طبیعی و پیش‌بینی، نیز می‌توانند با درگیر نگه داشتن مشتری با شرکت، مفید باشند و شرکت را در کاهش کسر درآمد به طور بالقوه همراهی کنند.
 - تولید درآمد: هوش مصنوعی از طریق برخی قابلیت‌ها مانند تشخیص گفتار، درک زبان طبیعی، بهینه‌سازی و خودکار سازی متکی بر روبات، فرصت‌های افزایش فروش و ایجاد فرصت‌های جدید درآمدزایی از طریق خدمات یا محصولات جدید، و قابلیت‌های خود یابری^۲ را شناسایی می‌کند. در نتیجه تولید درآمد به راحتی قابل اندازه‌گیری است، اگرچه جداسازی سهم خاص هوش مصنوعی ممکن است چالش برانگیز باشد و نتوان به درستی سهم هر کدام از عوامل مؤثر را اندازه‌گیری کرد. اما یکی از مواردی که در این اندازه‌گیری باید در نظر داشت این است که در برخی موارد، بهره‌وری کارکنان پس از اجرای خودکار سازی و استفاده از هوش مصنوعی کاهش می‌یابد. این چیز بدی نیست، بلکه نشان می‌دهد در حالی که فناوری در حال انجام موارد ساده‌تر است، کارکنان در حال اجرای موضوعات و نقش‌های پیچیده‌تری هستند. در این موارد می‌توان چنین نتیجه گرفت که بهره‌وری کلی بهبود یافته است [4].

¹ Know Your Customer (KYC)

² Self Service

مزایای نرم

محاسبه ارزش پولی برای مزایای نرم ذاتاً دشوارتر است، اما بهر حال حتی با دقت کمتر قابل اندازه‌گیری است. با شناخت مهمترین نمونه‌های مزایای نرم، اهمیت و آثار این مزایا به خوبی درک خواهد شد [4].

- فرهنگ سازی: این احتمالاً دشوارترین اثر برای دستیابی و کاملاً سخت برای اندازه‌گیری است، اما ارزش قابل توجهی برای یک سازمان ایجاد می‌کند. البته، این به فرهنگ موجود و آن چیزی که قرار است به آن تغییر یابد بستگی دارد. هوش مصنوعی به استقرار فرهنگ نوآوری و همچنین گرایش مشتری مداری در کسب‌وکار کمک شایانی می‌کند. در این بین اندازه‌گیری اثر ناشی از هوش مصنوعی تقریباً غیر ممکن است اما به دلایل بالقوه، نمی‌تواند نادیده گرفته شود.
- مزیت رقابتی: این مزایا به عنوان راهی برای ارائه یک تغییر مرحله‌ای در ارزش افزوده شرکتها دیده می‌شود. اگر هوش مصنوعی موجب مزیت خدمات جدید یا فرصت دسترسی به بازارها و مشتریان جدید را فراهم می‌کند، می‌تواند مزایای قابل توجهی به همراه داشته باشد.
- اثر هاله‌ای^۱: هوش مصنوعی، حداقل در دهه کنونی، یک عامل بسیار جذاب در فروش است. چنانچه یک مدیر بتواند کاربرد هوش مصنوعی را در تبلیغات شرکت اعلام کند می‌تواند مشتریان جدیدی را به محصول یا خدمات آن شرکت جذب نماید. چنانچه شرکتها به نسبت پیاده‌سازی هوش مصنوعی به درستی بازاریابی کنند، تأثیر مثبتی بر ارزش سهام آنها هم خواهد داشت.
- تحول دیجیتال: در حال حاضر تلاش برای دیجیتالی شدن، یک هدف راهبردی برای بسیاری از شرکتها و سازمانها است. هوش مصنوعی به وضوح بخشی از این تحول است و بسیاری از مزایای کسب‌وکار تحول دیجیتال را می‌توان به طور مستقیم یا غیر مستقیم از طریق آن کسب نمود.
- فعال کردن سایر مزایا: علاوه بر ارائه مزایای مستقیم، هوش مصنوعی می‌تواند مزایای غیرمستقیم دیگری را نیز فعال کند. برای مثال، پیاده‌سازی هوش مصنوعی می‌تواند برخی کارکنان را آزاد کند تا در فعالیت‌های با ارزش بالاتر مستقر شوند، یا از داده‌هایی که در یک فرآیند خودکار تولید می‌شود برای ارائه بینش‌ها و تجزیه و تحلیل‌های بیشتر استفاده شود. این مزایا ممکن است در بخش دیگری از سازمان به خوبی و مؤثر استفاده

¹ Halo effect

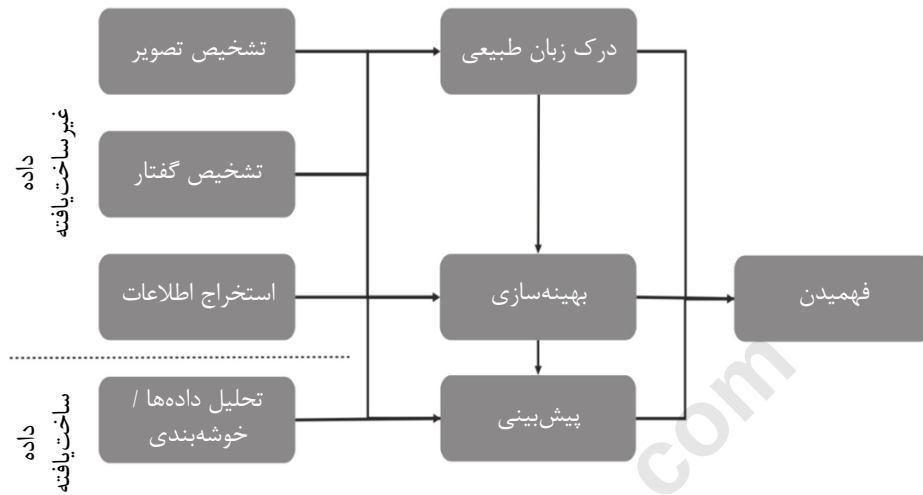
شود. پیاده‌سازی هوش مصنوعی با حذف بسیاری از کارهای پیش پا افتاده در یک بخش، ممکن است ریزش کارکنان را هم کاهش دهد.

چارچوب شناخت قابلیت‌های هوش مصنوعی

هوش مصنوعی موضوعی پیچیده است، با دیدگاه‌ها و نظرات مختلف، دائماً در حال تغییر است. به همین دلیل پیشنهاد می‌شود برای شناخت بهتر قابلیت‌های هوش مصنوعی از چارچوب زیر به عنوان راهنما استفاده شود. قابلیت‌های هوش مصنوعی به طور کلی می‌توان به دو گروه جمع‌آوری اطلاعات، حل مسئله تقسیم می‌شوند. اما به جزئیات، قابلیت‌های هوش مصنوعی را می‌توان در هشت گروه دسته‌بندی کرد. در ادامه به معرفی این قابلیت‌ها پرداخته شده است. البته در این توضیحات، به ناچار از فنون، روش‌ها، و حتی برخی قابلیت‌های دیگر یاد می‌شود که هنوز برای خواننده جدید و نا آشنا است. به همین دلیل، به ناچار به صورت گذرا به این فنون و روش‌ها اشاره می‌شود تا در فصل‌های دیگر به جزئیات، آنها را شناخت [4].

علاوه بر اینها، دسته سومی هم به دسته‌بندی قابلیت‌های هوش مصنوعی اضافه شده که نسل جدیدی از هوش مصنوعی شمرده می‌شود و به نام هوش مصنوعی مولد معروف است. این دسته قابلیت از لحاظ ذاتی در دل قابلیت‌های قبلی است، اما به دلیل اینکه شبیه انسان به خلق آثار و نمونه‌های جدید در برخی کاربردها می‌پردازد و با استفاده از آموخته‌های قبلی خود، دست به ابتکارات و ابداعاتی می‌زند که در نوع خود قابل توجه است. برخی صاحب نظران آن را نسل جدید هوش مصنوعی می‌دانند.

چرا اتفاق می‌افتد؟ چه اتفاقی می‌افتد؟ جمع‌آوری اطلاعات



شکل ۲.۱ چارچوب شناخت قابلیت‌های هوش مصنوعی

علاوه بر چارچوب اشاره شده و توضیحات قابلیت‌های هوش مصنوعی، سؤالات کلیدی و راهبردی با هدف شناسایی قابلیت‌های هوش مصنوعی متناسب با نیازهای هر کسب‌وکار به شرح زیر تجربه شده است [4]:

- اهداف کسب‌وکار چیست و آیا هوش مصنوعی می‌تواند تمام یا بخشی از راه حل را ارائه دهد؟
- با واقع بینی آیا هوش مصنوعی مناسب‌ترین راه حل است یا راه‌حل‌های ساده‌تر و مؤثرتری هم وجود دارد؟
- آیا جمع‌آوری اطلاعات یا درک آنچه در حال رخ دادن است دنبال می‌شود؟
- آیا قابلیت‌های موجود (رایانه یا انسان) با هوش مصنوعی قابل جایگزین شدن است یا قابلیت‌های آنها تقویت می‌شود؟
- برای ایجاد یک راه حل به کدام قابلیت‌های خاص نیاز است؟ آیا برای قابلیت مورد نظر به رویکرد یادگیری ماشین نیاز است، و مهم‌تر از همه چه داده‌هایی در دسترس می‌باشد؟
- آیا داده‌های لازم برای آموزش سامانه هوش مصنوعی به اندازه کافی در دسترس می‌باشد؟

- فراتر از هیاهوی فروشندگان سامانه‌های هوش مصنوعی، به واقع، پیشنهاد ارائه دهندگان دارای چه قابلیت‌هایی است؟ و چگونه این قابلیت‌ها با نیازهای کسب‌وکار مطابقت داده می‌شوند؟ آیا اظهارات ارائه دهندگان در مورد محصولشان منطقی است؟ آیا با این پیشنهادات، شکاف بین راه حل‌های هوش مصنوعی و فناوری‌های سنتی پر می‌شود؟ آیا اجرای قابلیت‌ها به همان اندازه که ادعا می‌کنند آسان است؟
- آیا در راه اندازی سامانه هوش مصنوعی به پشتیبانی بیرون از شرکت نیاز است؟

جدول ۲.۲ دسته اول: جمع‌آوری اطلاعات

تشخیص تصویر	جستجوی افراد یا اشیاء از طریق تطبیق با تصاویرهای موجود، مقایسه تصاویرها و شناسایی نا هنجاری‌ها (در تصویر برداری پزشکی)، نمایه سازی و استخراج اطلاعات معنی دار، موسوم به بینایی رایانه‌ای، ارائه دستورالعمل یا توصیه به صورت صوتی با استفاده از قابلیت پردازش زبان طبیعی،
تشخیص گفتار	تبدیل صدا به متن، تطبیق کلمات رمزگذاری شده، تطبیق صدا برای شناسایی افراد، وضعیت اشیاء و نحوه کارکرد دستگاه‌های صنعتی،
جستجو یا استخراج اطلاعات	استخراج داده‌های ساخت یافته از متون بدون ساختار و دسته‌بندی اطلاعات، استخراج کلمات و جملات با استفاده از قابلیت پردازش زبان طبیعی، استخراج موجودیت‌های نام‌گذاری شده خاص مانند افراد یا مکان و غیره، موسوم به NER،
خوشه بندی	طبقه‌بندی داده‌ها در اسناد موجود و پیش‌بینی برای داده‌های جدید، شناسایی تقلب یا ناهنجاری‌ها در داده‌های جدید غیر عادی، شناسایی الگوهای رفتاری و تطبیق داده‌های جدید با الگوها.

تشخیص تصویر

مبنای تشخیص تصویر در هوش مصنوعی، یادگیری ماشین است و برای آموزش، به هزاران یا میلیون‌ها تصویر نمونه و برچسب‌گذاری شده نیاز است. بنابر این، داشتن فضای زیاد برای ذخیره‌سازی و رایانه‌های سریع‌تر برای پردازش همه داده‌ها ضروری است. اتصال، یکی دیگر از الزامات برای دسترسی به مجموعه داده‌ها، که بسیاری از آنها به صورت عمومی در دسترس هستند، می‌باشد. تصاویر هوایی، مناظر شهری و حیوانات و اشیاء ممکن است از جمله داده‌هایی

باشند که نیاز به اتصالات گسترده شبکه و سرعت فوق‌العاده برای دسترسی برخط به آنها باشد. ناگفته نماند که تصویر از جمله داده‌های بدون ساختار است.

به دلیل همین الزامات و هزینه‌های سرسام‌آور سامانه‌های تشخیص تصویر، تنها شرکت‌های بزرگ از قبیل گوگل و فیس بوک توانسته‌اند به حجم زیادی از تصاویر دسترسی داشته باشند و پیشرفته‌ترین سامانه‌ها را در این زمینه به کار گیرند.

یکی از کاربردهای رایج فناوری‌های تشخیص تصویر، جستجوی افراد یا اشیاء از طریق تطبیق با تصاویر موجود است. هوش مصنوعی نیازی به دانستن آنچه در تصویر است ندارد. به نظر می‌رسد هوش مصنوعی تصویر مورد نظر در فایل‌های تصویر را به یک سری اعداد طولانی تبدیل می‌کند، سپس به دنبال تصاویر دیگری می‌گردد که دارای سری اعداد مشابه هستند.

یکی از کاربردهای شناسایی تصویر، تشخیص تفاوت بین جزئیات در تصویر برداری‌های پزشکی است. از سامانه‌های هوش مصنوعی برای بررسی تصویر قسمت‌های مختلف بدن و شناسایی هرگونه ناهنجاری مانند سلول‌های سرطانی استفاده می‌شود. راه حل معروف و جهانی واتسون آی بی ام، در این حوزه پیش‌گام بوده و برای حمایت از تصویر برداری پزشکی و کمک به تحقیقات پیشرفته گام‌های بلندی برداشته است. در این رویکرد از یادگیری تحت نظارت استفاده می‌شود. در فصل یادگیری ماشین به انواع روش‌های یادگیری ماشین پرداخته خواهد شد. بر اساس مدل‌های مختلف، تصاویر جدید را می‌توان توسط هوش مصنوعی ارزیابی کرد تا مشخص شود آیا خطری برای بیمار وجود دارد یا خیر. جالب اینجاست که بر اساس گزارشات منتشر شده کار واتسون آی بی ام در تشخیص نوعی تومور بدخیم در پوست موسوم به ملانوم^۱ از کارهایی که تا کنون به صورت دستی انجام می‌شد دقیق‌تر است.

استفاده از تصویرهای ثابت و متحرک در زندگی روزمره بشر، در دنیای کسب‌وکار، و تحقیقات پیچیده علمی از جمله پزشکی به طور تصاعدی در حال افزایش است. بنابر این توانایی نمایه سازی و استخراج داده‌های معنی‌دار از آنها نیز یک کاربرد مهم است که به یمن فناوری بینایی رایانه‌ای اکنون امکان‌پذیر شده است [4].

بینایی رایانه‌ای^۲: بینایی رایانه‌ای رشته‌ای از علوم رایانه و فناوری توسعه یافته قابلیت تشخیص تصویر است که بر تکرار بخش‌هایی از پیچیدگی بینایی انسان تمرکز می‌کند و رایانه را قادر می‌سازد تا اشیاء را در تصاویر و ویدئوها به همان روشی که انسان می‌بیند شناسایی و پردازش کند.

¹ Melanomas

² Computer Vision

سامانه‌های هوش مصنوعی با فناوری بینایی رایانه‌ای، فایل‌های تصویری و ویدئویی را دیده و تفسیر می‌کنند. این فناوری در سال‌های اخیر به پیشرفت‌های باور نکردنی و کاربردهای بسیار متنوع و عجیبی رسیده است. کاربردها از شناسایی اشیا (انواع وسایل نقلیه، علائم راهنمایی...)، حیوانات و مردم تا تشخیص چهره و استخراج ساختارهای متنی از تصاویر را شامل می‌شود [9]. به لطف پیشرفت در هوش مصنوعی و نوآوری در یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی، فناوری بینایی رایانه‌ای توانسته در سال‌های اخیر جهش‌های بزرگی برداشته و در برخی وظایف مربوط به تشخیص و برچسب‌گذاری اشیا از انسان پیشی بگیرد.

یکی از عوامل محرک رشد بینایی رایانه، حجم داده‌هایی است که امروزه تولید می‌شود و سپس برای یادگیری و بهبود بینایی رایانه استفاده می‌شوند. روزانه بیش از ۳ میلیارد تصویر در شبکه‌ها به اشتراک گذاشته می‌شود. هم‌زمان، قدرت محاسباتی مورد نیاز برای تجزیه و تحلیل این حجم از داده‌ها رشد قابل توجهی داشته، و میدان دید رایانه‌ها با سخت افزار و الگوریتم‌های جدید گسترش یافته است. در واکنش به این پیشرفت‌ها، دقت شناسایی اشیا از ۵۰ درصد در ده سال پیش تا سطح ۹۹ درصد بهبود یافته است.

با بلوغ اینترنت در دهه ۱۹۹۰ و در دسترس قرار گرفتن مجموعه‌های بزرگی از تصاویر از طریق شبکه‌ها، و بهبود ظرفیت‌های تجزیه و تحلیل فایل‌های تصویری و گرافیکی، برنامه‌های تشخیص چهره رونق فراوان یافته، بنحویکه این مجموعه داده‌های رو به رشد به رایانه‌ها کمک می‌کنند تا افراد خاص را در عکس‌ها و ویدئوها به راحتی شناسایی کنند.

طبقه‌بندی تصویر، و تشخیص اشیا و اجسام، قابلیت‌های بینایی رایانه‌ای هستند که از اطلاعات جمع‌آوری شده استفاده می‌کنند. با چنین اطلاعاتی، ویژگی‌های شکلی^۱ مانند رنگ، اندازه، شکل، بافت و رطوبت دانه‌های روغنی مانند سویا را می‌توان برای نظارت و بهبود استفاده از مواد اولیه و کیفیت محصولات مشتق شده تعیین کرد و در نتیجه مصرف انرژی را کاهش داد. با ظهور هوش مصنوعی، این قابلیت اکنون در فناوری‌های پردازش در لبه در تمام سطوح میکرو، عمیق و فراتر از عمیق امکان‌پذیر است.

دستگاه‌های هوشمند با بینایی رایانه‌ای قادر به درک دید محیطی هستند. بینایی رایانه‌ای در سامانه‌های ادراک در صنعت، از وسایل نقلیه خودران، فرآوری مواد غذایی، نیمه هادی‌ها و موارد دیگر ادغام شده است و یکی از حوزه‌هایی است که بیشترین بهره را از پیشرفت‌های سریع در هوش مصنوعی یا یادگیری ماشین برده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین عملکرد بالایی را در

¹ Morphological

طبقه‌بندی تصاویر، تشخیص اشیاء، ردیابی اشیاء، شناسایی الگوها، تولید تصویر و موارد دیگر ممکن می‌سازند [7].

وظایف بینایی رایانه‌ای شامل روش‌هایی برای دسترسی، پردازش، تجزیه و تحلیل و درک تصاویر دیجیتال و استخراج داده‌ها با ابعاد بالا از دنیای واقعی به منظور تولید اطلاعات عددی یا نمادین، با هدف تصمیم‌گیری است. بازسازی و مدل‌سازی صحنه‌های سه بعدی، تشخیص اشیاء، تمرکز بر رویدادها، ردیابی ویدئویی، تخمین حرکات سه بعدی، یادگیری، نمایه سازی، و بازسازی تصاویر به عنوان زیر مجموعه‌های بینایی رایانه‌ای شناخته شده‌اند.

به دلیل عدم وجود راه‌حل‌های واحد در بینایی رایانه‌ای، استفاده از این فناوری برای شرکت‌ها و سازمان‌ها امر آسانی نیست. به عبارت دیگر، سازمان‌ها برای استفاده از این فناوری، بایستی مطابق اهداف و ظرفیت‌های داخلی، اقدام به طراحی و استقرار سامانه‌های هوش مصنوعی کنند. اما در این اواخر برخی سکوها یکپارچه و توزیع شده، در دسترس کاربران در سرتاسر جهان قرار گرفته و در آنها برنامه‌های بینایی رایانه‌ای به راحتی قابل استقرار و مدیریت است. امروزه، پدیده‌های زیادی به طور هم‌زمان باعث نوآوری‌ها و توسعه کاربردهای بینایی رایانه‌ای نیز شده است:

- فناوری موبایل با دوربین‌های داخلی، دنیا را با عکس و فیلم اشباع کرده است،
- ظرفیت رایانه‌ها و پردازش آنها به صرفه‌تر و قابل دسترس تر شده است،
- تجهیزات طراحی و تحلیل رایانه‌ای به طور گسترده در دسترس قرار گرفته است،
- الگوریتم‌های جدید مانند شبکه‌های پیشرفته عصبی از قابلیت‌های سخت افزاری و نرم افزاری بهره بیشتری می‌برند.

به طور کلی، سه مرحله اساسی در بینایی رایانه‌ای شناسایی شده است:

- دسترسی به حجم عظیم تصاویر از انواع فیلم، عکس، و انواع سه بعدی،
 - تجزیه و تحلیل، و پردازش خودکار تصاویر (در صورت لزوم در زمان اجرا)، از طریق مدل‌های یادگیری عمیق،
 - درک تصاویر و خروجی مورد انتظار از جمله شناسایی یا طبقه‌بندی محتوای تصاویر.
- اکنون بینایی رایانه‌ای در انواع مختلف و با روش‌های متفاوت در دسترس است:
- تقسیم‌بندی تصاویر به چند ناحیه یا قطعه برای بررسی جداگانه،
 - شناسایی یک شیء خاص یا یک حرکت خاص در یک تصویر،
 - تشخیص لبه برای شناسایی لبه بیرونی یک شیء یا منظره به منظور شناسایی بهتر آنچه در تصویر است،

- تشخیص الگوهای فرآیندی برای شناسایی اشکال، رنگ‌ها و سایر شاخص‌های بصری تکرار شده در تصاویر،
- طبقه‌بندی و گروه‌بندی تصاویر.

تشخیص گفتار

تشخیص گفتار، که گاهی اوقات به قابلیت تبدیل گفتار به متن دیده می‌شود، به طور معمول اولین مرحله در رشته‌ای از قابلیت‌های هوش مصنوعی است که در آن کاربر دستورالعمل‌ها را به صورت صوتی ارائه می‌کند. سامانه هوش مصنوعی، صداها را چه زنده و چه ضبط شده می‌گیرد و آنها را به صورت کلمات و جملات متنی رمزگذاری می‌کند. در این کاربرد از پردازش زبان طبیعی برای تعیین معنای جملات رمزگذاری شده استفاده می‌شود.

تشخیص گفتار از توسعه شبکه‌های عصبی بهره زیادی برده است. داده‌های گفتاری هم مانند تصاویر ساخت‌یافته نیستند. در این فناوری از یادگیری تحت نظارت برای تطبیق کلمات رمزگذاری شده و داده‌های آموزش برچسب‌گذاری شده استفاده می‌شود.

البته برای یک سامانه تشخیص گفتار کارآمد و دقیق چالش‌های زیادی وجود دارد. یکی از چالش‌های اصلی کیفیت داده‌های ورودی است که به دلیل محیط پر سر و صدا یا به دلیل اینکه صدا در آن طرف یک ارتباط تلفنی است، ممکن است ترکیبات نامفهوم دیگری همراه با گفتار باشد و الزاماً تمام ورودی‌ها از کیفیت لازم برخوردار نباشند.

چالش دیگر در به‌کارگیری فناوری‌های تبدیل گفتار، ورودی به زبان‌های مختلف و لهجه‌های منطقه‌ای است. در این سامانه‌ها، اندازه واژگان مورد نیاز مهم است. برای یک کار بسیار خاص، مثلاً بررسی موجودی حساب بانکی، به دایره لغات بسیار محدودی نیاز خواهد بود. اما در سامانه‌هایی که انتظار می‌رود به طیف وسیعی از سؤالات پاسخ دهند، مانند الکسای آمازون، دایره واژگان بسیار بزرگ‌تر خواهد بود و این در نوع خود چالش بزرگ‌تری برای این قابلیت در هوش مصنوعی است.

زمینه موضوعات در تشخیص گفتار مهم است زیرا سرنخ‌هایی را در مورد کلماتی که انتظار می‌رود گفته شود ارائه می‌دهد. برای مثال، اگر کلمه «محیط زیست» شنیده می‌شود، باید زمینه آن را درک کرد تا مشخص شود منظور گوینده محیط اطراف، یا محیط طبیعت است.

در این بین، تشخیص گفتار مفهومی کمی متفاوت از تشخیص صدا است. از تشخیص صدا ممکن است صرفاً برای شناسایی افراد از روی صدای آنها استفاده شود و لزوماً معنی و مفهوم کلمات مهم نیست. در بسیاری از کاربردهای هوش مصنوعی از تشخیص صدای اشیاء، طبیعت، و

دستگاه‌های صنعتی در حین کار برای اهداف متفاوتی استفاده می‌شود. از سوی دیگر، تشخیص گفتار و درک زبان طبیعی، شاهد فعالیت‌های توسعه یافته زیادی هستند زیرا مردم از طریق تلفن‌های هوشمند خود به این فناوری عادت کرده و به عنوان یک «رابط کاربر» در صحبت کردن با رایانه راحت‌تر و مطمئن‌تر هستند. در ادامه در خصوص درک زبان طبیعی و سایر فناوری‌های مرتبط توضیحات بیشتری ارائه شده است [4].

جستجو یا استخراج اطلاعات^۱

هدف این قابلیت در هوش مصنوعی استخراج داده‌های ساخت یافته از متون بدون ساختار است. بنابر این، همانطور که قابلیت‌های تشخیص تصویر و تشخیص گفتار فعالیت خود را روی تصویر و صدا انجام می‌دهند، قابلیت جستجو نیز با متن اسناد سر و کار دارد. در این قابلیت، از پردازش زبان طبیعی^۲ برای استخراج کلمات و جملات در متون استفاده می‌شود.

متون مورد جستجو در این قابلیت از قبیل ایمیل، انواع فرم‌های اداری، گزارش و امثال اینها است. اسناد نیمه ساخت یافته در نمونه‌های مختلف دارای سطحی از سازگاری در ساختار هستند. با این حال، پردازش این اسناد برای یک سامانه مبتنی بر منطق کار دشواری است.

یک مثال خوب از یک سند نیمه ساخت یافته، فاکتورهای مالی و حرفه‌ای است. تمام فاکتورها به طور کلی دارای اطلاعات مشابهی مانند نام تأمین کننده، تاریخ و ارزش کل و غیره هستند. در برخی موارد اطلاعات آنها اندکی با هم متفاوت است. ممکن است در یک فاکتور مبلغ مالیات بر ارزش افزوده و روی دیگری ارقام کلی و فرعی درج شده باشد. یک سند ممکن است آدرس را در گوشه سمت راست بالا به جای سمت چپ نوشته باشد، در سند دیگر ممکن است نام تأمین کننده کمی متفاوت باشد. علاوه بر اینها، قالب تاریخ و برخی اطلاعات با هم متفاوت باشد.

در روش سنتی، دریافت اطلاعات از فاکتورها، از طریق تشخیص کاراکتر به روش نوری^۳ و استفاده از یک الگوی ثابت برای هر نوع سند است. اما سامانه هوش مصنوعی، زمانی که بر روی یک نمونه فاکتور، آموزش دیده باشد، می‌تواند با تمام تغییراتی که توضیح داده شد کنار بیاید. به این معنی که اگر آدرس در جای دیگری باشد آن را پیدا می‌کند. اطلاعات مالیات بر ارزش افزوده باشد یا نباشد، مهم نیست. چنانچه قالب تاریخ متفاوت باشد، آنهم همراه با تبدیل فرمت شناسایی می‌شود.

¹ Information Extraction

² Natural Language Processing (NLP)

³ Optical Character Recognition (OCR)

در اینجا، هوش مصنوعی با رویکرد الگو سازی از تعداد زیادی اسناد عمل می کند. با خواندن نسخه های بیشتر از یک نوع سند، به جای عدم اطمینان از ادامه کار و ایجاد الگوهای بیشتر، می تواند با تنوع اسناد کنار بیاید. این قابلیت به این دلیل است که اساساً الگوهای یک سند را با الگوهای آموخته شده اسناد مورد استفاده در مراحل یادگیری، تطبیق می دهد. در مورد متن های بدون ساختار مانند ایمیل های آزاد، هوش مصنوعی متن را از طریق تطبیق الگوی کلمات با آنچه قبلاً آموخته است، طبقه بندی می کند.

دومین کار اصلی که قابلیت جستجوی هوش مصنوعی می تواند انجام دهد استخراج موجودیت های نام گذاری شده است. یک موجودیت نام گذاری شده ممکن است اسم خاص (مثلاً یک مکان یا یک شخص) یا حتی یک تاریخ یا مقدار باشد.

برای تشخیص موجودیت های نام گذاری شده^۱ از الگوریتم های خاصی استفاده می شود، اما همه آنها باید آموزش و تنظیم شوند تا حد امکان دقیق باشند. بهترین سامانه های تشخیص موجودیت های نام گذاری شده موسوم به NER در زبان انگلیسی عملکردی نزدیک به انسان دارند. دقت برای این سامانه ها را می توان با آموزش آنها در حوزه اطلاعات خاص بهبود بخشید. به عنوان مثال، به یک سامانه می توان در خصوص اسناد قانونی و به دیگری در حوزه اسناد پزشکی آموزش داد.

وظایف طبقه بندی و استخراج موجودیت را می توان با هم ترکیب کرد تا متن آزاد، یعنی بدون ساختار، خوانده شده و دسته بندی و سپس همه فرا - داده ها استخراج شوند. این بدان معناست که برای مثال، مشتری که درخواست خود را برای یک شرکت ایمیل کرده، آن ایمیل توسط هوش مصنوعی دسته بندی می شود و به طور خودکار به فرد مناسب در سازمان همراه با تمام فرا - داده های مربوطه که استخراج شده، ارسال می گردد. فرا - داده ها را می توان به طور خودکار در سامانه های مدیریتی شرکت وارد کرد تا نماینده خدمات مشتری هنگام دریافت پرونده تمام اطلاعات را در دسترس داشته باشد.

جستجو یا استخراج اطلاعات احتمالاً یکی از پیشرفته ترین قابلیت ها در هوش مصنوعی است. شرکت های نرم افزاری با محصولات نسبتاً بالغ، و شرکت های دانش بنیان در این حوزه، مشغول ساخت برنامه های کاربردی زیادی در این موضوع هستند. جذابیت اصلی این قابلیت در حال حاضر این است که مکمل مفیدی برای خودکار سازی فرآیندهای متکی به روبات^۲ است. چرا که روبات های نرم افزاری برای خودکار سازی فرآیندها به داده های ساخت یافته نیاز دارند. قابلیت

^۱ Named Entity Recognition (NER)

^۲ Robotic Process Automation (RPA)

جستجو در هوش مصنوعی می‌تواند ورودی‌های متن بدون ساختار را به داده‌های ساخت یافته تبدیل، تا فرآیندهای بیشتری از طریق این روبات‌ها خودکار شوند [4]. در فصل‌های بعد در خصوص خودکار سازی فرآیندهای متکی به روبات توضیحات بیشتری ارائه می‌شود.

خوشه‌بندی^۱

برخلاف قابلیت‌های هوش مصنوعی برای ساختاری نمودن فایل‌های تصویر، صدا، و متن، که تاکنون توضیح داده شد، قابلیت خوشه‌بندی روی داده‌های ساخت یافته کار می‌کند و به دنبال ترسیم الگوها و خوشه‌هایی از داده‌های مشابه است. می‌توان گفت، این قابلیت یک طبقه‌بندی کننده^۲ است. جنبه دیگر این قابلیت که با سایر قابلیت‌ها متفاوت است این است که می‌تواند بدون نظارت بیمامود و رویکردی بسیار آماری دارد. اما به مقادیر زیادی داده نیاز است تا واقعاً ارزشمند باشد.

خوشه‌بندی به طور معمول اولین بخش از مراحل است که با یک پیش‌بینی به پایان می‌رسد. با خوشه‌بندی یا ترسیم الگوها در داده‌ها گام مهمی برای شناسایی داده‌های جدید غیرعادی برداشته می‌شود. برای شناسایی ناهنجاری‌ها یا تقلب ابتدا باید الگوها یا خوشه‌بندی را انجام داد. در ساده‌ترین شکل، در اینجا از روش‌های آماری برای یافتن بهترین خط نسبت به تمام داده‌ها استفاده می‌شود. از نظر ریاضی، باید مربع فاصله از تمام نقاط تا خط ترسیمی به حداقل برسد. در این صورت، با روش‌های آماری می‌توان با ویژگی‌های بیشتر و داده‌های بیشتر کنار آمد. چنانچه داده‌های ورودی به اندازه کافی نباشد، و یادگیری فقط روی همین داده‌ها صورت گرفته باشد، پیش‌بینی مدل ممکن است با پدیده بیش برازش^۳ روبرو شود. البته عدم دقت در طبقه‌بندی داده‌های زیاد هم ممکن است با کم برازش^۴ روبرو شود. به همین دلیل دقت روش‌های آماری و کارکرد درست قابلیت خوشه‌بندی در هوش مصنوعی بایستی بهترین طبقه‌بندی را انجام دهد به نحوی که پیش‌بینی‌ها کمترین انحراف را از دنیای واقعیت داشته باشند.

یک مثال رایج برای استفاده از قابلیت خوشه بندی این است که بتوان مصرف کنندگان یک کالا را به نحوی خوشه بندی نمود که افراد با سلیقه مشابه برای خرید یک کالا را به درستی شناسایی کرد. در روش‌های سنتی، کارکنان به طور معمول قادر به شناسایی الگوها در مجموعه داده‌های کوچک هستند و اغلب از تجربیات گذشته برای شکل دادن الگوهای رفتار مصرف

¹ Clustering

² Classifier

³ Overfitting

⁴ Underfitting

کنندگان استفاده می‌کنند. اما در جایی که هزاران یا میلیون‌ها داده با ویژگی‌های متعدد وجود داشته باشد، پردازش همه این اطلاعات برای انسان غیرممکن خواهد بود.

مزیت این رویکرد، جدا از توانایی استفاده از قدرت محاسباتی محض برای تجزیه و تحلیل سریع داده‌ها، این است که هوش مصنوعی به طور مؤثر نسبت به داده‌ها حساسیت نشان می‌دهد و به دنبال الگوهایی در اعداد است که ممکن است نشان دهنده قد یک فرد، حقوق، رنگ چشم، کد پستی، جنسیت، پسندیدن، دوست نداشتن و سابقه خرید قبلی باشند. هوش مصنوعی ممکن است حتی ارتباط منطقی بین رنگ چشم مشتری با خرید یک کالای خاص را پیدا کند. این قابلیت به هیچ وجه از منظر انسانی قابل توجه نیست در حالیکه ممکن است بر اساس داده‌های موجود یک واقعیت باشد.

همانند قابلیت‌های دیگر در هوش مصنوعی، خوشه‌بندی نیز در سطح قابل قبولی است و اکنون کاربردهای بسیار زیادی از این قابلیت در دنیای تجارت و کسب‌وکارها تجربه شده است.

جدول ۲.۳ دسته دوم: قابلیت‌های حل مسئله

پردازش زبان طبیعی	تحلیل احساسات برای طبقه‌بندی اهداف یا منظورهای عاطفی در متن، ترجمه خودکار بین زبان‌های مختلف، استخراج موجودیت‌ها در یک متن به دسته‌های از پیش تعریف شده مانند نام اشخاص، سازمان‌ها، مکان‌ها و مقادیر و امثال اینها، تولید زبان طبیعی یا تولید متن، برای تولید متن‌های شبیه به متن نوشته شده توسط انسان، درک زبان طبیعی از طریق تحلیل ترکیبی یا نحوی و تحلیل معنایی برای کلمات و جملات،
	تجزیه و تحلیل هر اقدام و امتیاز دهی به آن، تکرار تا تکمیل استدلال در یک ایده، برای حل یک مشکل و برنامه‌ریزی، استدلال شناختی با ایجاد یک نقشه دانشی و مدل سازی،
	قابلیت پیش‌بینی با قابلیت بهینه‌سازی متفاوت است، زیرا هدف خاصی برای دستیابی وجود ندارد. فقط تطبیق داده‌های جدید با داده‌های تاریخی خود می‌باشد،
پیش‌بینی	پیش‌بینی آب و هوا با الگوریتم‌های بیشتر، داده‌های آموزشی بیشتر و قدرت محاسباتی بالاتر،
	پیش‌بینی ارزش‌گذاری، بازده، ریزش مشتری، الزامات نگهداری پیشگیرانه و تقاضا برای یک محصول،

داشتن آگاهی از کاری که انجام می‌دهد،	
درک مقاصد و انگیزه افراد،	ادراک
بیشترین کاربرد در هوش مصنوعی عمومی.	

پردازش زبان طبیعی^۱

در سال‌های اخیر، انقلابی در توانایی رایانه‌ها برای درک زبان انسان، زبان‌های برنامه‌نویسی، و حتی توالی‌های زیست‌شناسی و شیمیایی مانند DNA و ساختارهای پروتئینی به وجود آمد. در این فناوری، از جدیدترین مدل‌های هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل معانی متن ورودی و تولید خروجی معنادار و گویا استفاده می‌شود.

پردازش زبان طبیعی به عنوان یکی از خدمات هوش مصنوعی، گفتار انسان را تفسیر، و ترجمه متن و گفتار را دقیق‌تر از همیشه انجام می‌دهد، یا حتی متون جدید را به طور کاملاً خودکار تولید می‌کند. مدل‌هایی که بر روی میلیاردها نمونه متن و تجزیه و تحلیل گفتار انسان آموزش دیده‌اند، همراه با جهش فناوری، زمینه تحول زبان طبیعی را از یک حوزه تحقیقاتی کوچک به یکی از داغ‌ترین زمینه‌های هوش مصنوعی فراهم کرده‌اند [9].

پردازش زبان طبیعی به جای توسعه چارچوب‌های نظری، یک رشته مهندسی است که به دو زیرشاخه با همپوشانی، تقسیم می‌شود:

- تولید زبان طبیعی^۲، که بر تولید متن توسط یک ماشین تمرکز دارد،
- درک زبان طبیعی^۳، که بر تجزیه و تحلیل معنایی یا تعیین معنای مورد نظر متن تمرکز دارد.

اکنون فناوری‌های پردازش زبان طبیعی به عنوان بخش جدایی ناپذیر در زندگی روزمره انسان و سازمان‌ها شناخته می‌شوند. این فناوری‌ها در زمینه‌های مختلف مانند خرده‌فروشی (به عنوان مثال، در روبات‌های گفتگو با مشتری) و پزشکی (تفسیر یا خلاصه کردن سوابق الکترونیکی سلامت) کاربرد دارند.

در سامانه‌های الکسای آمازون و سیری اپل از پردازش زبان طبیعی برای گوش دادن به سؤالات کاربران و یافتن پاسخ استفاده می‌شود. اخیراً GPT-3 در کاربردهای حرفه‌ای تجاری، متون پیچیده در موضوعات مختلف را به ساختارهای منسجم تبدیل می‌کند. گوگل از این فناوری‌ها برای بهبود نتایج موتور جستجوی خود استفاده کرده است. در شبکه‌های اجتماعی

¹ Natural Language Processing (NLP)

² Natural Language Generation (NLG)

³ Natural Language Understanding (NLU)

مانند فیس بوک از این قابلیت برای شناسایی و فیلتر کردن سخنان افراد مشوق خشونت استفاده می‌شود.

با همه این مزایا، اما سامانه‌های کنونی مستعد سوگیری و عدم انسجام در خدمات خود هستند و گهگاه رفتاری نامنظم از خود نشان می‌دهند. اما علی‌رغم این چالش‌ها، مهندسان یادگیری ماشین به دنبال کاربردهایی هستند که برای یک جامعه فعال اهمیت بیشتری داشته باشد. از مهمترین کاربردهای فناوری‌های پردازش زبان طبیعی، به موارد مهم زیر می‌توان اشاره نمود:

- تحلیل احساسات برای طبقه‌بندی اهداف یا منظورهای عاطفی در متن: ورودی در این کاربرد، یک مدل طبقه‌بندی احساسات در متن است و خروجی احتمال مثبت، منفی یا خنثی بودن احساس ابراز شده می‌باشد. طبقه‌بندی خواص سمی^۱ شاخه‌ای از تجزیه و تحلیل احساسات است که هدف آن فقط طبقه‌بندی خواص خصمانه نیست، بلکه طبقه‌بندی خواص دیگری از قبیل تهدید، توهین، فحاشی و نفرت نسبت به هویت‌های خاص یا مشخص شده است. ورودی چنین مدلی متن است و خروجی به طور کلی احتمال هر دسته از خواص سمی مرتبط با ورودی است. مدل‌های طبقه‌بندی خواص سمی را می‌توان برای تعدیل و بهبود مکالمات برخط و خاموش کردن نظرات توهین‌آمیز، تشخیص سخنان مشوق عداوت و تنفر یا تصویر برداری از اسناد برای افتراء، استفاده کرد.
- ترجمه خودکار بین زبان‌های مختلف: ورودی چنین مدلی، متن با زبان مبدأ و خروجی ترجمه متن به زبان مقصد است.
- شناسایی موجودیت‌های نام‌گذاری شده: هدف این مدل، استخراج موجودیت‌ها در یک متن به دسته‌های از پیش تعریف شده مانند نام اشخاص، سازمان‌ها، مکان‌ها، مقادیر و امثال اینها است.
- خلاصه کردن مقالات خبری و مبارزه با اطلاعات نادرست یک نمونه دیگر از کاربردهای پردازش زبان طبیعی است. تشخیص هرزنامه در ایمیل‌ها، تصحیح متون در هم ریخته و نا مفهوم به جملات صحیح بر اساس قواعد دستور زبان، از دیگر کاربردهای این مدل است.

تولید زبان طبیعی: یا تولید متن، که برای تولید متن‌های شبیه به متن نوشته شده توسط انسان استفاده می‌شود. چنین مدلی را می‌توان برای تولید متن در قالب‌های مختلف، از جمله

¹ Toxicity classification

توییت‌ها، وبلاگ‌ها و حتی کدهای رایانه‌ای، به خوبی تنظیم و استفاده نمود. در این اواخر از سامانه GPT-2 برای نوشتن مقاله، متن آهنگ و بسیاری موارد دیگر استفاده شده است. خلاصه نویسی متون بلند از دیگر نمونه‌های تولید متن است که به دو روش کار می‌کند:

- خلاصه نویسی استخراجی برای استخراج مهمترین جملات از یک متن طولانی و ترکیب آنها برای خلاصه نویسی است. در این کاربرد، هر جمله در متن ورودی نمره می‌گیرد و سپس چندین جمله برای تشکیل خلاصه انتخاب می‌شوند.
- خلاصه سازی انتزاعی با بازنویسی متن طولانی، برای تولید نوعی خلاصه متن استفاده می‌شود. این بازنویسی شبیه به نوشتن چکیده مقالات و شامل کلمات و جملاتی است که ممکن است در متن اصلی وجود نداشته باشد.

درک زبان طبیعی: درک زبان طبیعی بخش مهمی از دنیای هوش مصنوعی است، زیرا برای تمام متن‌ها، بدون اینکه از انسان استفاده شود، معنایی ارائه می‌دهد. این قابلیت به عنوان یک مترجم بین انسان و ماشین عمل می‌کند و ماشین باید بخش سخت کار را انجام دهد. درک زبان طبیعی ارتباط نزدیکی با قابلیت استخراج اطلاعات دارد که قبلاً در مورد آن بحث شد. برخی صاحب نظران قابلیت استخراج اطلاعات در هوش مصنوعی را زیر مجموعه قابلیت درک زبان طبیعی می‌دانند. اما از آنجا که این دو قابلیت اهداف مختلفی را دنبال می‌کنند بهتر است مستقل از یکدیگر شناخته شوند. هدف اصلی درک زبان طبیعی، در کنار قابلیت تبدیل متون بدون ساختار به داده‌های ساخت یافته، درک ساختار صحیح از طریق تحلیل ترکیبی یا نحوی^۱ و تحلیل معنایی^۲ برای کلمات و جملات است.

قابلیت درک زبان طبیعی در تاریخ هوش مصنوعی جایگاه ویژه‌ای دارد زیرا اساس آزمون تورینگ^۳ را تشکیل می‌دهد. این آزمون را آلن تورینگ، محقق انگلیسی در دهه ۱۹۵۰ برای تعریف اینکه آیا رایانه می‌تواند به عنوان هوش مصنوعی شناخته شود یا خیر، ابداع نمود. در این آزمون، متن تایپ شده با یک رایانه و انسان مقایسه شد، اگر ارزیاب این مقایسه نمی‌توانست تشخیص دهد کدام یک از متن‌ها با رایانه و کدام یک از انسان است، رایانه برنده این مقایسه می‌شد.

درک زبان طبیعی از یادگیری تحت نظارت برای ایجاد مدل احتمالی از متن ورودی استفاده می‌کند. به این معنی که ممکن است نتایج نرم‌تری در مورد معنای کلمات اتخاذ کند. این یک

^۱ Syntactic Analysis

^۲ Semantic Analysis

^۳ Turing Test

زمینه تحقیقاتی بسیار پیچیده است و در نوع خود با چالش‌هایی روبروست. از جمله اینکه هنوز در برخی سامانه‌ها ممکن است توانایی مقابله با کلمات مترادف (کلمات مختلف که معانی مشابه دارند) و چند معنایی (کلماتی که معانی مختلفی دارند) وجود نداشته باشد.

خدماتی از قبیل سیری، کورتانا، یا الکسا همگی از قابلیت‌های درک زبان طبیعی استفاده می‌کنند. این سامانه‌ها اکثر کلماتی که به آنها گفته می‌شود را با استفاده از قابلیت تشخیص گفتار می‌فهمند و آن را به یک معنی یا منظور تبدیل می‌کنند. در روبات‌های گفتگو، که در آنها پرسش‌ها و پاسخ‌ها به جای گفتار، تایپ می‌شوند، از قابلیت درک زبان طبیعی استفاده می‌شود. یکی دیگر از قابلیت‌های توسعه در درک زبان طبیعی، قابلیت جدیدی به نام تولید زبان طبیعی است که از آن برای تهیه مقالات جدید استفاده می‌شود. از این قابلیت در پیش‌بینی‌های آب و هوای بیش از حد محلی، یا گزارش‌های مالی از داده‌های درآمد یک شرکت یا داده‌های بازار سهام استفاده شده است. خروجی این کاربردها آن چنان به زبان طبیعی نزدیک است که تشخیص آن از روایتی که توسط یک شخص ایجاد شده بسیار دشوار است.

از درک زبان طبیعی در حوزه تجزیه و تحلیل احساسات برای درک احساسات در زبان طبیعی یا نوشته‌ها استفاده می‌شود. در ساده‌ترین شکل، در تحلیل احساسات از واژه‌نامه‌های خاص برای تخصیص برچسب یا نمره قطبی (احساسات مثبت، منفی یا خنثی) به کلمات و عبارات استفاده می‌شود. این قابلیت، فراتر از اینها، به دنبال نوع احساسات از قبیل خوشحال، غمگین، آرام یا عصبانی است که ابراز می‌شود. ضمناً سعی می‌کند طعنه و دیگر ویژگی‌های عجیب و غریب افراد را هم شناسایی کند.

تجزیه و تحلیل احساسات در حال حاضر به طور گسترده برای ارزیابی متن برخط مشتریان، در شبکه‌های اجتماعی استفاده می‌شود. این به کسب‌وکارها اجازه می‌دهد تا به مسائل احتمالی در زمان اجرا پاسخ دهند. امروزه مدل‌های خاص، با اصطلاحات و واژه‌های مرتبط، برای نیازهای خاص تولید می‌شود. چرا که درک مشتری برای انتخاب اتاق هتل با احساس آنها در مورد یک کالا یا خدمات دیگر، به طور کامل متفاوت است.

یکی دیگر از کاربردهای رایج برای فناوری درک زبان طبیعی، ترجمه با رایانه است. رایانه عبارتی را از یک زبان به زبان دیگر ترجمه می‌کند. البته این در نوع خود یک کاربرد پیچیده است، اما پیشرفت‌های اخیر در یادگیری عمیق، آن را بسیار قابل اعتماد تر و قابل قبول‌تر از قبل کرده است. شرکت گوگل از یادداشت‌های پارلمان اروپا، که در آن جلسات اعضا با ۲۴ زبان مختلف ترجمه می‌شود، به عنوان مجموعه آموزش استفاده می‌کند تا خدمات خود در عرصه ترجمه را غنی‌تر از قبل ارائه دهد.

تکامل قابلیت‌های ترجمه ماشین، ترجمه بلادرنگ گفتار است. برنامه‌های تلفن هوشمند با استفاده از تشخیص تصویر، درک زبان طبیعی، و ترجمه ماشین از قبل قادر به خواندن و ترجمه علائم بودند. اما اکنون به عنوان مترجم بین دو نفر که با یکدیگر به زبان‌های مختلف صحبت می‌کنند، عمل می‌کند. در حال حاضر این قابلیت بیشتر برای جفت زبان‌های رایج مناسب است. در کنار کاربردهای شخصی، کاربردهای بالقوه این فناوری در محیط‌های کسب‌وکار بسیار زیاد شده است [4].

بهینه‌سازی^۱

در تمام قابلیت‌هایی که تاکنون بحث شد، داده‌ها از شکلی به شکل دیگر (تصاویر به توصیف، صداها به کلمات، کلمات به معانی، متن به اطلاعات و داده‌های عظیم به فرا -داده) دستکاری شده‌اند. گرچه داده‌های تبدیل شده بسیار مفیدتر از داده‌های اصلی و خام هستند، اما تا زمانی که از بهینه‌سازی استفاده نشود، هنوز کار واقعاً معنی‌داری انجام نشده است. اینجاست که قابلیت بهینه‌سازی هوش مصنوعی مورد توجه قرار می‌گیرد.

به عبارت بسیار ساده، مشخصه کلیدی قابلیت بهینه‌سازی در این است که هدفی وجود دارد که باید به آن دست یافت، یعنی ایده‌ای که نیاز به استدلال دارد، مشکلی که باید حل شود یا برنامه‌ای که باید انجام شود. در ساده‌ترین شکل، این کار از طریق آزمون و خطای تکراری انجام می‌شود. تغییرات کوچکی در محیط ایجاد یا اقدامات کوچکی انجام شده، پس از آن موقعیت ارزیابی می‌شود تا تعیین کند آیا به هدف نزدیک‌تر شده است یا خیر. اگر نزدیک‌تر باشد ادامه می‌دهد و تغییرات بیشتری ایجاد می‌کند، اگر نه، سامانه مسیر متفاوتی را امتحان می‌کند.

بهینه‌سازی در واقع شامل حل مسئله و برنامه‌ریزی است. به تعبیر گسترده‌تر اگر مجموعه‌ای از حالت‌های اولیه ممکن، هدف یا اهداف مورد نظر، و شرحی از تمام اقدامات ممکن برای رسیدن به آن هدف معلوم باشد، هوش مصنوعی راه حلی را تعریف می‌کند که با دنباله‌ای بهینه از اقدامات از هر یک از حالت‌های اولیه، به هدف دست می‌یابد.

از منظر تاریخی، قابلیت بهینه‌سازی و حل مسئله از زمان سامانه‌های خبره به دست آمده است. در ابتدا چیزی شبیه به درخت‌های تصمیم بود و می‌بایست از قبل توسط انسان طراحی و پیکربندی می‌شد. با ظهور یادگیری ماشین، بسیاری از این طراحی و پیکربندی‌ها توسط هوش مصنوعی و با نهایت آزمون و خطا انجام می‌شود.

¹ Optimisation

دانشمندان و محققان از بازی‌های رایانه‌ای به عنوان نوعی آزمون و معیار برای تعیین سطح هوش سامانه‌ها استفاده می‌کنند: آیا هوش مصنوعی می‌تواند قوی‌ترین فرد در یک بازی خاص را شکست دهد؟

برای مثال، در بازی شطرنج و برای شکست دادن گری کاسپارف، این سامانه، هر حرکت ممکن را بسیار جلوتر از آنچه که یک انسان می‌تواند انجام دهد، تجزیه و تحلیل می‌کند. با این حال، برای یادگیری و برنده شدن در بازی مهاجمان هوایی^۱ یا بازی گریز^۲، به یادگیری تقویتی نیاز است. در یادگیری تقویتی، از آنجایی که هدف به حداکثر رساندن امتیاز است و هیچ اطلاعات دیگری در مورد نحوه بازی وجود ندارد، هوش مصنوعی وضعیت صفحه را درک، و روش‌های زیادی را امتحان می‌کند تا امتیاز افزایش یابد. سپس، از طریق تقویت، شروع به توسعه راهبردهایی می‌کند تا امتیازات بالاتری کسب کند.

برای یادگیری بازی چینی Go، همه چیز بسیار پیچیده‌تر است. تا همین اواخر، رایانه‌ای که قادر به بازی Go باشد برای محققان بیشتر به یک رؤیا شبیه بود. در این بازی، عمدتاً به شهود متکی است تا منطق، تعداد ترکیب‌های حرکتی ممکن، تریلیون‌ها بار بیشتر از یک بازی شطرنج است. در سال ۲۰۱۶، برای اولین بار، هوش مصنوعی طراحی شده توسط یک شرکت بریتانیایی متعلق به گوگل به نام DeepMind، بهترین بازیکن Go در اروپا را چهار بر یک شکست داد. همانطور که در مثال‌های بازی در بالا اشاره شد، نکات ظریفی در این توصیف بسیار ساده وجود دارد که همگی برای ارائه قابلیت بهینه‌سازی هوش مصنوعی گرد هم می‌آیند. در اینجا به تعدادی از متداول‌ترین رویکردها که بیشتر آنها ذاتاً به هم مرتبط هستند اشاره می‌شود [4].

استدلال شناختی^۳: عملکرد شناختی یک اصطلاح گسترده است که به فرآیندهای ذهنی درگیر در کسب دانش، دستکاری اطلاعات و استدلال اشاره دارد. کارکردهای شناختی شامل حوزه‌های ادراک، حافظه، یادگیری، توجه، تصمیم‌گیری و توانایی‌های زبانی است.

بشر تا حصول نتایج ممتاز از رویکرد استدلال مبتنی بر شناخت در سامانه‌های هوش مصنوعی، مراحل و تجربیات زیادی را پشت سر گذاشته است. یکی از موفق‌ترین روش‌های عبور از سامانه‌های خبره قدیمی، معرفی الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. استدلال شناختی هوش مصنوعی معادل امروزی برای سامانه‌های خبره قدیمی هستند. به همین دلیل برخی مردم تمایلی به توصیف آنها به عنوان هوش مصنوعی واقعی ندارند. این سامانه‌ها با ایجاد یک نقشه دانش^۴ از

^۱ Space Invaders

^۲ Breakout

^۳ Cognitive Reasoning Systems

^۴ Knowledge map

دامنه خاصی که در حال مدل‌سازی است، استفاده می‌کنند، به این معنی که نیازی به آموزش داده‌ای ندارند، فقط به متخصصان انسانی در موضوع دسترسی دارند. این نقشه‌های دانش مفاهیمی مانند غذا و شخص را با نمونه‌هایی مانند چیپس و یک فرد، و روابطی مانند غذای مورد علاقه مرتبط می‌کنند. روابط مختلف بسته به احتمال آنها می‌توانند وزن یا احتمالات متفاوتی داشته باشند. در این رویکرد، تمام مراحل تا حصول نتیجه و توصیه، می‌تواند مورد پرسش یا بازجویی قرار گیرد [4].

پیش‌بینی

برخی تصمیمات بر اساس پیش‌بینی اتخاذ می‌شوند. برای مثال، چنانچه ارزیابی درخواست وام بانکی توسط هوش مصنوعی باشد، سامانه به دنبال این است که آیا وام نکول می‌شود یا خیر. در اینجا هوش مصنوعی نمایه متقاضی شامل سن، درآمد، هزینه‌های زندگی، سایر وام‌ها و غیره را با سایر مشتریانی که نمایه‌های مشابهی دارند مقایسه می‌کند. اگر سایر مشتریان مورد مقایسه در بیشتر مواقع وام خود را نکول کرده باشند، احتمالاً این مورد هم از دریافت این خط اعتباری محروم خواهد شد.

در قابلیت پیش‌بینی از داده‌های تاریخی زیادی برای تطبیق یک داده با یک گروه شناسایی شده استفاده می‌شود. بنابر این، پیش‌بینی عموماً از قابلیت خوشه‌بندی پیروی می‌کند. قابلیت پیش‌بینی نیز می‌تواند از قابلیت استخراج اطلاعات پیروی کند. از آنجا که این قابلیت الگوهای درون متن را جستجو می‌کند، می‌تواند آن الگوها را با الگوهای برخی الزامات از پیش تعریف شده نیز مطابقت دهد. به عنوان مثال، سوابق متقاضیان هر شغل را می‌توان با شرح شغل مربوطه تطبیق داد تا نامزدهای خوبی برای این نقش پیش‌بینی شود.

قابلیت پیش‌بینی با قابلیت بهینه‌سازی متفاوت است، زیرا در پیش‌بینی هیچ مرحله‌ای برای تعیین دستیابی به یک هدف خاص وجود ندارد، فقط داده‌های جدید با داده‌های تاریخی خود تطبیق داده می‌شود.

در یک سطح ساده، پیش‌بینی‌ها را می‌توان از روی چند ویژگی انجام داد. این ویژگی‌ها در پیش‌بینی، مانند تعداد اتاق خواب‌های یک خانه و اندازه باغ برای پیش‌بینی قیمت یک خانه جدید، اندازه‌گیری می‌شوند. در سطح بالاتر، عوامل (یا ویژگی‌های) بیشتری برای تعیین قیمت یک خانه وجود دارد. برای مثال، تعداد طبقات، تراس، مستقل بودن خانه، پارکینگ، اتاق خدمات، استخر، کدپستی و غیره. همه اینها پیش‌بینی ارزش خانه را بدون استفاده از هوش مصنوعی دشوارتر می‌کند.

واضح است که هرچه ویژگی‌های بیشتری در نظر گرفته شود، داده‌های آموزش بیشتری باید مورد استفاده قرار گیرد، به طوری که می‌توان هر تعداد «تغییر» از همه ویژگی‌ها را در مدل گنجاند. این مدل تمام تأثیرات یا وزن‌های متفاوتی که هر یک از ویژگی‌ها در قیمت خانه دارند، را در نظر می‌گیرد. با وارد کردن مقادیر مجموعه‌ای از ویژگی‌های یک خانه متفاوت، و با استفاده از تحلیل رگرسیون، ویژگی‌ها تا حد امکان مطابقت داده می‌شوند و قیمت خانه پیش‌بینی می‌شود. هنگامی که تعداد ویژگی‌ها به صدها یا هزاران برسد، همه چیز پیچیده‌تر می‌شود. این یعنی به الگوریتم‌های بیشتر، داده‌های آموزش بیشتر و قدرت محاسباتی بالاتری نیاز است. با این مشخصات، سامانه‌هایی که برای پیش‌بینی آب و هوا استفاده می‌شوند، از قوی‌ترین سامانه‌های محاسباتی هستند. از قابلیت پیش‌بینی هوش مصنوعی در موضوعات بسیار سودمند از جمله پیش‌بینی ارزش‌گذاری، بازده، ریزش مشتری، الزامات نگهداری پیشگیرانه و تقاضا برای یک محصول استفاده فراوان می‌شود.

در قابلیت پیش‌بینی اساساً فقط اعداد در نظر گرفته می‌شوند و هیچ درک اساسی از معنای واقعی داده‌ها وجود ندارد. در این قابلیت، وقتی از ویژگی صحبت می‌شود ممکن است ویژگی‌های خانه، خودرو، یا ویژگی‌های آب و هوا یا افراد مد نظر باشد و اینها برای رایانه صرفاً عدد هستند. یکی دیگر از مشکلات کلیدی در پیش‌بینی هوش مصنوعی، شفاف نبودن فرآیند تصمیم‌گیری است. چرا که پیش‌بینی‌ها تنها بر اساس داده‌های آموزش است که سامانه با آن آموزش دیده و توسط ماشین برای ساخت یک مدل الگوریتمی استفاده و برای پیش‌بینی موارد جدید از آن بهره‌برداری می‌کند. با این وجود در برخی موارد به درک عملکرد هر پیش‌بینی نیازی نیست اما در کسب‌وکارها، به ویژه آنهایی که تحت نظارت هستند، به درک فرآیند تصمیم‌گیری نیاز است. برای مثال، اگر تقاضای وام یک مشتری رد شده باشد، متقاضی حق دارد دلیل آن را بداند [4].

ادراک

منظور از ادراک، به طور کلی توانایی یک ماشین برای داشتن آگاهی از کاری است که انجام می‌دهد یا فکر می‌کند. این بدان معناست که نه تنها با اعداد و ارقام کار می‌کند، بلکه می‌تواند مقاصد و انگیزه‌های افراد را هم درک نماید. البته، این ویژگی، بیشتر با مفهوم هوش مصنوعی عمومی که در آن تمام قابلیت‌های مغز انسان تقلید می‌شود سازگارتر است، و در کاربردهای محدود ضروری نیست [4].

دسته سوم: هوش مصنوعی مولد^۱

از اعلام ایده دسته سوم هوش مصنوعی، چند سالی بیشتر نمی‌گذرد و شبیه یک طوفان خروشان بسیاری از مفاهیم و دسته بندی‌های قبلی در هوش مصنوعی را در نوردیده است. هوش مصنوعی مولد به دسته‌ای از الگوریتم‌های هوش مصنوعی اشاره دارد که بر اساس داده‌هایی که در آنها آموزش داده شده، خروجی‌های جدید و خلاقانه تولید می‌کند.

برخی صاحب نظران، هوش مصنوعی مولد را نسل جدیدی از هوش مصنوعی می‌دانند که می‌تواند طیف گسترده‌ای از داده‌ها مانند تصویر، فیلم، صوت، متن و مدل‌های سه بعدی را ایجاد کند. این کار را با یادگیری از داده‌های موجود انجام می‌دهد، سپس با استفاده از این دانش، خروجی‌های جدید و منحصر به فردی تولید می‌کند.

هوش مصنوعی مولد قادر به تولید محتوای بسیار واقع بینانه و پیچیده‌ای است که از خلاقیت انسان تقلید می‌کند و آن را به ابزاری ارزشمند برای بسیاری از صنایع مانند بازی، سرگرمی و طراحی محصول تبدیل کرده است. این قابلیت جدید بستر جدیدی را برای استفاده از هوش مصنوعی در حل مشکلات پیچیده، خلق هنر و حتی کمک به تحقیقات علمی باز کرده است.

بر خلاف سامانه‌های رایج هوش مصنوعی که برای تشخیص الگوها و پیش‌بینی‌ها طراحی شده‌اند، هوش مصنوعی مولد براساس آموزش‌های قبلی قادر به تولید محتواهای جدید در قالب تصاویر، متن، صدا و موارد دیگر است.

هوش مصنوعی مولد از نوعی یادگیری عمیق به نام شبکه‌های مولد متخاصم^۲ برای ایجاد محتوای جدید استفاده می‌کند. شبکه‌های مولد متخاصم خود از دو شبکه عصبی تشکیل شده‌اند که با هم کار می‌کنند: یک مولد که داده‌ی جدید ایجاد می‌کند، و یک تفکیک کننده برای ارزیابی داده‌ها.

کاربردهای هوش مصنوعی مولد

هوش مصنوعی مولد دارای طیف متنوعی از برنامه‌های کاربردی می‌باشد و فراتر از متن، فیلم، تصویر، و تولید گفتار است. به عنوان مثال، می‌توان از آن برای تولید موسیقی، طراحی بازی، مراقبت‌های پزشکی و موارد دیگر استفاده کرد. در مراقبت‌های پزشکی، هوش مصنوعی مولد می‌تواند به تولید داده‌های پزشکی مصنوعی برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین، پیشنهادات

^۱ Generative AI

^۲ Generative Adversarial Networks (GAN)

جدید دارو و طراحی کار آزمایشی‌های بالینی کمک کند. برخی کاربردهای هوش مصنوعی مولد به شرح زیر دسته بندی شده است:

تولید تصاویر: هوش مصنوعی مولد می‌تواند تصاویر جدیدی را بر اساس تصاویر موجود ایجاد کند، مانند ایجاد یک پرتره جدید بر اساس چهره اشخاص، یا منظره جدید بر اساس مناظر موجود. تولید متن: از هوش مصنوعی مولد می‌توان برای نوشتن مقالات خبری، شعر و حتی فیلم نامه و متن نمایشنامه‌ها استفاده کرد. همچنین می‌تواند برای ترجمه متن از یک زبان به زبان دیگر استفاده شود. برنامه ChatGPT که توسط OpenAI ایجاد شد یک سکوی موفق برای تولید متن شبیه پاسخ‌های انسانی در تعاملات و جستجوی مطالب است.

تولید صدا: هوش مصنوعی مولد می‌تواند آهنگ‌های جدید موسیقی، جلوه‌های صوتی و حتی بازیگری صدا را ایجاد کند.

طراحی تبلیغات: هوش مصنوعی مولد می‌تواند تبلیغات جدیدی را بر اساس موارد موجود ایجاد و دستیابی به شرکت‌ها را برای مخاطبان جدید آسان کند.

هنر و طراحی: هوش مصنوعی مولد می‌تواند با تولید ایده‌ها و مفاهیم جدید به هنرمندان و طراحان کمک کند تا آثار جدیدی خلق کنند. از این قابلیت با پیش‌بینی فریم‌ها بر اساس فریم‌های قبلی برای تولید فیلم‌های جدید استفاده می‌شود. ویدئوهای تولیدی در این بستر، در زمینه‌های مختلف مانند سرگرمی، تجزیه و تحلیل ورزش و رانندگی خودروهای خودران قابل استفاده است. تولید ویدئو اغلب همراه با تولید گفتار است. از نمونه‌های رایج برای این قابلیت می‌توان به سکوهای DeepBrain و Synthesia اشاره نمود.

فیلم‌ها و برنامه‌های تلویزیونی جدید که با این سکوها ایجاد می‌شود، باعث جذب مخاطبان جدید شده است. اخیراً در ایران هم از این تولیدات روی برخی تابلوهای تبلیغاتی شهرها مشاهده شده است.

فصل ۳: یادگیری ماشین

پس از آشنایی با قابلیت‌های مختلف هوش مصنوعی در فصل قبل، اکنون لازم است با یادگیری ماشین به عنوان قلب هوش مصنوعی و پایه همه آن قابلیت‌ها آشنا شد. یادگیری ماشین شاخه‌ای از هوش مصنوعی و علوم رایانه است که بر استفاده از داده‌ها و الگوریتم‌ها برای تقلید از روشی که انسان‌ها یاد می‌گیرند تمرکز دارد و به تدریج دقت آن را بهبود می‌بخشد [10].

یادگیری ماشین ابزار بسیار مهمی در دنیای امروز است. بسیاری از شرکت‌ها از قدرت آن برای ساده کردن فرآیندهای پیچیده و دستیابی به درآمد و سهم بازار بالاتر استفاده می‌کنند. در هوش مصنوعی، به جای نوشتن برنامه‌ها با قواعد مختلف، از رویکرد یادگیری ماشین که یک برنامه رایانه‌ای است و به طور خودکار دانش مورد نیاز را از داده‌های خام به دست می‌آورد، استفاده می‌کنند. یک محقق به نام آرتور ساموئل در سال ۱۹۵۹ یک تعریف ساده اما جامع برای یادگیری ماشین ارائه نمود. بنا به تعریف ایشان، «در یادگیری ماشین، با یک زمینه مطالعاتی، به رایانه‌ها توانایی یادگیری بدون برنامه نویسی صریح داده می‌شود» [2].

از سوی دیگر، یک الگوریتم یادگیری ماشین می‌تواند از هر کجای داده‌ها در هنگام انجام محاسبات استفاده کند. هوش مصنوعی برای شناسایی الگوها با استفاده از مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی‌ها آموزش داده می‌شود. از آنجا که داده‌ها نقش مهمی در توانایی ماشین برای خروجی‌های مفید دارند، مدیران باید اطمینان حاصل کنند که اعضای تیمشان سواد داده‌ای اولیه را به میزان کافی دارند. این به معنای کمک به درک آنچه که اعداد به ما می‌گویند و سوگیری‌ها و خطاهایی که ممکن است در آنها پنهان شده، می‌باشد. به طور خلاصه، درک داده‌ها یعنی تقویت هوش مصنوعی، به ما کمک می‌کند تا بفهمیم هوش مصنوعی برای چه کاربردهایی بهتر است.

ابزارهای یادگیری ماشین زمانی مفید هستند که بتوانند با استفاده از مقادیر کافی داده قابل اعتماد برای حل یک مشکل آموزش ببینند و در پارامترهایی که برای آنها تعریف شده است پاسخ

دهند. فقط به این دلیل که یادگیری ماشین می‌تواند یک مشکل را حل کند به این معنی نیست که باید از آن استفاده کرد. دانستن اینکه یادگیری ماشین در چه مواردی مفید و در چه مواردی کارایی خوبی ندارد حائز اهمیت است. مشکلات جدید یا فاقد داده‌های مناسب برای یادگیری ماشین، بایستی در قلمرو تخصصی انسان باقی بمانند. در نتیجه شناخت ظرفیت‌های عظیم هوش مصنوعی و به طور کامل محدودیت‌های آن گام نخست و راهبردی در آشنایی و سپس به کارگیری هوش مصنوعی است. اگر کارکنان سازمان‌ها به محدودیت‌های اخلاقی در هوش مصنوعی فکر کرده باشند، می‌توانند محافظان مهمی در برابر سوء استفاده از آن باشند [1].

در قلب هوش مصنوعی و در قالبی بسیار هوشمندانه از الگوریتم‌هایی استفاده می‌شود که در بردارنده دنباله‌ای از دستورالعمل‌ها یا مجموعه‌ای از قوانین است تا برای انجام یا تکمیل یک کار اجرا شوند. الگوریتم‌هایی که هوش مصنوعی را پشتیبانی می‌کنند، اساساً مدل‌های آماری بسیار پیچیده‌ای هستند. این مدل‌ها بر اساس طیف وسیعی از ورودی‌ها، از فرضیه‌های احتمال برای یافتن بهترین خروجی استفاده می‌کنند. گاهی اوقات این رویه بر اساس یک هدف خاص اجرا می‌شود. به عنوان مثال، اگر مشتری یک محصول خاص را انتخاب کرده باشد، چه محصولات یا خدمات دیگری را ممکن است دنبال کند.

در یادگیری ماشین از شیوه‌های مختلفی استفاده می‌شود. بر اساس انواع طبقه‌بندی در یادگیری ماشین، یادگیری تحت نظارت و یادگیری بدون نظارت دو نوع معروف و شناخته شده است. یادگیری تحت نظارت رایج‌ترین رویکرد از بین این دو است و به موقعیت‌هایی اشاره دارد که سامانه هوش مصنوعی با استفاده از مقادیر زیادی داده آموزش داده می‌شود. به عنوان مثال، اگر قرار باشد هوش مصنوعی تصاویر سگ‌ها را شناسایی کند، باید هزاران عکس به آن نشان داده شود، که ممکن است برخی از آنها سگ باشند و برخی دیگر خیر. مهم این است که همه این عکس‌ها باید به عنوان «تصویر سگ برابر با بله» یا «تصویر سگ برابر با خیر» برچسب‌گذاری شوند.

در شیوه تحت نظارت، و با استفاده از ابزارهای یادگیری ماشین و ورودی مجموعه داده‌های آموزش، سامانه به طور خودکار ویژگی‌های یک سگ را می‌آموزد. سپس از این یادگیری روی مجموعه دیگری از داده‌های مشابه که برچسب‌گذاری شده‌اند، اما این بار برچسب‌ها به سامانه نشان داده نشده‌اند، آزمایش می‌شود. اگر به سامانه به اندازه کافی آموزش داده شده باشد، قادر خواهد بود سگ‌های موجود در تصاویر را شناسایی کرده و همچنین تصاویری که سگ در آنها وجود ندارد را به درستی شناسایی کند. اکنون این سامانه با نمونه‌های واقعی به خوبی جواب خواهد داد. در این شیوه، سامانه همچنان به یادگیری خود ادامه می‌دهد. یادگیری تحت نظارت

به طور معمول در مواردی استفاده می‌شود که داده‌های ورودی بدون ساختار یا نیمه ساخت یافته هستند. تصویرها، صداها و کلمات نوشته شده ورودی‌هایی هستند که با قابلیت‌های تشخیص تصویر، تشخیص گفتار و جستجو در چارچوب هوش مصنوعی به خوبی در یادگیری ماشین نوع تحت نظارت، به کار می‌روند.

یادگیری بدون نظارت، با یک مجموعه داده بسیار بزرگ که هیچ معنایی برای آنها وجود ندارد شروع می‌شود. سپس اقدام به شناسایی خوشه‌ها یا طبقات در داده‌ها می‌شود. پس از شناسایی خوشه‌ها یا کلاس‌های داده، اکنون سامانه با داده‌های ورودی جدید، امکان پیش‌بینی را خواهد داشت. در این شیوه، هوش مصنوعی تمام کاری که انجام می‌دهد این است که الگویی مناسب و دقیق از حجم زیاد داده‌های عددی بدست بیاورد.

برای مثال، ممکن است هوش مصنوعی به دنبال تعیین ارزش یک خانه در یک محله خاص باشد. قیمت خانه به متغیرهای زیادی مانند موقعیت مکانی، تعداد اتاق‌ها، تعداد حمام، سال ساخت، اندازه حیاط و مشاعات، و غیره بستگی دارد که همه اینها پیش‌بینی ارزش آن را دشوار می‌کند. اما، باید یک ارتباط پیچیده بین همه این متغیرها وجود داشته باشد. که این دقیقاً همان کاری است که هوش مصنوعی انجام می‌دهد. اگر داده‌های اولیه و مشابه برای هر یک از متغیرها و همچنین قیمت واقعی، تغذیه شود، سامانه می‌تواند از تجزیه و تحلیل آماری برای یافتن همه ارتباطات استفاده کند. در این بین برخی از متغیرها ممکن است تأثیر قوی‌تری بر قیمت خانه داشته باشند در حالی که بقیه متغیرها ممکن است کم اثر یا نا مربوط باشند. سپس از همان متغیرها و الگوی روابط بین آنها، می‌توان برای خانه‌ای که هنوز قیمت آن معلوم نیست استفاده کرد.

داده‌های ورودی در یادگیری بدون نظارت، ساخت یافته هستند، اما مدلی که ایجاد می‌شود شبیه یک جعبه سیاه است. این عدم شفافیت ظاهری یکی از پاشنه‌های آشیل هوش مصنوعی است، که باید آن را مدیریت کرد.

علاوه بر دو نوع یادگیری بالا، در هوش مصنوعی از مدل‌ها و الگوریتم‌های مختلف دیگری از جمله انواع شبکه‌های عصبی که شبیه مغز انسان به تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌پردازند، استفاده می‌شود. در ادامه همین فصل، جزئیات بیشتری از انواع یادگیری ماشین و الگوریتم‌های مورد استفاده در هوش مصنوعی ارائه می‌شود [4].

در این فصل سعی شده همه آنچه در مورد یادگیری ماشین لازم است ارائه گردد تا آغاز خوبی برای بقیه مطالب مرتبط با کاربرد هوش مصنوعی بخصوص در تکامل صنعت نسل چهارم و ادامه روند تحول دیجیتال باشد. در این فصل به سه حوزه زیر پرداخته خواهد شد [9]:

- اصول و روش‌های یادگیری ماشین و کاربردهای آن در کسب‌وکارها و تجارت،
- انواع یادگیری ماشین، الگوریتم‌های رایج و اصطلاحات کلیدی و همچنین ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین،
- انواع الگوریتم‌ها شامل رگرسیون خطی و چندگانه، رگرسیون چند جمله‌ای و لجستیک، درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی، یادگیری عمیق، شبکه عصبی مکرر، الگوریتم‌های ژنتیک، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم بیزی ساده و شبکه بیزی [2].

اصول یادگیری ماشین

در بیشتر ۵۰ سال گذشته، پیشرفت‌ها در فناوری اطلاعات و کاربردهای آن بر تدوین دانش و رویه‌ها و استفاده از رایانه‌ها متمرکز بوده است. در واقع، اصطلاح «کدگذاری» به فرآیند پر زحمت انتقال دانش از مغز توسعه دهندگان به شکلی است که ماشین‌ها یا همان رایانه‌ها بتوانند آن را درک و اجرا کنند. اما این رویکرد یک ضعف اساسی دارد، چرا که بیشتر دانشی که بشر در اختیار دارد، ضمنی است، و نمی‌تواند آن را به طور کامل توضیح دهد. به عنوان مثال، انسان نمی‌تواند دستورالعمل‌هایی بنویسد که یادگیری دوچرخه سواری یا تشخیص چهره یک دوست را به دیگران آموزش دهد. به عبارت دیگر، همه ما بیش از آنچه که بتوانیم بگوییم می‌دانیم. این واقعیت به قدری مهم است که به پارادوکس پولانی^۱، منتسب به فیلسوف و متفکر مایکل پولانی، که آن را در سال ۱۹۶۴ توصیف کرد شهرت یافته است.

اما در موج دوم عصر ماشین، رایانه‌ها می‌توانند از مثال‌ها و سوابق یاد بگیرند و از بازخورد ساختاری برای حل مشکلات خود مانند روش کلاسیک پولانی در تشخیص چهره استفاده کنند. این پدیده را اکنون یادگیری ماشین می‌گویند که بر محدودیت‌های موج اول عصر ماشین غلبه کرده است. با این توصیف، یادگیری ماشین نشان دهنده یک رویکرد اساسی و متفاوت برای طراحی و تولید نرم‌افزار است. رایانه به جای برنامه ریزی صریح برای یک نتیجه خاص، از مثال‌ها و سوابق یاد می‌گیرد. در نتیجه یادگیری ماشین باعث تغییرات اساسی زیر در کسب‌وکارها شده است [1]:

- تغییرات عمده در وظایف و مشاغل،
- باز طراحی فرآیندهای کسب‌وکار،
- خلق مدل‌های جدید کسب‌وکار.

¹ Polanyi's Paradox

به عنوان نمونه، از سامانه‌های بینایی رایانه‌ای برای شناسایی سلول‌های سرطانی بالقوه استفاده می‌شود تا فرآیندها در این حوزه طراحی مجدد شده و کارشناسان مشاغل رادیولوژی آزاد شوند و روی موارد واقعاً بحرانی‌تر تمرکز کنند، و فرصت بیشتری برای ارتباط با بیماران و هماهنگی با سایر پزشکان داشته باشند. با استفاده از روبات‌ها و الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری ماشین، فرآیندها و گردش کارها، چیدمان دستگاه‌ها و مراکز فعالیت در کسب‌وکارهای مختلف، متحول شده است.

البته اشاره به این نکته مهم است که سامانه‌های یادگیری ماشین به سختی جایگزین کل کار، فرآیند یا مدل کسب‌وکار می‌شوند. آنها اغلب مکمل فعالیت‌های انسانی شده و ارزش بیشتری به نقش و اثر منابع انسانی در سازمان‌ها می‌دهند. برای مثال، اگر یک فرآیند از ۱۰ مرحله تشکیل شده باشد، ممکن است تنها یک یا دو مرحله را بتوان خودکار کرد، و بقیه مراحل در اختیار منابع انسانی باقی می‌مانند تا با نقشی ارزشمندتر از گذشته کارها به نتیجه برسد. سامانه اتاق گفتگو در شرکت Udacity برای پشتیبانی فروش، تمام مکالمات را تحت کنترل روبات‌ها در نیآورده بلکه در جریان کارها و به هنگام نیاز صرفاً توصیه‌هایی برای بهبود عملکردها به فروشندگان انسانی ارائه می‌کند.

در نتیجه می‌توان اثبات نمود که با تحولات یادگیری ماشین، منابع انسانی با نقشی مؤثرتر و کارآمدتر از قبل در مشاغل مختلف همچنان مسئول باقی خواهند ماند. این رویکرد منطقی‌تر از تلاش برای طراحی سامانه‌هایی است که می‌خواهند هر کاری که انسان انجام می‌دهد را خودکار و منابع انسانی را به طور کامل از فرآیندهای کسب‌وکار حذف کنند. رویکرد اشاره شده، منجر به کارآمدی بهتر منابع انسانی، رضایت بیشتر افراد درگیر و در نهایت مشتریان می‌شود. چرا که طراحی و اجرای ترکیب‌های جدید از فناوری، مهارت‌های انسانی و دارایی‌های شرکتها برای رفع نیازهای مشتریان، نیازمند خلاقیت و برنامه‌ریزی در مقیاس‌های بزرگ است.

در بهره‌گیری از سامانه‌های یادگیری ماشین که به طور هوشمندانه می‌توانند موسیقی یا فیلم‌ها را به شیوه‌ای شخصی‌سازی شده توصیه کنند، مدل‌های کسب‌وکار، باید بازنگری شوند. به جای فروش آهنگ‌ها بر اساس انتخاب مصرف کننده، ممکن است بر اساس یک مدل جدید، نوعی اشتراک شخصی‌سازی شده ارائه نمود که موسیقی‌ای را که یک مشتری خاص دوست دارد، حتی اگر قبلاً آن را نشنیده باشد، پیشنهاد و ارائه کند.

وقتی شرکت‌ها، سازمان‌های غیرانتفاعی یا دولت‌ها روی هوش مصنوعی سرمایه‌گذاری می‌کنند، بیشتر توجه آنها به استخدام کارشناسان یادگیری ماشین یا پرداخت هزینه‌های استقرار

معطوف می‌شود. در حالیکه درک همه اعضای سازمان نقش تعیین کننده‌ای دارد، توصیه می‌شود سرمایه‌گذاری برای این مهم در اولویت قرار گیرد.

درک یادگیری ماشین می‌تواند باعث پی بردن کارکنان به کاربردهای بالقوه، مفیدتر و سریع‌تر از هوش مصنوعی در کار آنها شود. بهترین کاربرد هوش مصنوعی در کسب‌وکارها، یادگیری و اجرای فعالیت‌های یکنواخت و ثابت است که مزایای زیادی را در پی خواهد داشت. صرفه‌جویی در وقت افراد برای تمرکز روی کارهای با ارزش افزوده بیشتر و انجام وظایفی که از ماشین بهتر عمل می‌کنند در اولویت قرار می‌گیرد. این به ارزش بیشتر منابع انسانی یک سازمان کمک می‌کند تا درک بهتری از یادگیری ماشین داشته باشند. حتی هوش مصنوعی، با استفاده از الگوهایی که در طول زمان بهبود یافته و دقیق‌تر می‌شوند برای توصیه‌های مدیریتی یا اجرایی، و برای اجرای بهتر کارها توسط انسان استفاده می‌شود. برای درک بهتر کارکنان از مزایا و قابلیت‌های هوش مصنوعی، سه سؤال مهم را باید مد نظر قرار داد و پاسخ مناسب آنها را بررسی نمود [1]:

- هوش مصنوعی چگونه کار می‌کند؟

- در چه کاری بهتر عمل می‌کند؟

- چه کاری را هرگز نباید به هوش مصنوعی سپرد؟

با این توصیف، آشنایی با یادگیری ماشین و اینکه چه کاری انجام می‌دهد، حتی اگر نیازی به درک نحوه عملکرد آن نباشد، بسیار مهم است. همانطور که از نام آن پیداست، این ماشین است که تمام کارهای سخت محاسباتی را برای حل یک مسئله انجام می‌دهد. ماشین به جای برنامه نویس، کد می‌نویسد، از سوی دیگر، یک متخصص با تعریف الگوریتم یا الگوریتم‌هایی که قرار است مورد استفاده قرار گیرد، سامانه هوش مصنوعی را برای یادگیری و سپس انجام محاسبات لازم آماده می‌کند [4].

جدول ۳.۱ سه نکته اساسی در استفاده از یادگیری ماشین

استفاده از منابع آموزشی برای طراحی و به کارگیری یادگیری ماشین در سطح صنعتی.	مهارت‌ها
استفاده از ظرفیت‌ها و راه حل‌های ارائه شده در بستر رایانش ابری.	الگوریتم‌ها و سخت افزار
داده‌های بیشتر منجر به عملکرد بهتر خواهد شد.	داده کافی

نکته اول، مهارت‌های هوش مصنوعی: این تخصص به سرعت در حال گسترش است. جهان هنوز به اندازه کافی دانشمندان داده و متخصصان یادگیری ماشین ندارد، اما این نیازها توسط

منابع آموزشی برخط و همچنین دانشگاه‌ها تأمین خواهد شد. بهترین آنها، از جمله Udacity، Coursera، و fast.ai، فراتر از آموزش مفاهیم مقدماتی نقش دارند. این مراکز برخط، در واقع می‌توانند دانش پژوهان با هوش و با انگیزه را به حدی برسانند که قادر به طراحی و به‌کارگیری یادگیری ماشین در سطح صنعتی باشند. اکنون شرکت‌ها می‌توانند از سکوه‌های استعداد برخط مانند Upwork، Topcoder و Kaggle برای یافتن کارشناسان خبره در زمینه یادگیری ماشین با تخصص قابل تأیید استفاده کنند.

نکته دوم، الگوریتم‌ها و سخت افزار مناسب: این نیازها را می‌توان خریداری یا اجاره کرد. گوگل، آمازون، مایکروسافت، و سایر شرکت‌ها زیرساخت قدرتمند یادگیری ماشین را از طریق خدمات رایانش ابری در دسترس عموم قرار می‌دهند. رقابت شدید بین اینها، به این شکل است که آنهایی که می‌خواهند یادگیری ماشین را آزمایش کنند، یا در ابتدای مرحله به‌کارگیری حرفه‌ای هستند، از قابلیت‌های بیشتری با قیمت‌های کمتر سود خواهند برد.

نکته سوم، داده‌های در دسترس: گرچه برای شروع استفاده مؤثر از یادگیری ماشین ممکن است به داده‌های آنچنان زیادی نیاز نباشد. اما اکثر سامانه‌های یادگیری ماشین با استفاده از داده‌های بیشتر عملکرد بهتری خواهند داشت، بنابر این در بیشتر مواقع (البته بسته به هدف به‌کارگیری هوش مصنوعی) شرکت‌هایی که بیشترین داده را داشته باشند برنده این رقابت خواهند بود [1].

فرآیند یادگیری ماشین

یادگیری ماشین یکی از حوزه‌های در حال رشد هوش مصنوعی است که در آن برنامه‌های رایانه‌ای بر اساس داده‌ها، و با ایجاد و تکرار الگوریتم‌های مختلف، پاسخ‌های ممکن به یک سؤال را بهبود می‌بخشند. یادگیری ماشین اغلب به عنوان نوعی فناوری شناخته می‌شود که فقط با هوش‌ترین افراد و ریاضی‌دان‌ها می‌توانند آن را درک کنند و با آن کار کنند. یعنی کسانی که مشغول ساخت برنامه‌های یادگیری ماشین هستند، تمایل دارند در علوم رایانه اطلاعات کافی داشته باشند. اما در عمل، یادگیری ماشین یک ابزار فناورانه مانند هر ابزار دیگر است که می‌توان آن را در سطوح مختلف درک کرد و می‌تواند توسط کسانی که درک اندکی از آن دارند هم استفاده شود. باید در نظر داشت که برای استفاده از فنون یادگیری ماشین و در نهایت هوش مصنوعی، نیازی به دانستن جزئیات آن نیست بلکه کاربران باید بدانند چه کارهایی توسط هوش مصنوعی انجام می‌شود و در چه مواردی نباید از آن استفاده کرد. در این صورت این افراد ممکن است ایده‌هایی در خصوص استفاده از یادگیری ماشین داشته باشند که منجر به ابتکارات و

کاربردهای جدید شود [1]. برای درک بهتر مراحل کلیدی، بهتر است از کاربردهای رایج در یادگیری ماشین تحت نظارت استفاده شود [9]:

جدول ۳.۲ فرآیند یادگیری ماشین

مراحل	عملکرد	ابزار و روش‌ها
مرحله اول	جمع‌آوری داده و سوابق مشابه	در برخی مواقع از داده کاوی نیز استفاده می‌شود.
مرحله دوم	شناسایی ویژگی‌ها و برچسب‌گذاری داده‌ها	ویژگی‌ها، ورودی یا متغیرهای مستقل هستند. برچسب‌ها، خروجی یا متغیرهای وابسته و هدف هستند. در برخی موارد خاص، از راه حل جمع سپاری استفاده می‌شود.
مرحله سوم	تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش و آزمایش	این مجموعه‌ها باید کاملاً تصادفی از کل مجموعه داده‌های موجود باشند بنحویکه بتوان آنها را نماینده کل داده‌ها خواند.
مرحله چهارم	استفاده از الگوریتم‌ها برای پیدا کردن بهترین مدل	دسته‌بندی دو دویی با توزیع احتمالی برنولی دسته‌بندی چند کلاسه با استفاده توزیع احتمالی چند متغیره دسته‌بندی چند برچسبی با استفاده از درخت تصمیم، یا جنگل تصادفی دسته‌بندی نامتوازن با استفاده از الگوریتم‌های حساس به هزینه،
مرحله پنجم	ارزیابی مدل نهایی	با استفاده از راه‌حل‌های AutoML
مرحله ششم	استقرار	دریافت ورودی جدید و محاسبه خروجی استنتاج، پیش‌بینی، یا امتیازدهی پایان عملیات یادگیری ماشین
مرحله هفتم	تغییر و بهینه‌سازی	آغاز دوره اصلاح و بهینه‌سازی هوش مصنوعی و تکرار برخی مراحل فوق.

مرحله اول: جمع‌آوری داده‌ها و سوابق مشابه

برای آشنایی با الگوریتم یادگیری ماشین در کل، باید داده‌هایی با سوابق مشابه در دسترس باشد. در این مرحله، داده‌ها به گونه‌ای جمع‌آوری می‌شوند که رایانه بتواند به راحتی آنها را پردازش کند. بیشتر الگوریتم‌های یادگیری ماشین انتظار دارند که داده‌ها مرتب باشد. در داده‌های مرتب شده هر مشاهده در یک ردیف یا رکورد، و هر متغیر در یک ستون یا فیلد، و هر مقدار یا داده جزء در یک سلول قرار می‌گیرد.

عملکرد مرحله اول تا حدودی شبیه داده کاوی و تجزیه و تحلیل است که بخش مهمی از هوش تجاری را تشکیل می‌دهد. زیرا از سایر رویکردها متمایز شده و در آن داده‌های عظیم سازماندهی و تجزیه و تحلیل می‌شوند تا بینش‌های جدید برای یک شرکت یا اشخاص ایجاد شود. بنابر این از این یافته‌ها در بهترین تصمیمات استفاده می‌شود. داده کاوی به کشف الگوها یا روندهای مختلف و متفاوت در داده‌ها در دوره‌های زمانی مختلف کمک می‌کند. شرکت‌ها اطلاعات و دانش باور نکردنی به دست می‌آورند که بدون داده کاوی نمی‌توانستند به آن برسند. داده کاوی، فرآیند جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌های خام برای تولید اطلاعات و بینش‌های جدید است. تجزیه و تحلیل داده‌ها به جنبه‌های مختلف اطلاعات به دست آمده از داده کاوی، و استفاده از آن برای پاسخ به سؤالات خاص در مورد یک کسب‌وکار اشاره می‌کند. در این سطح، برای درک عمیق داده‌های استخراج شده، باید از ابزارهایی مانند زبان پایتون و R استفاده شود. داده کاوی بسیار نزدیک به یادگیری ماشین است، اما به جای پاسخ دادن به سؤالات در طول فرآیند، منتظر است تا پس از جمع‌آوری داده‌ها کار اضافه انجام شود تا هر گونه نتیجه‌گیری پایدار و قوی قابل دستیابی باشد. مدیران از داده کاوی برای توسعه گزارش‌های استاندارد، شناسایی استثنائاتی که می‌توانند دلایل مشکلات و یا مزایا باشند، شناسایی علل این مشکلات یا مزایا، توسعه مدل‌هایی برای جایگزینی احتمالی و پیگیری کارایی و اثربخشی کسب‌وکار استفاده می‌کنند.

به طور معمول، کسب‌وکارها چندین سؤال دارند که می‌توان از طریق داده کاوی و تجزیه و تحلیل به آنها پاسخ داد، مانند «آیا این راهبرد بازاریابی بهتر از دیگری کار می‌کند؟» یا «کدام گروه در بازار هدف محصول شرکت را بیشتر می‌خرند؟» این سؤالات به عبارات پرس و جوی ریاضی تبدیل می‌شوند و رایانه می‌تواند آن را درک کند. شرکت‌ها سؤالات خود را سفارشی و از الگوریتم‌ها و داده‌های خود برای یافتن پاسخ چنین سؤالاتی استفاده می‌کنند. در نتیجه، آنها می‌توانند اثربخشی را از طریق سه مؤلفه قوی هوشیاری، چارچوب کاربردی و مقیاس سازمانی دنبال کنند [2].

مرحله دوم: شناسایی ویژگی‌ها و برچسب‌گذاری

تمام کاری که الگوریتم یادگیری ماشین انجام می‌دهد ایجاد مدلی است که مقدار خروجی y بر اساس ورودی‌های x قابل پیش‌بینی باشد. به طور خلاصه برچسب‌ها که به آنها هدف، خروجی یا متغیر وابسته نیز گفته می‌شود، متغیرهایی هستند که بر اساس سایر متغیرها پیش‌بینی می‌شوند. سایر متغیرها در اینجا، در اصطلاح یادگیری ماشین، ویژگی، ورودی، یا متغیرهای مستقل نامیده می‌شوند. برای مثال، اگر قرار باشد قیمت یک آپارتمان پیش‌بینی شود، قیمت

آپارتمان، هدف یا برچسب خواهد بود و تعداد اتاق، اندازه و مکان، ویژگی یا متغیرهای مستقل خواهند بود. در یک محیط یادگیری تحت نظارت، داده‌های تاریخی به ازای تعداد معینی از مشاهدات و سوابق، شامل ویژگی‌ها و برچسب‌هایی هستند که نمونه‌های آموزش نامیده می‌شوند. اگر برچسب عددی است، به مدل پیش‌بینی رگرسیون می‌گویند. اگر برچسب از نوع دسته‌بندی یا رسته‌ای^۱ باشد، به آن رسته‌ای می‌گویند. البته الگوریتم‌های مختلفی برای رسته‌ها و رگرسیون استفاده می‌شود. در ادامه همین فصل به انواع الگوریتم‌ها و توضیحات آنها پرداخته می‌شود [9].

گاهی اوقات هوش مصنوعی توان انجام کارهای بسیار ساده را ندارد و لازم است از انسان برای تکمیل بخشی از یک فرآیند استفاده شود. برای مثال وقتی اسناد منابع داده برای یک فرآیند خودکار، به صورت دست نویس است. گرچه هوش مصنوعی قادر است داده‌های ساخت یافته را از متون بدون ساختار استخراج کند، اما این واقعاً فقط زمانی است که اسناد بدون ساختار با یک شیوه ثابت مانند تایپ استاندارد تهیه شده باشند. هوش مصنوعی می‌تواند اسناد تایپ شده مانند PDF را بگیرد و آنها را با روش تشخیص حروف به روش نوری، به فرمت الکترونیکی تبدیل کند. اما اگر منبع سند دست نویس باشد، تشخیص حروف بسیار مشکل خواهد بود.

یک راه حل تجربه شده برای تبدیل اسناد دست نویس به متون ساخت یافته رایانه‌ای، استفاده از خدمت دسته‌بندی با جمع سپاری^۲ است. جمع سپاری جایی است که تعداد زیادی از افراد را درگیر انجام بخش‌های کوچکی از فرآیند خواندن و تبدیل متون می‌کنند. مدل تعامل برای جمع سپاری به طور معمول از طریق اینترنت است و هر فرد برای هر بار فقط بخش بسیار جزئی از کار اصلی را انجام می‌دهد.

در روش جمع سپاری، یک سند را می‌توان به وظایف مختلف تقسیم کرد، به طوری که برای یک نفر نام اول، برای دیگری نام خانوادگی، و برای نفر سوم شماره ملی ارسال تا خوانده شوند. هر فرد به تصویر دست خط نگاه می‌کند و با تایپ متن صحیح، پاسخ می‌دهد. از آنجایی که هر فرد فقط بخش کوچکی از اطلاعات را می‌بیند، محرمانه بودن اسناد هم حفظ شده است.

برای افزایش دقت، یک تصویر را بجای یک فرد به تعداد زیادی افراد ارسال می‌کنند تا رایج‌ترین پاسخ انتخاب شود. از نرم افزار تخصصی برای مدیریت ارتباط بین سامانه و جامعه، از جمله تقسیم اسناد به بخش‌های کوچکتر استفاده می‌شود. نقش دوم جمع سپاری در فضای هوش مصنوعی زمانی است که هوش مصنوعی به اندازه کافی از پاسخ‌های خود مطمئن نیست.

¹ Categorical

² Crowd Sourcing

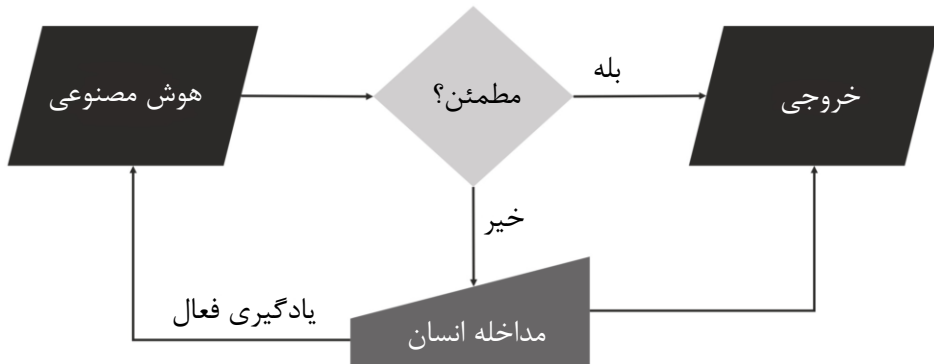
این ممکن است به این دلیل باشد که مشکل خیلی پیچیده یا قبلاً آن مشکل خاص دیده نشده است. در این صورت هوش مصنوعی مشکل را برای افراد مختلف ارسال می‌کند تا پاسخ دهند. به عنوان مثال، برخی سامانه‌های هوش مصنوعی برای تعدیل هدف تصاویر توهین آمیز از شبکه‌های اجتماعی استفاده می‌کنند. اگر هوش مصنوعی مطمئن نباشد که یک تصویر خاص توهین آمیز است یا خیر، از افراد مختلف نظر می‌گیرد. در هوش مصنوعی، به این رویکرد انسان در حلقه^۱ گفته می‌شود.

نسخه پیشرفته رویکرد انسان در حلقه جایی است که از ورودی توسط انسان برای آموزش فعال سامانه هوش مصنوعی استفاده می‌شود. بنابر این، در مثال تصویر توهین آمیز، پاسخ انسان مبنی بر توهین آمیز بودن یا نبودن تصویر به هوش مصنوعی بازگردانده می‌شود تا بتواند یادگیری خود را بهبود بخشد و در آینده عملکرد بهتری داشته باشد.

سومین استفاده از جمع سپاری در هوش مصنوعی، توسعه و عملیاتی کردن داده‌های آموزش است. همانطور که بعداً بیشتر اشاره می‌شود، رویکردهای یادگیری تحت نظارت به مجموعه داده‌هایی نیاز دارند که به طور مناسب برچسب‌گذاری شده باشند (تصویر سگ با برچسب سگ، تصویر گربه با برچسب گربه و غیره). از آنجا که برچسب‌گذاری تمام این نقاط داده در مجموعه داده‌های بزرگ کار بسیار پر زحمتی است از جمع سپاری می‌توان استفاده کرد و این کار را بین افراد زیادی تقسیم نمود.

شرکت گوگل برای ده‌ها میلیون ساعت کار جمع‌آوری و برچسب‌گذاری داده‌هایی که در الگوریتم‌های هوش مصنوعی خود نیاز دارد از این روش به خوبی استفاده می‌کند و احتمالاً در ازای این زحمت پرداخت یا پاداش‌هایی هم در نظر می‌گیرد. معروف‌ترین مرکز اینترنتی برای کارهای جمع سپاری Mechanical Turk متعلق به آمازون است. اما خدمات مشابه دیگری از قبیل Crowd Flower که بر حمایت از جامعه هوش مصنوعی تمرکز دارد نیز در دسترس است [4].

¹ Human In The Loop (HITL)



شکل ۳.۱ آموزش با رویکرد انسان در حلقه

بنابراین، علی‌رغم کارهای شگفت‌انگیزی که هوش مصنوعی انجام می‌دهد، احتمالاً در برخی موارد همچنان به افراد بشر برای انجام بخشی از کارها، آموزش هوش مصنوعی یا کمک به تصمیم‌گیری، تکیه می‌کند [4].

مرحله سوم: تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش و آزمایش^۱

پس از مرتب‌سازی و ساختاردهی داده‌ها، و مشخص شدن ویژگی‌ها و برچسب آنها، داده‌ها را به مجموعه‌های آموزش و آزمایش تقسیم می‌کنند. مجموعه داده‌های آموزش که حدود ۷۰٪ تا ۸۰٪ از داده‌ها را تشکیل می‌دهد برای آموزش مدل یادگیری ماشین استفاده می‌شود. بقیه داده‌ها به عنوان مجموعه آزمایش و برای ارزیابی نهایی مدل یادگیری ماشین حفظ می‌شوند. مجموعه داده‌های آزمایش نمونه‌ای تصادفی از مجموعه داده‌ها است که پنهان شده و در فرآیند پردازش مدل استفاده نمی‌شود. پس از اینکه مدل با بخش قابل توجهی از داده‌ها موسوم به مجموعه داده‌های آموزش سازگار شد، سپس بر روی مجموعه دوم داده‌ها یعنی داده‌های آزمایش اعمال می‌شود تا مدل بهینه مشخص گردد. این یک ارزیابی بی‌طرفانه از عملکرد مدل در صورت اعمال بر داده‌های جدید خواهد بود.

به این روش می‌توان مطمئن شد که مدل نه تنها روی داده‌های سابقه و موجود کار می‌کند بلکه روی داده‌های جدید و دیده نشده از همان توزیع داده نیز عملکرد خوبی دارد. به همین دلیل برخی داده‌ها را برای اهداف ارزیابی نهایی کنار می‌گذارند. عملکردی که مدل با مجموعه آزمایش نشان می‌دهد، نشانگر عملکرد آن با داده‌های جدید و دیده نشده خواهد بود [9].

¹ Holdout Method

در یک روش دیگر، برای دقت بیشتر در یادگیری ماشین، داده‌ها به سه گروه تقسیم می‌شوند: گروه آموزش، گروه اعتبارسنجی، و گروه آزمایش. از این تقسیم‌بندی، هم برای ارزیابی مدل و هم برای انتخاب مدل استفاده می‌شود.

وقتی با استفاده از الگوریتم‌های مختلف، از تمام مجموعه داده‌ها برای آموزش مدل استفاده می‌شود، مشکل ارزیابی مدل‌ها و انتخاب بهینه‌ترین آنها باقی می‌ماند. هدف اصلی این است که بفهمیم کدام مدل بین همه مدل‌ها کمترین خطای ممکن را دارد. به عبارت دیگر، کدام مدل نسبت به مدل‌های دیگر، پیش‌بینی بهتری از مجموعه داده‌های آینده یا دیده نشده خواهد داشت. البته باید مطمئن شد که مجموعه داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش نماینده کل مجموعه داده‌ها هستند. در غیر این صورت، مدل ممکن است روی داده‌های دیده نشده (داده‌های بعدی) عملکرد ضعیفی داشته باشد.

اما به طور ساده‌تر، در بیشتر موارد مجموعه داده‌ها به دو گروه آموزش و آزمایش تقسیم می‌شوند. مدل‌های مختلف با مجموعه داده‌های آموزش یاد می‌گیرند، و سپس بر روی مجموعه داده‌های آزمایش، ارزیابی می‌شوند تا بهترین مدل مشخص شود. این رویکرد اغلب زمانی استفاده می‌شود که مجموعه داده‌ها کوچک و داده‌های کافی برای تقسیم به سه مجموعه (آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش) وجود ندارد. این رویکرد این مزیت را دارد که پیاده‌سازی آن ساده، اما ممکن است به نحوه تقسیم داده‌ها حساس باشد. اگر تقسیم تصادفی نباشد، ممکن است نتایج معتبری حاصل نگردد. به طور کلی، ارزیابی مدل، نقطه شروع خوبی برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین است، اما باید با احتیاط از آن استفاده کرد.

مرحله چهارم: استفاده از الگوریتم‌ها برای پیدا کردن بهترین مدل

در این مرحله سعی می‌شود از مدلی استفاده شود که داده‌ها را به بهترین شکل نشان می‌دهد و دقیق‌ترین پیش‌بینی را داشته باشد. این کار با استفاده از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین با چندین پارامتر انجام می‌شود.

از دیدگاه مدل‌سازی، دسته‌بندی روی مجموعه داده‌های آموزش با نمونه‌های زیادی از ورودی‌ها و خروجی‌ها که بتوان از آنها یاد گرفت اعمال می‌شود. به این ترتیب، مجموعه داده آموزش باید به اندازه کافی معرف مسئله باشد و نمونه‌های زیادی از برجسب هر کلاس را در بر داشته باشد.

برجسب‌ها در یک کلاس اغلب مقادیر غیر عددی است، مانند باطل و غیر باطل، که باید قبل از ارائه به یک الگوریتم برای مدل‌سازی، به مقادیر عددی تبدیل شوند. به این کار رمزگذاری^۱

^۱ Encoding

برچسب گفته می‌شود، جایی که یک عدد صحیح منحصر به فرد به برچسب هر کلاس اختصاص داده می‌شود، به عنوان مثال، باطل برابر صفر و غیر باطل برابر با یک خواهد بود.

الگوریتم‌های مختلفی برای دسته‌بندی و مدل‌سازی پیش‌بینی‌ها وجود دارد. استفاده از یک الگوریتم روی انواع موضوعات به هیچ وجه توصیه نمی‌شود. به طور کلی کارشناسان از آزمایش‌های کنترل شده و معتبر برای کشف اینکه کدام الگوریتم و پیکربندی الگوریتم بهترین عملکرد را برای یک کار دسته‌بندی معین خواهد داشت استفاده می‌کنند.

دقت دسته‌بندی یک معیار رایج است که برای ارزیابی عملکرد یک مدل بر اساس برچسب‌های کلاس پیش‌بینی شده استفاده می‌شود. صرفاً دقت دسته‌بندی کافی نیست، اما نقطه شروع خوبی برای بسیاری از وظایف دسته‌بندی است. به طور خلاصه به چهار نوع اصلی از وظیفه دسته‌بندی به شرح زیر اشاره می‌شود:

دسته‌بندی دو دویی^۱: اینها دارای دو برچسب کلاس هستند. برای مثال، شناسایی هرزنامه ایمیل (هرزنامه یا خیر)، پیش‌بینی ریزش مشتری (خروج یا عدم خروج) از این نوع دسته‌بندی هستند. به عبارت دیگر، طبقه‌بندی دو دویی یک کلاس عادی و یک کلاس غیر عادی یا غیر طبیعی است. به طور معمول طبقه‌بندی دو دویی را می‌توان با یک مدل توزیع احتمال برنولی پیش‌بینی کرد. توزیع برنولی یک توزیع احتمال گسسته است که در آن یک رویداد نتیجه دو دویی صفر و یک داشته باشد. به این معنی که مدل احتمال، یک نمونه متعلق به یک کلاس یا حالت غیر عادی را پیش‌بینی می‌کند. از الگوریتم‌های زیر برای دسته‌بندی دو دویی استفاده می‌شود:

- رگرسیون لجستیک^۲
- کی - نزدیک‌ترین همسایه^۳
- درخت تصمیم^۴
- ماشین بردار پشتیبان^۵
- بیز ساده^۶

¹ Binary Classification

² Logistic Regression

³ k-Nearest Neighbors

⁴ Decision Trees

⁵ Support Vector Machine

⁶ Naive Bayes

دسته‌بندی چند کلاسه^۱: طبقه‌بندی چند کلاسه به آن دسته از وظایف طبقه‌بندی اطلاق می‌شود که بیش از دو برچسب کلاس دارند. به عنوان مثال می‌توان به دسته‌بندی چهره، دسته‌بندی گونه‌های گیاهی، و تشخیص حروف به روش نوری اشاره کرد.

برخلاف دسته‌بندی دو دویی، دسته‌بندی چند کلاسه مفهوم پیامدهای عادی و غیرعادی ندارد. بلکه ابتدا تعلق نمونه‌ها به یکی از کلاس‌های شناخته شده تعیین، و سپس دسته‌بندی انجام می‌شود. ممکن است تعداد برچسب‌های کلاس در مورد برخی مشکلات بسیار زیاد باشد. برای مثال، یک مدل ممکن است یک عکس را متعلق به یکی از هزاران یا ده‌ها هزار چهره در یک سامانه شناسایی چهره معرفی کند.

مسائلی که شامل پیش‌بینی دنباله‌ای از کلمات هستند، مانند مدل‌های ترجمه متن، ممکن است نوع خاصی از دسته‌بندی چند کلاسه باشند. هر کلمه در توالی کلماتی که باید پیش‌بینی شود شامل یک دسته‌بندی چند کلاسه است که در آن اندازه واژگان و تعداد کلاس‌های احتمالی قابل پیش‌بینی را مشخص می‌کند و اندازه آن می‌تواند ده‌ها یا صدها هزار کلمه باشد.

به طور معمول یک کار دسته‌بندی چند کلاسه با مدلی که توزیع احتمال چند متغیره^۲ را پیش‌بینی می‌کند، انجام می‌دهند. توزیع احتمال چند متغیره یک توزیع احتمال گسسته است و مواردی را پوشش می‌دهد که در آن یک رویداد نتیجه طبقه‌بندی چند کلاسه داشته باشد.

بسیاری از الگوریتم‌های مورد استفاده برای دسته‌بندی دو دویی می‌توانند برای دسته‌بندی چند کلاسه نیز استفاده شوند. رایج‌ترین الگوریتم‌ها برای دسته‌بندی چند کلاسه عبارتند از:

کی - نزدیک‌ترین همسایه، درخت تصمیم، بیز ساده، جنگل تصادفی^۳، و تقویت گرادیان^۴

دسته‌بندی چند برچسبی^۵: دسته‌بندی چند برچسبی به آن دسته از وظایف دسته‌بندی اطلاق می‌شود که دارای دو یا چند برچسب کلاس هستند، جایی که ممکن است یک یا چند برچسب کلاس برای هر مثال پیش‌بینی شود. برای مثال در یک تصویر، ممکن است چندین شیء مختلف از قبیل دوچرخه، پرتغال، انسان، و غیره وجود داشته باشد. این برخلاف دسته‌بندی دو دویی و دسته‌بندی چند کلاسه است که برای هر مثال فقط یک برچسب کلاس پیش‌بینی می‌کنند.

¹ Multi-Class Classification

² Multinoulli probability distribution

³ Random Forest

⁴ Gradient Boosting

⁵ Multi-Label Classification

وظایف دسته‌بندی چند برچسبی را با مدلی که چندین خروجی پیش‌بینی می‌کند، مدل‌سازی می‌کنند. به نحویکه هر خروجی به عنوان توزیع احتمال برنولی یا دو جمله‌ای پیش‌بینی می‌شود. این اساساً مدلی است که چندین پیش‌بینی دسته‌بندی دو دویی را برای هر مثال انجام می‌دهد. الگوریتم‌های دسته‌بندی مورد استفاده برای دسته‌بندی دو دویی یا چند کلاسه نمی‌توانند مستقیماً برای دسته‌بندی چند برچسبی استفاده شوند. از نسخه‌های تخصصی الگوریتم‌های دسته‌بندی استاندارد، از جمله درخت تصمیم چند برچسبی، جنگل تصادفی چند برچسبی، و تقویت گرادیان چند برچسبی استفاده می‌شود.

دسته‌بندی نا متوازن^۱: دسته‌بندی نا متوازن به وظایفی در دسته‌بندی اطلاق می‌شود که در آن تعداد نمونه‌ها در هر کلاس به طور نابرابر توزیع شده است. به طور معمول، وظایف دسته‌بندی نا متوازن، یک دسته‌بندی دو دویی است که اکثر نمونه‌های مجموعه داده آموزشی به کلاس عادی و تعداد کمی از نمونه‌ها به کلاس غیرعادی تعلق دارند. تشخیص تقلب، تشخیص داده‌های پرت (ناهنجاری)، و آزمایش‌های تشخیصی پزشکی از این دسته طبقه‌بندی پیروی می‌کنند. البته این نمونه‌ها ممکن است به روش‌های خاص نیاز داشته باشند.

روش‌های خاص ممکن است برای تغییر ترکیب نمونه‌ها در مجموعه داده آموزش با کم نمونه‌گیری^۲ از کلاس اکثریت یا بیش نمونه‌گیری^۳ از کلاس اقلیت استفاده شود. برای مثال می‌توان به کم نمونه‌گیری تصادفی و نمونه‌گیری موسوم به SMOTE به عنوان روش‌های خاص در دسته‌بندی نا متوازن اشاره نمود.

هنگام پردازش مدل در مجموعه داده آموزش که به کلاس اقلیت توجه بیشتری می‌کند، ممکن است از الگوریتم‌های مدل‌سازی خاص مانند الگوریتم‌های یادگیری ماشین حساس به هزینه، استفاده شود. رگرسیون لجستیک حساس به هزینه، درخت تصمیم‌گیری حساس به هزینه، و ماشین‌های بردار پشتیبان حساس به هزینه چند نمونه الگوریتم مدل‌سازی خاص در این دسته‌بندی هستند.

در این مرحله، مدل نهایی فرآیند یادگیری ماشین به دست خواهد آمد. این مدل یک تابع ریاضی است که برای هر مجموعه معینی از مقادیر ورودی یک مقدار خروجی را محاسبه می‌کند. برای درک موضوع بهتر است به تشریح یک مدل خطی ساده به شرح زیر توجه شود [9]:

$$y = 200x + 1000$$

¹ Imbalanced Classification

² Undersampling

³ Oversampling

این یک تابع رگرسیون خطی ساده است که با توجه به هر مقدار ورودی برای x (مثلاً اندازه آپارتمان)، و ضرب در مقدار ثابت ۲۰۰ و سپس افزودن مقدار ثابت ۱۰۰۰ به آن، قیمت نهایی y را محاسبه می‌کند. البته، مدل‌های یادگیری ماشین به طور معمول بسیار پیچیده‌تر از این هستند، اما روش کار مطابق با همین مثال ساده خواهد بود. بنابر این، با توجه به برخی داده‌های ورودی و سابقه مشابه، باید فهمید چگونه رایانه ممکن است چنین تابعی را ارائه دهد؟ دو جزء مورد نیاز است. ابتدا باید الگوریتم (برای مثال، الگوریتم رگرسیون خطی) مشخص شود، سپس رایانه با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش که از سوابق مشابه به دست آمده، برای یافتن بهترین پارامترهای ثابت در مدل (در مثال بالا، مقادیر ۲۰۰ و ۱۰۰۰) متناسب با مشکل اقدام می‌کند. تا اینجا، تخمین پارامترها در یادگیری ماشین با یک مثال بسیار ساده توضیح داده شد. اما در عمل برای کار با حجم داده‌های بیشتر و متغیرها و پارامترهای زیاد نیاز به ابزارها و درک پیچیده‌تری از موضوع است. ناگفته نماند که داده‌های بیشتر منجر به پیش‌بینی‌های بهتر می‌شود. برخی سامانه‌های بسیار بزرگ با استفاده از ده‌ها میلیون نمونه یا بیشتر آموزش داده می‌شوند. البته، کار با مجموعه داده‌های بسیار بزرگ نیاز به قدرت پردازش بیشتر و قوی‌تر دارد، که یکی از دلایلی است که سامانه‌های بسیار بزرگ اغلب بر روی ابر رایانه‌ها یا رایانه‌های کاملاً تخصصی اجرا می‌شوند [1].

البته پس از درک موضوع حتی در سطح اشاره شده، استفاده از راه‌حل‌های رایج در یادگیری ماشین به روش خودکار موسوم به AutoML برای یافتن بهترین مدل‌های محاسبه و پیش‌بینی، توصیه می‌شود.

در اکثر سناریوهای خودکار یادگیری ماشین موسوم به AutoML، نیازی به تقسیم دستی داده‌ها نیست. با این حال، گاهی اوقات، خدمات AutoML نمی‌تواند بهترین تقسیم را برای مجموعه داده‌ها حدس بزند. که در این مواقع، تقسیم داده‌ها ممکن است به صورت دستی انجام شود. به عنوان مثال، در مورد داده‌های سری زمانی این مشکل رخ می‌دهد. به همین دلیل درک دقیق از تقسیم داده‌ها، چرایی آن، روش‌ها و کاربرد آنها مهم است [9].

یادگیری ماشین خودکار به منظور بهبود کارایی و تسریع در تحقیقات مربوطه، روش‌ها و فرآیندهایی را در دسترس کارشناسان غیر فنی این رشته قرار می‌دهد تا به راحتی و به صورت خودکار وظایف زیر را انجام دهند:

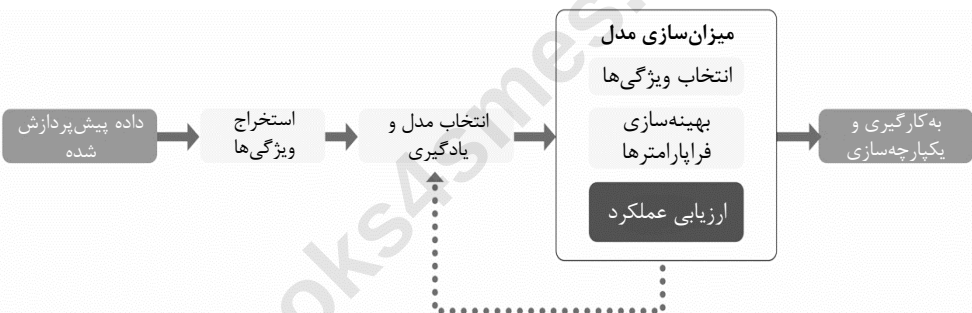
- پردازش اولیه و پاک‌سازی داده‌ها،
- انتخاب ویژگی‌های مناسب و خانواده‌ای از مدل‌های مناسب،
- بهینه‌سازی فرا - پارامترها،

- اجرای مدل‌های یادگیری ماشین پس از پردازش،
- تجزیه و تحلیل نتایج به دست آمده.

از آنجا که پیچیدگی این وظایف اغلب فراتر از توان افراد غیر متخصص در یادگیری ماشین است، شرکت‌های پیشرو در فناوری‌های هوش مصنوعی از قبیل گوگل اقدام به ارائه برنامه‌های یادگیری ماشین آماده و خودکار نموده‌اند که به راحتی و بدون دانش تخصصی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

ساده‌سازی گردش کار یادگیری ماشین با ابزار AutoML

در یادگیری ماشین خودکار (AutoML) مراحل دستی به طور کامل حذف می‌شود. این ابزار سطح تخصص مورد نیاز برای ساخت مدل‌های دقیق را کاهش می‌دهد. با خودکار سازی وظایف تکراری، مراحل پیچیده گردش کار در یادگیری ماشین به شرح زیر ساده می‌شود:



شکل ۳.۲ گردش کار یادگیری ماشین

پیش پردازش داده‌ها: شناسایی متغیرها با قدرت پیش‌بینی کم، که باید حذف شوند. استخراج و انتخاب ویژگی: در میان مجموعه‌ای از ویژگی‌ها، آنهایی که قدرت پیش‌بینی بالایی دارند به طور خودکار شناسایی و استخراج می‌شوند. انتخاب و میزان سازی^۱ مدل: فرا - پارامترهای مدل برای میزان سازی و انتخاب بهترین مدل شناسایی می‌شوند. آماده‌سازی برای استقرار: کدهای یادگیری ماشین به زبان‌های سطح پایین‌تر مانند C/C++ برای استقرار در سامانه‌های با حافظه محدود و مصرف انرژی کم تولید می‌شود.

¹ Tuning

مرحله پنجم: ارزیابی مدل نهایی

از معیارهای متفاوتی برای ارزیابی مدل‌ها در یادگیری ماشین استفاده می‌شود. درک نحوه عملکرد این معیارها بسیار مهم است. برای یافتن بهترین مدل در راه‌حل‌های AutoML باید این معیارها را مشخص کرد. البته راه‌حل‌های AutoML یک معیار ارزیابی اولیه را به طور خودکار پیشنهاد می‌کنند [9].

مرحله ششم: استقرار

هنگامی که با یک مدل کار می‌شود، به طور معمول قرار است آن را در جایی مستقر کرد تا کاربران یا سایر برنامه‌ها از آن استفاده کنند. اصطلاح فنی این بخش از فرآیند یادگیری ماشین استنتاج، پیش‌بینی یا امتیازدهی است. در این مرحله، مدل به یادگیری ادامه نمی‌دهد، بلکه تنها با دریافت مقادیر ورودی جدید، خروجی‌ها را محاسبه می‌کند. اغلب استقرار و به‌کارگیری مدل به عنوان یک API HTTP میزبانی می‌شود و داده‌های ورودی را می‌گیرد و پیش‌بینی‌ها را محاسبه و ارائه می‌کند که به آن ممکن است پیش‌بینی برخط گفته شود. از طرف دیگر، از این مدل می‌توان برای امتیازدهی به داده‌ها به طور هم‌زمان استفاده کرد که به آن پیش‌بینی دسته‌ای گفته می‌شود [9].

مرحله هفتم: تغییر و بهینه‌سازی

اگرچه فرآیند توسعه مدل یادگیری ماشین پس از استقرار به پایان رسیده است، اما در واقع برای این فرآیند پایانی متصور نیست. با تغییر الگو یا رفتار داده‌ها، مدل‌ها نیاز به آموزش مجدد دارند چرا که باید دید آیا عملکرد اولیه مدل یادگیری ماشین را می‌توان در طول زمان بالا نگه داشت یا خیر. به طور معمول مدل‌های یادگیری ماشین پس از استقرار به مقدار قابل توجهی تغییر و نگهداری نیاز دارند که باید در تجزیه و تحلیل امکان‌سنجی در نظر گرفته شود. پس از آشنایی با مراحل و فرآیند یادگیری ماشین نوبت به معرفی انواع یادگیری ماشین و سپس رایج‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌رسد که برای پاسخ به مشکلات از انواع طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کنند [9].

انواع یادگیری ماشین

یادگیری ماشین زیر مجموعه هوش مصنوعی است و انواع مختلفی دارد. برخی‌ها انواع یادگیری ماشین را به دو دسته کلی سطحی و عمیق تقسیم کرده‌اند. یادگیری تحت نظارت،

یادگیری بدون نظارت، یادگیری تقویتی، و یادگیری گروهی در دسته سطحی قرار دارند. انواع شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک نیز از دسته عمیق شمرده می‌شوند.

انواع یادگیری ماشین، به داده‌های تاریخی و سوابق متکی هستند. برای مثال، برای تخمین قیمت یک آپارتمان یا پیش‌بینی آن، از یک الگوریتم یادگیری تحت نظارت با اتکا به قیمت‌های گذشته و سایر اطلاعاتی که قیمت یک آپارتمان را توصیف می‌کنند، استفاده می‌شود. در انواع دیگر یادگیری ماشین، برای مثال نوع بدون نظارت، برخلاف تحت نظارت، در جایی که موضوع اصلی شناخته شده نیست و سامانه باید داده‌های موجود یا سوابق مشابه را گروه‌بندی کند استفاده می‌شود [9].

در این روش‌ها که در ادامه به جزئیات آنها پرداخته خواهد شد، مجموعه داده‌های آموزش نیز نقش مهمی دارند. این داده‌ها ممکن است برچسب دار و یا بدون برچسب باشند. به عنوان نمونه، در سامانه‌های ماشین خودران یک هدف مهم تشخیص شیء از روی تصاویر است. وقتی خودرو انسان را در دوربین تشخیص می‌دهد باید سرعتش را کم کند. در این مثال، داده‌های ورودی ممکن است میلیون‌ها تصویر باشد. چنانچه اطلاعات نوع شیء (به عنوان مثال، یک انسان یا یک درخت) برای این تصویر موجود باشد، داده‌ها برچسب‌گذاری می‌شوند. بدیهی است که داده‌های برچسب‌گذاری شده برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین مفیدتر خواهند بود، اما در بیشتر مواقع برای برچسب‌گذاری داده‌ها به کار مقدماتی زیادی نیاز است که توسط انسان انجام می‌شود. در اینجا به انواع روش‌های یادگیری ماشین ابتدا به صورت خلاصه در یک جدول و سپس به جزئیات بیشتر آنها پرداخته می‌شود [2].

جدول ۳.۳ انواع یادگیری ماشین

انواع	توضیح مختصر
تحت نظارت	یادگیری تحت نظارت با داده‌های برچسب‌دار موسوم به داده‌های آموزش اجرا می‌شود. این داده‌ها یک بخش تصادفی از کل مجموعه داده‌ها است. در این فرآیند، رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی بر اساس مدل‌های ریاضی، به عنوان مدل یادگیری ماشین، ذخیره و الگوی بین داده‌های ورودی و خروجی برای ماشین کشف می‌شود. این روش یادگیری، برای پیش‌بینی خروجی مناسب بر اساس هر داده ورودی جدید، دقیقاً مانند الگوی نهفته در مجموعه داده‌های آموزش عمل می‌کند.
بدون نظارت	یادگیری بدون نظارت متکی به داده‌های بدون برچسب است. تعریف هدف در یادگیری بدون نظارت دشوار است، و الگوریتم‌های بسیار محدودی برای این نوع یادگیری وجود دارد. در یادگیری بدون نظارت سعی می‌شود الگوها و بینش‌های پنهان از داده‌های آموزش بدون برچسب، استخراج شود.

از جریان ثابتی از داده‌های جدید استفاده می‌شود تا مدل بتواند بهترین راهبردها را بیاموزد. خروجی در یادگیری تقویتی به طور معمول یک اقدام یا دنباله‌ای از اقدامات است. یادگیری تقویتی در واقع توسعه برنامه‌ریزی پویا است و گاهی به آن برنامه‌ریزی تقریبی پویا نیز گفته می‌شود. یادگیری تقویتی از آزمون و خطای شدید برای بهبود تجربه خود استفاده می‌کند و از تجربیات آموخته شده برای تعیین بهینه گام بعدی، یعنی قدمی که آن را به دستیابی به هدف نزدیک‌تر می‌کند، استفاده می‌کند.	تقویتی
روش‌های گروهی به طور کلی قدرت پیش‌بینی بالایی دارند. با این حال، تفسیر نحوه تصمیم‌گیری آنها چندان آسان نیست. در روش‌های گروهی چندین یادگیرنده ضعیف با یک یادگیرنده قوی ترکیب می‌شود تا عملکرد قوی در مجموعه داده‌های پیچیده رخ دهد. دو روش معمول برای یادگیری گروهی، بسته‌بندی داده‌ها و توان‌افزایی است.	گروهی یا ترکیبی
یادگیری عمیق برای کار با مجموعه داده‌ها با ابعاد بالا، با ویژگی‌های فراوان و تخصصی است. تجزیه و تحلیل تصاویر برای تشخیص اشیاء با حجم عظیمی از داده همراه می‌باشد که تنها با یادگیری نوع عمیق قابل اجرا است. از یادگیری عمیق اغلب برای داده‌های غیر معمول از قبیل تصاویر، فیلم‌ها و فایل‌های متنی بدون ساختار استفاده می‌شود. فناوری‌های بینایی رایانه‌ای و پردازش زبان طبیعی دارای بیشترین کاربرد در یادگیری عمیق هستند.	یادگیری عمیق

یادگیری تحت نظارت^۱

بیشتر موفقیت‌های سال‌های اخیر در یادگیری ماشین مربوط به نوع تحت نظارت است که در آن نمونه‌های زیادی از پاسخ صحیح برای یک مشکل خاص، به ماشین داده می‌شود. بنا به بسیاری گزارشات، اکثر موضوعات یادگیری ماشین در سازمان‌ها از این نوع است.

این روش تقریباً همیشه شامل نتیجه‌گیری از مجموعه‌ای از ورودی‌ها (X)، به مجموعه‌ای از خروجی‌ها (Y) است. برای مثال، ورودی‌ها ممکن است تصاویری از حیوانات مختلف، و خروجی‌های صحیح ممکن است برچسب‌هایی برای آن حیوانات از قبیل سگ، گربه، اسب باشد. در جای دیگر، ورودی‌ها ممکن است فرازهایی از صداهای ضبط شده باشد و خروجی‌ها ممکن است کلماتی از قبیل بله، نه، سلام، خداحافظ و امثال آن باشند.

همانطور که دو پیش‌گام در این زمینه، به نام‌ها تام میچل و مایکل آی جردن، خاطر نشان کردند، بیشتر پیشرفت‌های اخیر در یادگیری ماشین شامل نقشه برداری از مجموعه‌ای از ورودی‌ها به مجموعه‌ای از خروجی‌ها است [1].

¹¹ Supervised Machine Learning

جدول ۳.۴ سامانه‌های یادگیری تحت نظارت

اهداف	خروجی Y	ورودی X
تشخیص سخن	رونویسی	ضبط صدا
روبات‌های تجاری	پیش‌بینی آینده بازار	داده‌های سوابق بازار
برچسب‌گذاری عکس‌ها	عنوان	عکس برداری
تحقیق و توسعه داروسازی	درجه تأثیر درمان	خصوصیات شیمیایی داروها
تشخیص تقلب	آیا تراکنش فریبکاری است؟	جزئیات تعاملات فروشگاه‌ها
توصیه‌های تغذیه	نظر مشتری	ترکیبات دستورالعمل تغذیه
حفظ مشتری	رفتار خرید در آینده	سوابق خرید
مدیریت چراغ راهنما	جریان ترافیک	مکان و سرعت خودروها
تشخیص چهره	نام‌ها	چهره‌ها

یادگیری تحت نظارت بر روی داده‌های برچسب دار آموزش داده می‌شود. داده‌هایی که برای یادگیری ماشین و یافتن الگوهای مناسب استفاده می‌شوند، داده‌های آموزش نام دارند و به طور معمول یک بخش تصادفی از کل مجموعه داده هستند. در این فرآیند، رایانه رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی را بر اساس مدل‌های ریاضی یاد می‌گیرد و آن را به عنوان یک مدل یادگیری ماشین ذخیره می‌کند. با اجرای فرآیند یادگیری ماشین، الگوی بین داده‌های ورودی و خروجی برای ماشین کشف شده و می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی مناسب بر اساس هر داده ورودی جدید، دقیقاً مانند مجموعه داده‌های آموزش عمل کند [2].

در سامانه‌های موفق اغلب از مجموعه‌های آموزش با هزاران یا حتی میلیون‌ها مثال استفاده می‌کنند که هر کدام با پاسخ صحیح برچسب‌گذاری می‌شود. سپس سامانه را آزاد می‌کنند تا به نمونه‌های جدید نگاه کند. اگر آموزش به خوبی پیش رفته باشد، سامانه پاسخ‌ها را با دقت بالایی پیش‌بینی می‌کند [1].

شایان ذکر است که این نوع روش یادگیری ماشین را می‌توان پس از استقرار هم بهبود بخشید. هنگامی که سامانه داده‌های آموزش بیشتری در اختیار داشته باشد، می‌تواند مدل‌های جدیدی را برای کشف الگوها و روابط جدید یاد بگیرد. در مثال ماشین خودران، می‌توان یک مدل یادگیری ماشین را بر اساس داده‌های آموزش با دو نوع تصویر (برای مثال، انسان و درخت) آموزش داد بنحویکه بعداً از این مدل برای تشخیص انسان یا درخت روی هر تصویر جدید استفاده کند. پس از مدتی، می‌توان تصاویری از پرندگان را هم جمع‌آوری نمود. سپس مدل قبلی یادگیری

ماشین را بر روی مجموعه تصاویر جدید (پرندگان) با آموزش تقویت کرد تا پرندگان را علاوه بر انسان و درخت، در هر تصویر جدید شناسایی کند.

در این مثال، برچسب خروجی یک برچسب دسته‌بندی گسسته مانند انسان، درخت یا پرنده است که آن را الگوریتم دسته‌بندی می‌نامند. با این حال، برچسب خروجی می‌تواند یک عدد (احتمال وجود یک انسان در تصویر) باشد. این الگوریتم را رگرسیون می‌نامند. در برنامه‌های کاربردی در دنیای واقعی، ممکن است بین این دو موضوع همپوشانی وجود داشته باشد [2].

در هر موقعیتی که در آن داده‌های زیادی در مورد رفتار (برای مثال رفتار مشتری) وجود داشته باشد کاربرد بالقوه‌ای برای سامانه‌های یادگیری تحت نظارت فراهم شده است. به گفته مدیران حوزه مصرف‌کننده در شرکت آمازون، سامانه‌های یادگیری تحت نظارت برای ارائه توصیه‌های شخصی به مشتریان، تا حد زیادی جایگزین الگوریتم‌های ساده مبتنی بر حافظه شده است. اینها سامانه‌های کارآمد و قوی‌تری مبتنی بر یادگیری ماشین برای تنظیم سطوح موجودی و بهینه‌سازی زنجیره‌های تأمین به‌منظور جایگزینی الگوریتم‌های کلاسیک هستند. در حوزه بانکی نیز برای بررسی قراردادهای وام‌های کسب‌وکار از سامانه‌های هوش مصنوعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت نظارت استفاده می‌شود و در برخی موارد حجم کار انسان به میزان ۳۶۰۰۰۰ نفر ساعت از فرآیندهای موجود حذف شده است. در حوزه پزشکی هم برای تشخیص سرطان از سامانه‌های هوش مصنوعی متکی به یادگیری تحت نظارت به خوبی استفاده می‌شود و تلاش کارشناسان حرفه‌ای در بررسی تصویرها و آزمایشات کاملاً حذف شده است [1].

از آنجا که برچسب‌گذاری مجموعه داده‌ها و استفاده از آن برای آموزش در یادگیری ماشین تحت نظارت نسبتاً ساده است، سامانه‌های یادگیری تحت نظارت نسبت به سامانه‌های بدون نظارت کاربرد بیشتری دارند.

یادگیری بدون نظارت

یادگیری ماشین بدون نظارت متکی به داده‌های بدون برچسب است. مزیت یادگیری بدون نظارت این است که برای برچسب‌گذاری داده‌ها به تلاش نیروی انسانی نیازی نیست. البته در طول چند دهه اخیر، یادگیری بدون نظارت توسط جامعه متخصصان یادگیری ماشین نادیده گرفته شده است، عمدتاً به این دلیل که تعریف هدف در یادگیری بدون نظارت دشوار است، و الگوریتم‌های بسیار محدودی برای یادگیری بدون نظارت وجود دارد. گرچه، استخراج الگوها از داده‌های بدون برچسب دشوار است. اما به هر حال، در یادگیری بدون نظارت سعی می‌شود الگوها و بینش‌های پنهان از داده‌های آموزش بدون برچسب استخراج شود. برای مثال در طرح خودروی خودران، از آنجا که حجم زیاد تصاویر به عنوان داده‌های ورودی، برچسب‌دار نیستند، در یادگیری

بدون نظارت سعی می‌شود رابطه بین تصاویر را شبیه الگوریتم خوشه‌بندی پیدا کنند. در این الگو، با وجود اطلاعات بدون برچسب، برای هر تصویر جدید یک کلاس تشکیل می‌شود تا الگوریتم یادگیری بدون نظارت بتواند آن را طبقه‌بندی کند [2].

جالب این است که انسان هم به روش یادگیری عالی و بدون نظارت عمل می‌کند. چرا که بیشتر دانش خود را از جهان اطراف، (مانند نحوه تشخیص اشیا) با داده‌های کم یا بدون برچسب، دریافت می‌کند [1].

یادگیری تقویتی^۱

روش مدل‌های یادگیری تقویتی متفاوت از یادگیری تحت نظارت و بدون نظارت است، چرا که به جای تکیه بر داده‌های مشابه و سوابق، در اینجا از جریان ثابتی از داده‌های جدید استفاده می‌شود تا مدل بتواند بهترین راهبردها را بیاموزد. با استفاده از یادگیری تقویتی، هوش مصنوعی توانست بازیکنان کلاس جهانی در بازی‌هایی مانند Go و StarCraft را شکست دهد.

در این روش، تا کنون پیشرفت‌های زیادی تجربه شده است. این یک روش عالی برای شخصی‌سازی تجربیات کاربر و یادگیری در طول زمان است و تعامل بسیار خوبی با کاربران را فراهم می‌کند [9]. برای مثال، در طرح خودروهای خودران، در حالی که الگوریتم یادگیری تقویتی به طور مدام دنباله‌ای از اقدامات را بررسی می‌کند، اقدام ضروری در هر لحظه، ممکن است به چپ یا راست راندن، یا حرکت مستقیم باشد.

خروجی در یادگیری تقویتی به طور معمول یک اقدام یا دنباله‌ای از اقدامات است و هر از گاهی تنها ویژگی نظارتی در آن، امتیاز عددی مثبت یا منفی است. هدف یادگیری تقویتی کشف اقدامات به منظور به حداکثر رساندن این امتیازات است. بنابر این آموزش در یادگیری تقویتی برای یافتن رفتار یا عمل بهینه است که با یک امتیاز مثبت تقویت می‌شود. یادگیری تقویتی شبیه یادگیری راه رفتن نوزادان است، نوزاد بر اساس نتایج رفتار خود امتیاز دریافت می‌کند و فعالیت بعدی خود را تنظیم می‌کند. برای مثال، آیا تلاش نوزاد در مرحله قبل باعث افتادن او شد یا خیر [2].

یادگیری تقویتی یک حوزه کوچک اما در حال رشد است. این رویکرد در بازی‌های ویدئویی Atari و بازی‌های دیگر مانند Go موفق بود. همچنین به بهینه‌سازی مصرف برق در مراکز داده و توسعه راهبردهای معاملاتی در بازار سهام کمک می‌کند. از این روش در روبات‌های Kindred برای شناسایی و مرتب سازی اشیایی که قبلاً با آن‌ها روبرو نشده، استفاده می‌شود و در کارخانجات، به انتخاب اقلام و مکان آنها سرعت می‌بخشد.

¹ Reinforcement Learning

در سامانه‌های یادگیری تقویتی، برنامه نویس وضعیت فعلی سامانه، هدف، اقدامات مجاز، و عناصر محیطی را مشخص می‌کند، و نتایج را برای هر یک از فعالیت‌ها محدود می‌کند. با استفاده از اقدامات مجاز، سامانه چگونگی نزدیک شدن به هدف را تا حد امکان کشف می‌کند. این سامانه‌ها زمانی به خوبی کار می‌کنند که برنامه نویس بتواند هدف را مشخص کند، اما لزوماً نحوه رسیدن به آن را مشخص نمی‌کند. به عنوان مثال، شرکت مایکروسافت از یادگیری تقویتی برای انتخاب سرفصل‌های خبری MSN.com استفاده می‌کند. در این روش، زمانی که بازدید کننده بیشتری روی برخی پیوندها کلیک می‌کند، آن خبرها امتیازات بیشتری توسط سامانه دریافت می‌کنند. این سامانه سعی می‌کند امتیازات خود را بر اساس قوانینی که طراحان به آن داده‌اند، به حداکثر برساند. البته، این بدان معناست که یادگیری تقویتی برای هدفی که طراحان تعیین می‌کنند بهینه می‌شود. بنابر این تعیین هدف به طور صحیح و واضح بسیار مهم است [1].

یادگیری تقویتی در واقع توسعه برنامه‌ریزی پویا است و گاهی به آن برنامه‌ریزی تقریبی پویا^۱ نیز گفته می‌شود و در مواردی استفاده می‌شود که مشکلات بسیار پیچیده‌تر از تغییر سکه یا بازی‌های رومیزی ساده است و ناشناخته‌های بیشتری در مورد وضعیت‌های هر حرکت که انجام می‌شود وجود دارد.

یادگیری تقویتی از آزمون و خطای شدید برای بهبود تجربه خود استفاده می‌کند و از تجربیات آموخته شده برای تعیین بهترین گام بعدی، یعنی قدمی که آن را در دستیابی به هدف نزدیک‌تر می‌کند، استفاده می‌شود. در این رویکرد، پاسخ صحیح هرگز به ماشین آموزش داده نمی‌شود، و اشتباهات به صراحت تصحیح نمی‌شوند. ماشین همه اینها را خودش از طریق تکرار آزمون و خطا یاد می‌گیرد [4].

روش‌های گروهی یا ترکیبی^۲

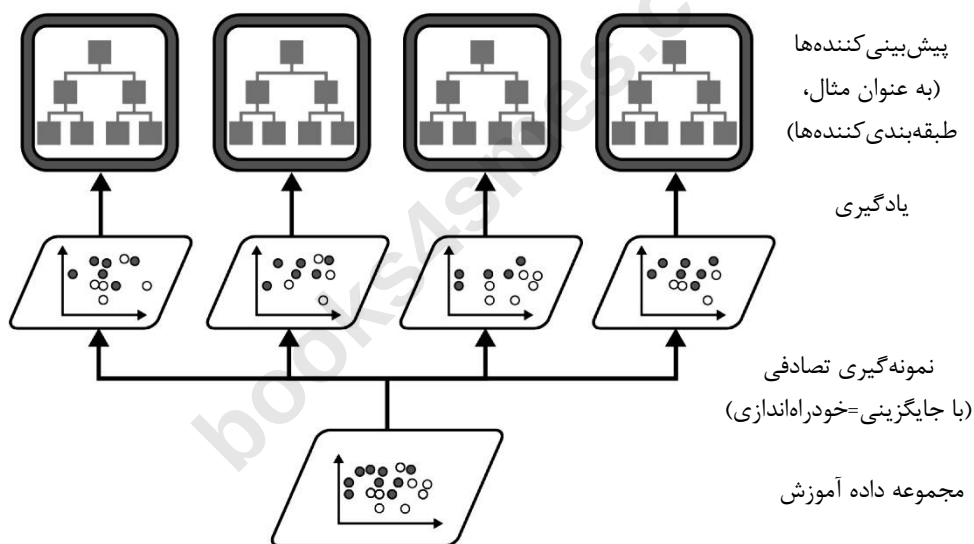
روش‌های گروهی به طور کلی قدرت پیش‌بینی بالایی دارند. با این حال، تفسیر نحوه تصمیم‌گیری آنها چندان آسان نیست. رگرسیون‌ها و درخت‌های تصمیم بسیار ساده هستند و نحوه کار آنها به راحتی قابل توضیح است. اما روش‌های گروهی تقریباً در انتهای دیگر این طیف قرار دارند. هر دو الگوریتم‌های رگرسیون و درخت تصمیم به طور معمول یادگیرندگان ضعیفی هستند، به این معنی که اگر روابط داده‌ها پیچیده‌تر شد، با مشکل مواجه می‌شوند. برای مثال، رگرسیون نمی‌تواند با داده‌های غیر خطی به خوبی کار کند، و درخت تصمیم برای هر متغیر در مجموعه داده‌ها تنها یک بار می‌تواند عمل تقسیم را انجام دهد.

¹ Approximate Dynamic Programming

² Ensemble Learning Methods

برای حل این مشکلات، روش‌های گروهی این امکان را می‌دهند که چندین یادگیرنده ضعیف با یک یادگیرنده قوی ترکیب شود تا عملکرد قوی در مجموعه داده‌های پیچیده رخ دهد. دو روش معمول برای یادگیری گروهی، بسته‌بندی داده‌ها^۱ و توان‌افزایی^۲ است، که از طریق ترکیب یادگیرندگان ضعیف اجرا می‌شوند.

در روش بسته‌بندی سعی می‌شود چندین یادگیرنده ضعیف با آموزش مدل‌های مختلف به صورت جداگانه ترکیب و سپس با یک فرآیند میانگین‌گیری ترکیب شوند. شکل زیر نحوه عملکرد بسته‌بندی را نشان می‌دهد. در لایه میانی، چهار مدل را می‌توان مشاهده نمود که همگی بر روی یک مجموعه داده آموزش اجرا شده‌اند. این بسته‌بندی می‌تواند چهار درخت تصمیم باشد که هر کدام از آنها یک پیش‌بینی جداگانه برای لایه بالاتر انجام می‌دهد. پیش‌بینی نهایی، تجمیع این چهار نتیجه خواهد بود [9].



شکل ۳.۳ روش بسته‌بندی داده‌ها

اما در توان‌افزایی از روشی استفاده می‌شود که سامانه‌های هوش مصنوعی به طور معمول در مقابل یکدیگر بازی می‌کنند. برای نمونه، وقتی راه‌حل AlphaGo متعلق به شرکت DeepMind ، با یک نسخه کمی متفاوت از خودش بازی می‌کرد، پس از هزاران بازی توانست به سطح بالای بهبود برسد. در حالیکه اگر فقط از بازی با انسان یاد می‌گرفت، می‌توانست حداکثر به خوبی

^۱ Bagging

^۲ Boosting

انسان‌ها باشد. در این رویکرد جنگی، که به شبکه‌های مولد متخاصم^۱ شناخته می‌شود، به الگوریتم‌ها اجازه می‌دهد تا خودشان را بهینه کنند، و این یک راه عالی برای اجرای شبیه سازها برای آزمایش پایداری سامانه‌های هوش مصنوعی و اجرای سناریوهای مختلف بازی‌های جنگی است.

یکی از نقاط ضعف در رویکردهای بهینه‌سازی در هوش مصنوعی این است که سامانه‌ها به دستاوردهای کوتاه مدت به قیمت راهبرد بلند مدت تمایل دارند. پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی باعث شد تعدادی از سامانه‌های مختلف، به ویژه در مواردی که دامنه پیچیده است، برای ارائه هر دو دیدگاه ترکیب شوند. در این ترکیب، الگوریتم راهبرد به بهترین حرکت بعدی نگاه می‌کند، در حالی که الگوریتم ارزش به چگونگی پایان حل مشکل یا بازی توجه می‌کند.

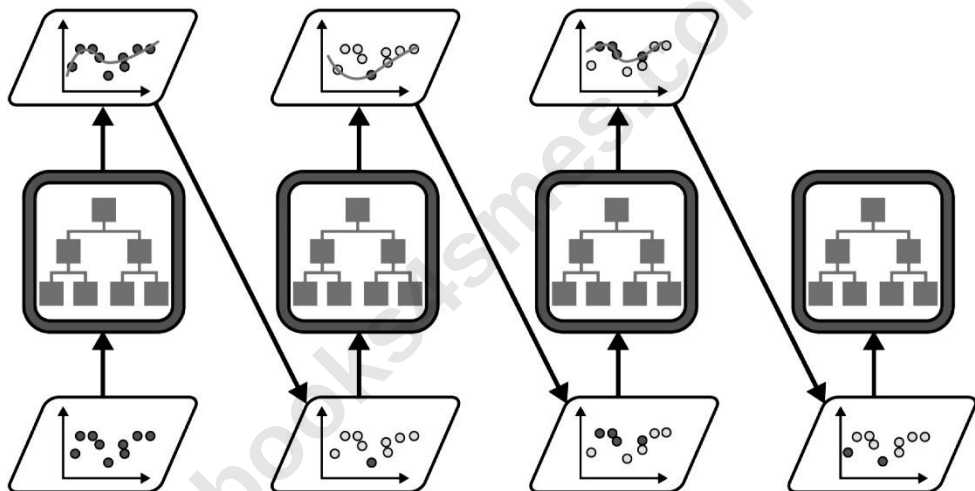
سپس این دو الگوریتم می‌توانند با هم کار کنند تا بهترین نتیجه را ارائه دهند. شرکت فیس بوک قبلاً عوامل روبات گفتگو را برای تعامل ساده آموزش می‌داد و در برخی موارد این کار به خوبی انسان انجام می‌گرفت. این شرکت برای اولین بار از یادگیری تحت نظارت بر روی تعداد زیادی سناریوهای مذاکره انسان با انسان استفاده کرد. این مرحله به آنها کمک کرد تا با نقشه برداری بین زبان و معنی از رفتار انسان‌ها تقلید کنند. اما این شیوه نتوانست به خوبی به آنها کمک کند تا به اهداف خود برسند.

اما بعدها، شرکت فیس بوک، برای دستیابی به اهداف ایده‌آل در خدمات روبات گفتگوی خود، از یادگیری توان‌افزایی استفاده کرد، بنحویکه در آن دو عامل هوش مصنوعی مذاکره با یکدیگر را تمرین می‌کردند. اما در این مرحله لازم بود مدل زبان را در جای خود اصلاح کند، چرا که دریافتند اگر این عوامل ماشینی به یادگیری عناصر زبان به همین شیوه ادامه دهند، ممکن است به ایجاد زبان خصوصی بین خودشان منجر شود. در پایان هر مذاکره، عامل روبات بر اساس تعاملی که موفق به انجام آن شده بود، پاداش می‌گرفت. سپس از طریق مدل بازخورد ادامه می‌یافت تا یادگیری توان‌افزایی شده و روبات گفتگو را به مذاکره کننده بهتری تبدیل کند. پس از این نوع یادگیری، اکنون روبات گفتگو می‌تواند در موارد مشابه با انسان‌ها مذاکره کند، و نتیجه بهتری کسب نماید [4].

در روش توان‌افزایی به طور متوالی مدل‌هایی به یک مجموعه اضافه می‌شود و هر کدام خطاهای نسخه قبلی خود را تصحیح می‌کنند. این یک روش رایج و قدرتمند است. دو روش

¹ Generative Adversarial Networks

شناخته شده در توان‌افزایی، توان‌افزایی سازگار^۱ و توان‌افزایی گرادیان^۲ است. شکل زیر نمای مفهومی از نحوه کارکرد روش توان‌افزایی را نشان می‌دهد. فرآیند آموزش از پایین سمت چپ شروع می‌شود و اولین مدل (به عنوان مثال، از نوع درخت تصمیم) آموزش داده می‌شود و اولین پیش‌بینی را با خطای نسبتاً زیاد به لایه بالاتر ارسال می‌کند. در مرحله بعد، درخت تصمیم دیگری آموزش داده می‌شود که سعی می‌کند اشتباهاتی که از مدل قبلی به دست آمد را تصحیح کند و نتیجه را با خطای کمتری نسبت به محاسبه قبل، به لایه بالاتر از خودش ارسال کند. این فرآیند چندین بار تکرار می‌شود تا زمانی که خطاها کوچکتر و کوچکتر شوند و بهترین نتیجه به دست آید. در شکل مفهومی زیر، سه تکرار تا حصول نتیجه نهایی که در گوشه پایین سمت راست است، انجام شده است [9].



شکل ۳.۴ روش توان‌افزایی

یک روش دیگر در روش گروهی یا ترکیبی، جنگل تصادفی است. این روش درخت‌های تصمیم را به چندین زیر درخت تقسیم می‌کند تا همبستگی کمتری بین آنها وجود داشته باشد. البته تفسیر روش‌های گروهی یا ترکیبی بسیار سخت‌تر از رگرسیون یا درخت تصمیم است. با این حال، در بیشتر موارد این الگوریتم‌ها عملکرد بهتری دارند. رویکردی که باید در پیش گرفت به اهداف موضوع بستگی دارد. اگر به تفسیر و درک مدل یادگیری ماشین توسط کاربران

¹ Adaptive Boosting

² Gradient Boosting

و سایر ذی‌نفعان نیاز است، به روش‌های ترکیبی نیازی نیست و استفاده از یک مدل با دقت کمتر، مانند درخت تصمیم یا رگرسیون توصیه می‌شود [9].

یادگیری عمیق

یادگیری عمیق، زیر مجموعه‌ای از یادگیری ماشین است که به رایانه، روبات و تجهیزات هوشمند اجازه می‌دهد تا اشیاء را با توانایی‌های نزدیک به انسان تشخیص دهند. در سطوح پایین‌تر، الگوریتم‌های یادگیری ماشین پردازش روی تصاویر را انجام و ویژگی‌ها را از آنها استخراج می‌کنند. در سطوح بالاتر، آنها کارهای پیشرفته‌تری مانند طبقه‌بندی تصاویر، استنتاج در مورد اینکه آیا شیء موجود در تصویر متعلق به یک کلاس خاص از اشیاء است یا خیر را انجام می‌دهند. سامانه‌های بینایی رایانه‌ای هوشمند و مقیاس‌پذیر در بالاترین سطح، با یادگیری عمیق می‌توانند اشیاء را در تصاویر و ویدئوها شناسایی و به آنها واکنش نشان دهند [7].

یادگیری عمیق به انواع رویکردها و روش‌های یادگیری ماشین برای کار با مجموعه داده‌ها با ابعاد بالا، و داده‌هایی با ویژگی‌های فراوان و تخصصی اشاره می‌کند. تجزیه و تحلیل تصاویر برای تشخیص اشیاء با حجم عظیمی از داده همراه است که تنها با یادگیری‌های نوع عمیق قابل اجرا است. در یک تصویر نسبتاً کوچک با وضوح 300×300 پیکسل، تعداد ۹۰۰۰۰ پیکسل وجود دارد. در تصاویر رنگی قرمز، سبز، و آبی، این تعداد پیکسل به سه برابر افزایش می‌یابد. در این موارد تنها از روش‌ها یا الگوریتم‌های یادگیری عمیق در هوش مصنوعی کمک گرفته می‌شود و سایر الگوریتم‌ها پاسخگو نیستند. به همین دلیل از یادگیری عمیق اغلب برای داده‌های غیر معمول از قبیل تصاویر، فیلم‌ها و فایل‌های متنی بدون ساختار استفاده می‌شود. فناوری‌های بینایی رایانه‌ای و پردازش زبان طبیعی دارای بیشترین کاربرد در یادگیری عمیق هستند [9]. از بین الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌توان به شبکه‌های عصبی اشاره نمود که غیر از لایه‌های ورودی و خروجی با افزودن لایه‌های بیشتر، قدرت بیشتری برای انجام کارهای پیچیده‌تر دارند. با شبکه‌های عصبی با بیش از یک لایه پنهان و معماری پیچیده‌تر، وظایف فرعی مختلفی را می‌توان انجام داد [2].

زمانی که تعداد لایه‌های پنهان در یک شبکه عصبی بیش از دو لایه باشد، آن را شبکه عصبی عمیق می‌گویند و الگوریتم یادگیری در شبکه‌های عمیق را یادگیری عمیق می‌نامند. بسیاری از الگوریتم‌ها روی داده‌های ساخت یافته و جدول که به طور معمول در صفحات گسترده یا پایگاه‌های داده یافت می‌شوند، به خوبی کار می‌کنند. برای انواع دیگر داده‌ها مانند تصویر یا متن، به الگوریتم‌های دیگری نیاز است که اغلب خوراک یادگیری عمیق هستند.

در حال حاضر، روی سامانه‌های یادگیری عمیق کارهای زیادی انجام شده که آنها را تا حد امکان هوشمند و سریع کنند. این سامانه‌ها به طور قابل توجهی رویکردهای مبتنی بر عدد را سرعت می‌بخشند، اما نمی‌توانند الگوریتم‌های نمادین هوش مصنوعی را سرعت ببخشند. یکی از مشکلات آنها این است که نمی‌توان از یادگیری عمیق برای پدیده‌های تک رویدادی یا جایی که توضیحی در مورد چگونگی استخراج پاسخ‌های آنها لازم است، از قبیل موضوعات پزشکی، دارایی‌های با ارزش بالا، فناوری مالی و امثال اینها، استفاده کرد [3].

از زمان ظهور الگوریتم‌های عمیق در یادگیری ماشین، نه تنها عملکرد، بلکه پیچیدگی الگوریتم‌های آن نیز به شدت افزایش یافته است. افزایش پیچیدگی این الگوریتم‌ها به نوبه خود مجموعه‌ای منحصر به فرد از چالش‌ها را هم برای طراحان و هم برای اعتبار سنجی سامانه‌ها ایجاد کرده است. از آنجا که انجام آزمایش و اعتبار سنجی هر دو توسط کاربر بسیار زمان بر و پرهزینه است، آزمایش مبتنی بر شبیه‌سازی و اعتبار سنجی توسط کاربر، یعنی اعتبار سنجی هم در شرایط آزمایشگاهی و هم دنیای واقعی، اغلب روشی برتر برای کوتاه کردن زمان چرخه توسعه و به طور کامل برای رسیدن به سطح بالاتر در بلوغ سامانه‌ها شناخته شده است [7].

انواع الگوریتم‌ها در یادگیری ماشین

در یادگیری ماشین از الگوریتم‌های زیادی استفاده می‌شود که در این بخش به اختصار و تا حد ممکن به تک‌تک آنها اشاره می‌شود. الگوریتم‌های رگرسیون، درخت‌های تصمیم و روش‌های ترکیبی^۱ بیشترین کاربردها را دارند و حدود ۹۰ درصد موضوعات تحت نظارت در کسب‌وکارها را پوشش می‌دهند. انواع الگوریتم‌ها در اینجا به سه دسته رگرسیون‌ها، شبکه‌های عصبی، و سایر تقسیم شده‌اند [9].

جدول ۳.۵ دسته اول: رگرسیون‌ها

نوع	توضیح مختصر
خطی	رگرسیون خطی یکی از ضروری‌ترین الگوریتم‌ها برای درک (شناخت) در یادگیری ماشین است و بر اساس داده‌های ورودی از نوع عددی و یک تابع خطی، داده‌های خروجی از نوع عددی محاسبه یا پیش‌بینی می‌شود. در رگرسیون خطی، ویژگی‌ها مستقل، و رابطه آنها با خروجی خطی است.

¹ Ensemble Methods

لجستیک	رگرسیون لجستیک یک رگرسیون خطی اما برای کاربرد در طبقه‌بندی است و با کلاس‌های قابل جداسازی خطی عملکرد بسیار خوبی دارد.
چند جمله‌ای	این مدل می‌تواند هم رابطه خطی و هم رابطه غیرخطی را به خوبی حل کند. در رگرسیون چند جمله‌ای، ویژگی‌های اصلی به ویژگی‌های چند جمله‌ای با n درجه تبدیل و سپس با استفاده از یک مدل خطی پردازش می‌شوند.
ماشین بردار پشتیبان	از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص چهره، طبقه‌بندی تصاویر، دسته‌بندی متن و غیره استفاده می‌شود. هدف این مدل ایجاد بهترین خط یا مرز تصمیم است که بتواند فضای n بعدی را به کلاس‌ها تفکیک کند تا بتوان به راحتی نقطه داده جدید را در دسته‌بندی صحیح قرار داد. مرز بهترین تصمیم، شبه صفحه نامیده می‌شود. تفاوت اصلی بین دو الگوریتم رگرسیون و ماشین بردار پشتیبان در این است که اولی با رویکرد احتمال، در حالی که ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر رویکردهای آماری است.

رگرسیون خطی

رگرسیون خطی یکی از ضروری‌ترین الگوریتم‌ها برای درک (شناخت) در یادگیری ماشین است. زیرا به بسیاری از مفاهیم، قدرت درک بهتری می‌دهد. رگرسیون لجستیک، درخت‌های تصمیم، تحلیل سری‌های زمانی و حتی شبکه‌های عصبی از رگرسیون خطی در هسته خود استفاده می‌کنند. توضیح روش رگرسیون خطی ساده، اما تسلط بر همه جوانب آن سخت است. در رگرسیون خطی، بر اساس داده‌های ورودی از نوع عددی و یک تابع خطی، داده‌های خروجی از نوع عددی محاسبه یا پیش‌بینی می‌شود [9].

در یک موقعیت بسیار ساده، ممکن است فقط یک ویژگی x وجود داشته باشد. رگرسیون خطی خروجی y را با استفاده از معادله $y = ax + b$ محاسبه می‌کند، که در آن a شیب رابطه یا ضریب وابستگی و b یک مقدار صحیح است. مدل رگرسیون خطی در تلاش برای یافتن شیب و مقدار صحیح^۱ است و رابطه بین ورودی و خروجی را به بهترین شکل نشان دهد. رگرسیون خطی بر پایه دو فرض اصلی بنا شده است [2]:

- فرض اول: ویژگی‌ها باید مستقل از یکدیگر، اما تغییرات یک موضوع یا حادثه را نشان می‌دهند.
- فرض دوم: رابطه بین ویژگی‌ها و متغیر خروجی باید خطی باشد، یعنی زمانی که یک متغیر افزایش می‌یابد، متغیر خروجی نیز باید با یک الگوی ثابت افزایش یا کاهش یابد.

¹ Correction Term

عملکرد مدل رگرسیون خطی ممکن است با تغییرات، ضعیف تا خیلی خوب باشد. چرا که عملکرد این مدل به شدت به داده‌ها بستگی دارد و اینکه داده‌ها چقدر با مفروضات رگرسیون خطی مطابقت دارند. اگر متغیرهای ورودی واقعاً مستقل باشند و با متغیرهای خروجی رابطه خطی داشته باشند، این مدل نسبت به شبکه عصبی عملکرد بهتری خواهد داشت. اما اگر داده‌ها دارای الگوی غیر خطی باشند، رگرسیون خطی انتخاب خوبی نخواهد بود. به عنوان مثال، اگر مقدار مشخصی از داده‌ها با مفروضات رگرسیون خطی مطابقت داشته باشند، اما ناگهان ضریب رابطه با متغیر هدف تغییر کند، روابط داده‌ها شرطی می‌شود. در این نوع روابط شرطی، بهتر است از الگوریتم‌های دیگر مانند درخت تصمیم استفاده شود.

در بیشتر موارد، رگرسیون خطی با بیش از یک متغیر ورودی کار می‌کند و ممکن است اشکال مختلفی را نسبت به خطوط مستقیم مدل سازی کند. رگرسیون چند جمله‌ای نیز یک نمونه از این وضعیت است [9].

در دنیای واقعی به موارد پیچیده‌تر از آنچه تاکنون بیان شد برخورد می‌شود، که در آن، همانطور که در جدول زیر نشان داده شده، چندین ویژگی به عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شود. در این مواقع به جای رگرسیون خطی از رگرسیون مرکب یا چند متغیره^۱ استفاده می‌شود. در رگرسیون مرکب رابطه بین ورودی‌ها با چند متغیر یا ویژگی مستقل، و خروجی مد نظر است.

جدول ۳.۶ نمونه داده‌های آموزش برای خودروی خودران

ویژگی اول برای فاصله خودرو، عدد ۱ یعنی خودرو به خودروی جلویی نزدیک است.	ویژگی دوم برای انسان، عدد ۱ یعنی انسان در مقابل خودرو است.	ویژگی سوم برای هوای طوفانی، عدد ۱ یعنی هوا طوفانی است.	ویژگی چهارم برای هوای بارانی، عدد ۱ یعنی هوا بارانی است.	هدف یا خروجی y، عدد یک کاهش سرعت، عدد صفر عدم کاهش سرعت.
1	1	1	1	1
0	1	0	0	1
0	0	1	0	0
1	1	0	1	1
1	0	1	0	1
0	0	0	0	0
1	0	0	0	1
0	1	0	0	0
1	1	0	0	1
1	1	0	0	0

¹ Multiple Regression

این نوع رگرسیون را رگرسیون چند متغیره به شرح فرمول زیر می‌گویند، که در آن n تعداد کل متغیرها یا ویژگی‌های مستقل است.

$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_ix_i + \dots + w_nx_n + b$$

رگرسیون لجستیک^۱

رگرسیون لجستیک، علی‌رغم نامش که رگرسیون است، اما یک مدل طبقه‌بندی می‌باشد. این یک روش ساده و کارآمد برای طبقه‌بندی دو دویی و خطی است که با کلاس‌های قابل جداسازی خطی عملکرد بسیار خوبی دارد. رگرسیون لجستیک یک الگوریتم قدرتمند از نوع تحت نظارت در یادگیری ماشین است که به طور گسترده در صنعت استفاده می‌شود. مدل رگرسیون لجستیک، مانند آدالین و پرسپترون، روش‌های آماری برای طبقه‌بندی دو دویی هستند و آنها را می‌توان به چند طبقه تعمیم داد. به زبان ساده، رگرسیون لجستیک یک رگرسیون خطی اما برای کاربرد طبقه‌بندی است و محدوده آن بین صفر و یک است. این به دلیل اعمال یک تبدیل غیر خطی ورودی به نسبت شانس است. نسبت شانس ارتباط بین یک ویژگی خاص با یک ویژگی دیگر در یک جامعه آماری را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر وجود یا عدم وجود ویژگی الف چگونه بر وجود یا عدم وجود ویژگی ب اثر می‌گذارد.

رگرسیون چند جمله‌ای^۲

رابطه بین ورودی و خروجی ممکن است در کاربردهای دنیای واقعی خطی نباشد، بنابراین این به مدل‌های دیگری در یادگیری ماشین نیاز است تا روابط غیر خطی پیچیده‌تری به عنوان گونه‌ای از رگرسیون خطی ثبت شود. رگرسیون چند جمله‌ای می‌تواند هم رابطه خطی و هم رابطه غیر خطی را محاسبه کند. متغیر x زمانی که چندین ویژگی دارد، مشابه رگرسیون خطی، می‌تواند یک بردار باشد.

رگرسیون چند جمله‌ای یک الگوریتم رگرسیون است که رابطه بین یک متغیر وابسته (y) و متغیرهای مستقل (x) را به عنوان چند جمله‌ای درجه n مدل می‌کند. به عبارت دیگر، در رگرسیون چند جمله‌ای، ویژگی‌های اصلی به ویژگی‌های چند جمله‌ای با درجه مورد نیاز (۱، ۲، ۳، n) تبدیل و سپس با استفاده از یک مدل خطی پردازش می‌شوند.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_1^2 + b_3x_1^3 + \dots + b_nx_1^n$$

^۱ Logistic Regression

^۲ Polynomial Regression

در نتیجه، این یک مدل خطی است که به منظور افزایش دقت تغییر می‌کند و ماهیت مجموعه داده مورد استفاده برای آموزش در آن، از نوع غیر خطی است.

ماشین بردار پشتیبان^۱

یکی از محبوب‌ترین الگوریتم یادگیری تحت نظارت، ماشین بردار پشتیبان است که برای طبقه‌بندی و همچنین موضوعات رگرسیون استفاده می‌شود. با این حال، در درجه اول، برای طبقه‌بندی در یادگیری ماشین مفید است. از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص چهره، طبقه‌بندی تصاویر، دسته‌بندی متن و غیره استفاده می‌شود.

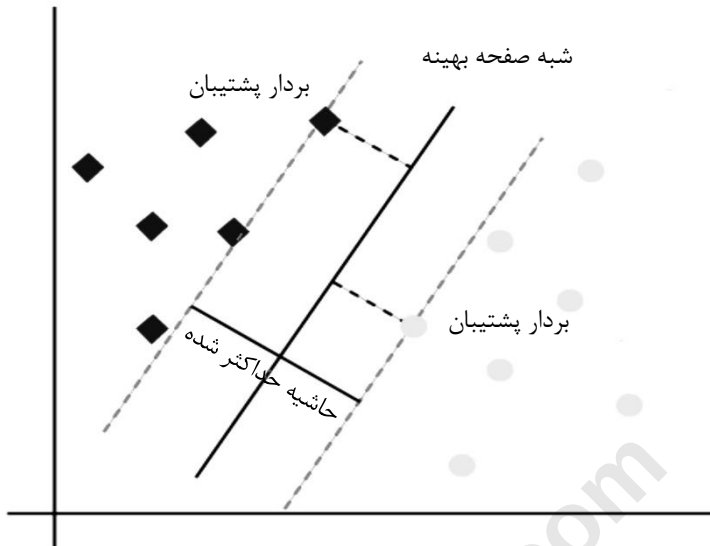
البته هر دو الگوریتم رگرسیون و ماشین بردار پشتیبان سعی می‌کنند بهترین شبه صفحه را پیدا کنند، اما تفاوت اصلی در آنها این است که رگرسیون لجستیک یک رویکرد احتمالی است در حالی که ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر رویکردهای آماری است. تفاوت دیگر این دو مدل در ابعاد مسئله است. رگرسیون دو بعدی و ماشین بردار پشتیبان سه بعدی است.

ماشین بردار پشتیبان به دو مشخصه مهم شبه صفحه^۲ و حاشیه متکی است. شبه صفحه برای تفکیک کلاس‌ها در فضای n بعدی است و به طبقه‌بندی نقاط داده کمک می‌کند. هدف الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ایجاد بهترین خط یا مرز تصمیم است که بتواند فضای n بعدی را به کلاس‌ها تفکیک کند تا بتوان به راحتی نقطه داده جدید را در دسته‌بندی صحیح قرار داد. این مرز بهترین تصمیم، شبه صفحه یا ابر صفحه نامیده می‌شود.

بهترین شبه صفحه، صفحه‌ای فرضی است که حداکثر فاصله را از کلاس‌ها داشته باشد. این هدف با یافتن شبه صفحه‌های مختلف که برچسب‌ها را به بهترین نحو طبقه‌بندی می‌کنند محقق می‌شود. سپس یکی از صفحات که از نقاط داده دورتر است یا آن که دارای حداکثر حاشیه است، انتخاب می‌شود.

^۱ Support Vector Machine (SVM)

^۲ Hyperplane



شکل ۳.۵ الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

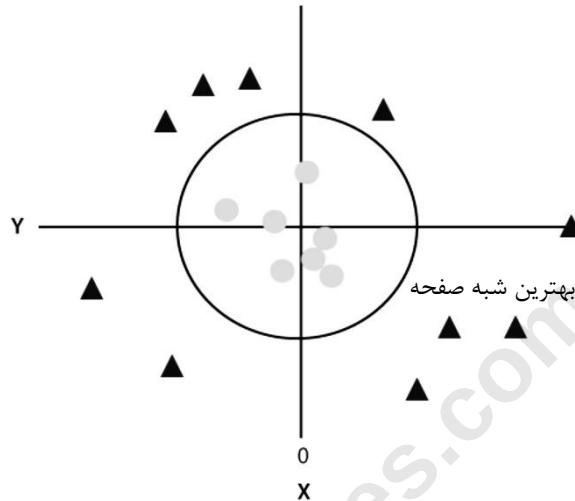
از سوی دیگر، بردارهای پشتیبان نقاطی هستند که به شبه صفحه نزدیک‌ترند و یک خط جدا کننده با کمک این نقاط داده تعریف می‌شود. فاصله بین شبه صفحه و مشاهدات نزدیک به آن نیز بردارهای پشتیبان نامیده می‌شود. نقاط داده یا بردارهایی که به شبه صفحه نزدیک‌تر هستند، موقعیت شبه صفحه را تحت تأثیر قرار می‌دهند، و به طور کامل شبه صفحه را پشتیبانی می‌کنند، بردار پشتیبان نامیده می‌شوند.

هر چه حاشیه بزرگ‌تر باشد، بهینه‌تر خواهد بود. در نتیجه شبه صفحه‌ای ایجاد می‌شود که حداکثر حاشیه به معنای حداکثر فاصله بین نقاط را داشته باشد. ابعاد شبه صفحه به ویژگی‌های موجود در مجموعه داده بستگی دارد، به این معنی که اگر در داده‌ها، تنها دو ویژگی وجود داشته باشد، شبه صفحه یک خط مستقیم خواهد بود. اما اگر در مجموعه داده‌ها، سه ویژگی وجود داشته باشد، شبه صفحه متفاوت خواهد بود.

به طور کلی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به دو نوع خطی و غیر خطی شناخته می‌شود. اگر داده‌ها به صورت خطی چیده شده باشند، یک خط مستقیم آنها را جدا می‌کند. اما برای داده‌های غیر خطی، یک بعد دیگر اضافه می‌شود. برای داده‌های خطی، از دو بعد x و y استفاده می‌شود، بنابر این برای داده‌های غیر خطی، علاوه بر ابعاد x و y بعد سوم z نیز اضافه شده و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$z = x^2 + y^2$$

در فضای سه بعدی، شبه صفحه موازی با محور x است و اگر در فضای دو بعدی $z=1$ باشد، به صورت دایره خواهد بود و محیطی با شعاع ۱ به دست می‌آید.



شکل ۳.۶ شبه صفحه در فضای سه بعدی

شبکه‌های عصبی^۱

یک دسته دیگر از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی هستند که به تقلید از مغز انسان از روش شبکه عصبی الهام گرفته‌اند. مغز انسان اطلاعات بسیار پیچیده را به راحتی بر اساس میلیون‌ها نورون که به یکدیگر متصل هستند پردازش می‌کند. هر نورون زیستی اطلاعات را دریافت و پردازش کرده و به نورون بعدی منتقل می‌کند. نورون‌ها به تنهایی ممکن است به اندازه کافی قوی نباشند، اما وقتی همه نورون‌ها به یکدیگر متصل می‌شوند و اطلاعات را به صورت موازی پردازش می‌کنند، مجموعه بسیار قدرتمندی شکل می‌گیرد [2].

¹ Neural Networks

جدول ۳.۷ دسته دوم: شبکه‌های عصبی

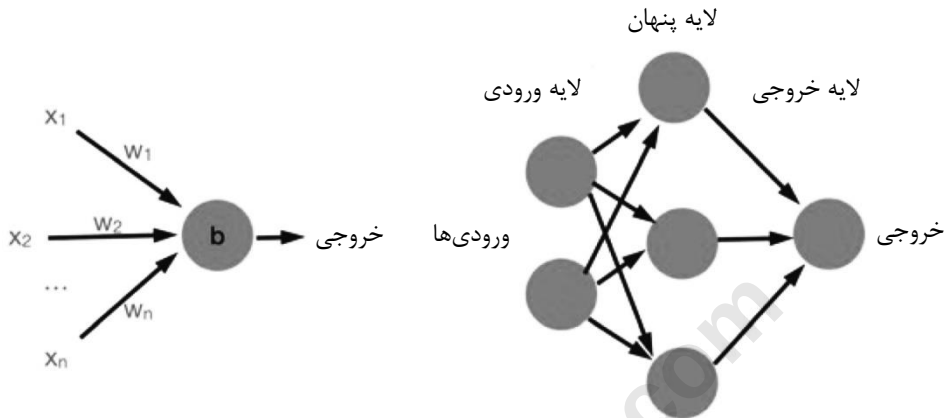
نوع	توضیح مختصر
شبکه عصبی پرسپترون	در یادگیری ماشین و هوش مصنوعی، پرسپترون یکی از بهترین و ساده‌ترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی، در عین حال، رایج‌ترین اصطلاحی است که در هوش مصنوعی به کار رفته است. این شبکه عصبی تک لایه با چهار پارامتر اصلی، یعنی مقادیر ورودی، وزن‌ها و انحراف، مجموع خالص و یک تابع فعال‌سازی است.
شبکه عصبی پیچشی	یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌ها در یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی موسوم به پیچشی یا هم‌گشتی است و بیشتر برای تجزیه و تحلیل تصاویر استفاده می‌شود. این شبکه که از فرآیندهای زیستی الهام گرفته است به طور معمول در پردازش تصویر (بینایی رایانه‌ای) و پردازش زبان طبیعی استفاده می‌شود. به این شبکه بر اساس ساختار شبکه، شبکه عصبی تغییر ناپذیر با انتقال، یا تغییر ناپذیر با فضا نیز گفته می‌شود.
شبکه عصبی بازگشت‌پذیر	این شبکه عصبی برای ذخیره اطلاعات ورودی از یک حافظه داخلی استفاده می‌کند و به جای طول ثابت ورودی در سایر شبکه‌های عصبی، می‌تواند طول‌های مختلف ورودی را مدیریت کند. به همین دلیل، شبکه عصبی بازگشت‌پذیر کاربردهای گسترده‌ای در تشخیص دست خط، تشخیص گفتار، داده‌شناسی زیستی و غیره دارد. شبکه عصبی بازگشت‌پذیر دوطرفه نوع توسعه یافته شبکه عصبی بازگشت پذیر استاندارد است. در این روش، داده ورودی از هر وضعیت در گذشته و آینده به صورت هم‌زمان دریافت و از اطلاعات بیشتری برای یادگیری مدل استفاده می‌شود.
الگوریتم ژنتیک	الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش مبتنی بر جستجوی اکتشافی تطبیقی برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌شود و از نظریه تکامل طبیعی چارلز داروین الهام گرفته است. ایده کلی الگوریتم ژنتیک استفاده از رایانه برای شبیه‌سازی فرآیند انتخاب طبیعی است و مناسب‌ترین افراد برای نسل بعدی انتخاب می‌شوند. در الگوریتم ژنتیک از عملگرهای ژنتیکی شامل نقاط هم‌گذر، ترکیب جدید، جهش، و انتخاب استفاده می‌شود. این عملگرها بخش اساسی الگوریتم ژنتیک هستند و راهبرد حل مسئله را تشکیل می‌دهند.

شبکه عصبی پرسپترون^۱

اولین مدل ریاضی برای تقلید از نورون زیستی توسط وارن مک کالوچ و والتر پیتس^۲ در سال ۱۹۴۳ ارائه شد. در این مدل، بر اساس یک مقدار دو دویی ورودی، یک مقدار دو دویی مطابق با مقدار آستانه، تولید می‌شود. اگر مجموع ورودی x_i بزرگ‌تر یا برابر با آستانه b باشد، مقدار

^۱ Perceptron^۲ Warren McCulloch and Walter Pitts, 1990

خروجی برابر با یک خواهد بود. در غیر این صورت، خروجی صفر است. در سال ۱۹۵۸ فرانک روزنبلات^۱ یک نسخه بهبود یافته به نام مدل پرسپترون را پیشنهاد داد [2].



شکل ۳.۷ معماری شبکه عصبی و پرسپترون

پرسپترون یک شبکه عصبی تک لایه یا چند لایه است و دارای طبقه‌بندی خطی (دو دویی) و بیشتر در یادگیری تحت نظارت استفاده می‌شود. در یادگیری ماشین و هوش مصنوعی، پرسپترون یکی از بهترین و ساده‌ترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی، در عین حال، رایج‌ترین اصطلاحی است که در این زمینه فراگیر شده است. شبکه عصبی پرسپترون یک شبکه عصبی تک لایه با چهار پارامتر اصلی، یعنی مقادیر ورودی، وزن‌ها و انحراف^۲، مجموع خالص و یک تابع فعال‌سازی است.

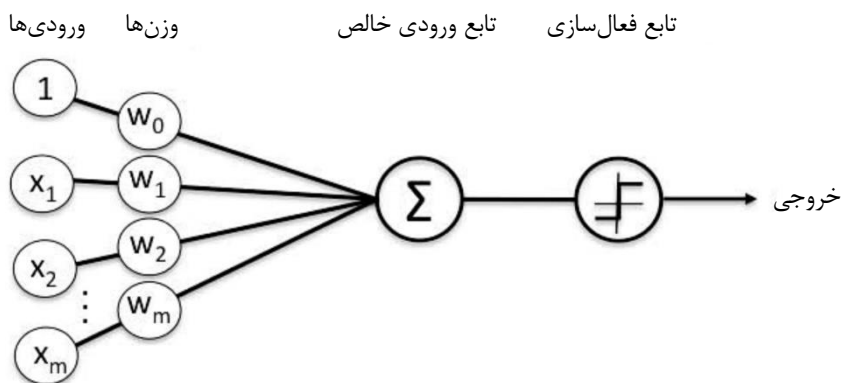
پرسپترین یک الگوریتم یادگیری ماشین به روش خطی است که در یادگیری تحت نظارت برای دسته‌بندی کنندگان دو دویی مختلف استفاده می‌شود. این الگوریتم نورون‌ها را قادر می‌سازد تا عناصر را یاد بگیرند و آنها را یک به یک در حین آماده‌سازی پردازش کنند.

در یادگیری ماشین، دسته‌بندی کنندگان دو دویی^۳ به عنوان تابعی تعریف می‌شوند که به تصمیم‌گیری کمک می‌کند که آیا داده‌های ورودی را می‌توان به عنوان بردار اعداد و در کلاس خاص، نشان داد یا خیر.

¹ Frank Rosenblatt

² Bias

³ Binary Classifiers



شکل ۳.۸ شبکه پرسپترون

در شکل بالا، گره‌های ورودی یا لایه ورودی یک جزء اصلی در پرسپترون است که داده‌های اولیه را برای پردازش بیشتر در شبکه می‌پذیرد. هر گره ورودی حاوی یک مقدار عددی واقعی است.

در لایه بعدی، پارامتر وزن نشان دهنده قدرت اتصال بین واحدها است. این یکی دیگر از مهمترین پارامترهای شبکه پرسپترون است. وزن به طور مستقیم متناسب با قدرت نوروں ورودی مرتبط، در تصمیم‌گیری خروجی است. علاوه بر این، انحراف را می‌توان به عنوان خط عرض از مبدأ در یک معادله خطی در نظر گرفت.

جزء نهایی در یک شبکه پرسپترون، تابع فعال سازی^۱ نام دارد. تابع فعال سازی را می‌توان در درجه اول به عنوان یک تابع پلکانی^۲ در نظر گرفت. دانشمند داده از تابع فعال سازی برای اتخاذ یک تصمیم ذهنی^۳ بر اساس ارائه‌های مختلف یک مسئله استفاده می‌کند و خروجی‌های مورد نظر را شکل می‌دهد. عملکرد تابع فعال سازی در مدل‌های پرسپترون با بررسی اینکه آیا فرآیند یادگیری کند، یا دارای انفجار گرادیان^۴ یا محو شدن گرادیان^۵ باشد متفاوت خواهد بود. مدل پرسپترون با ضرب تمام مقادیر ورودی و وزن آنها شروع می‌شود، سپس این مقادیر را با هم جمع می‌کند تا جمع وزنی ایجاد شود.

$$\sum w_i x_i = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$$

¹ Activation Function

² Step Function

³ Subjective Decision

⁴ Exploding Gradient

⁵ Vanishing Gradient

با اضافه کردن یک مقدار خاص به جمع وزنی در مرحله قبل (به نام انحراف b)، عملکرد مدل ارتقا می‌یابد:

$$\sum w_i x_i + b$$

سپس حاصل مرحله قبل در تابع فعال سازی (f) اعمال می‌شود تا خروجی مورد نظر به دست آید. تابع فعال سازی به عنوان پلکانی نیز شناخته می‌شود. با این محاسبه، خروجی به صورت دو دویی یا مقدار پیوسته به صورت زیر محاسبه می‌شود و از این به بعد برای هر پیش‌بینی با داده‌های جدید، می‌توان از شبکه عصبی آموزش دیده استفاده کرد.

$$Y = f(\sum w_i x_i + b)$$

شبکه عصبی پیچشی^۱

در چند دهه گذشته، یادگیری عمیق، به دلیل توانایی آن در مدیریت حجم زیادی از داده‌ها، ابزار بسیار قدرتمندی شده است. یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌ها در یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی موسوم به پیچشی یا هم‌گشتی است که اختصار آن CNN است و به آن ConvNet هم می‌گویند. در یادگیری عمیق، شبکه عصبی پیچشی یک کلاس از شبکه‌های عصبی عمیق است که بیشتر برای تجزیه و تحلیل تصاویر استفاده می‌شود.

از دهه ۱۹۵۰، یعنی روزهای اولیه هوش مصنوعی، محققان تلاش کردند تا سامانه‌ای بسازند که بتواند داده‌های بصری را درک کند. در سال‌های بعد این رشته با نام بینایی رایانه‌ای^۲ شناخته شد. در سال ۲۰۱۲، زمانی که گروهی از محققان دانشگاه تورنتو یک مدل هوش مصنوعی را توسعه دادند، این مدل از بهترین الگوریتم‌های تشخیص تصویر پیشی گرفت، و در نتیجه بینایی رایانه‌ای یک جهش کوانتومی پیدا کرد.

شبکه عصبی پیچشی، برای اولین بار در دهه ۱۹۸۰ توسعه یافت و مورد استفاده قرار گرفت. بیشترین کاری که این شبکه در آن زمان می‌توانست انجام دهد تشخیص ارقام دست نویس در ادارات پست برای خواندن کدهای پستی، کدهای پین و غیره بود.

شبکه عصبی پیچشی یک کلاس از یادگیری عمیق است که با ترکیب فرآیند استخراج و طبقه‌بندی ویژگی‌ها، در تشخیص تصاویر در مقیاس بزرگ، در اینترنت اشیا صنعتی کارکرد قوی‌تر پیدا کرده است [7].

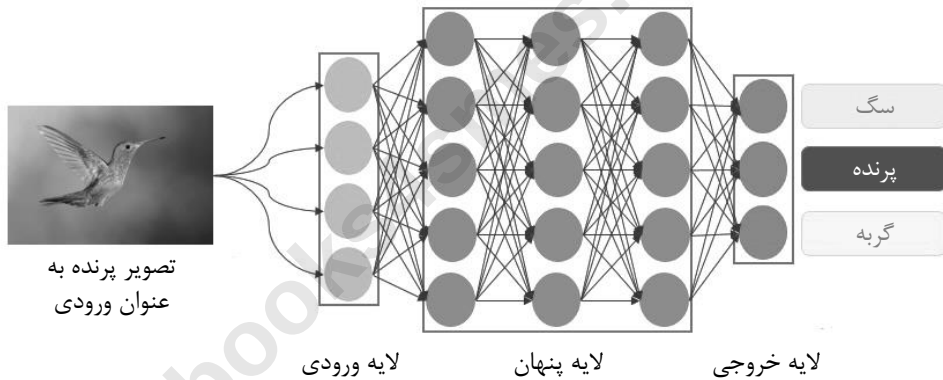
¹ Convolutional Neural Network (CNN)

² Computer Vision

نکته مهمی که در مورد هر مدل یادگیری عمیق باید به خاطر داشت این است که برای آموزش به داده‌های زیاد و همچنین به منابع محاسباتی زیادی نیاز دارد. این یک اشکال بزرگ برای شبکه‌های عصبی پیچشی در آن دوره بود و از این رو این شبکه‌ها فقط به خدمات پستی محدود شدند و نتوانستند وارد دنیای یادگیری ماشین شوند.

از شبکه‌های عصبی پیچشی یا هم‌گشتی که از فرآیندهای زیستی الهام گرفته‌اند به طور معمول در پردازش تصویر (بینایی رایانه‌ای) و پردازش زبان طبیعی استفاده می‌شود و هدف آن کمینه کردن پیش پردازش‌ها با استفاده از نوعی پرسپترون چند لایه است. گاهی اوقات به این شبکه‌ها، شبکه عصبی تغییر ناپذیر با انتقال^۱، یا تغییر ناپذیر با فضا^۲ نیز گفته می‌شود. این نام‌گذاری‌ها بر اساس ساختار شبکه می‌باشند [2].

شبکه عصبی پیچشی از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی، و تعدادی لایه پنهان تشکیل شده است. لایه‌های پنهان پیچشی یا هم‌گشتی، تجمعی، یا کامل هستند.



شکل ۳.۹ شبکه عصبی پیچشی

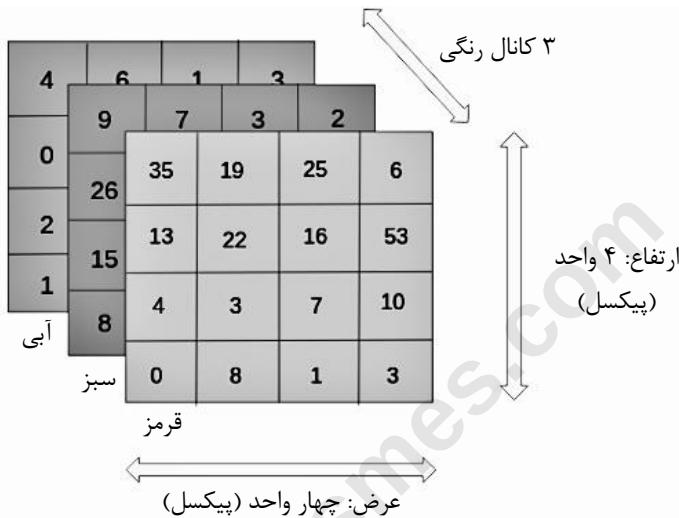
وقتی به یک شبکه عصبی فکر می‌شود، ضرب ماتریس‌ها به ذهن می‌آید. اما در این نوع شبکه عصبی از روش خاصی به نام هم‌گشتی^۳ استفاده می‌شود. هم‌گشتی در ریاضیات، یک عملیات ریاضی بر روی دو تابع است که تابع سوم را تولید و نحوه تغییر شکل یکی توسط دیگری را بیان می‌کند.

¹ Shift Invariant

² Space Invariant

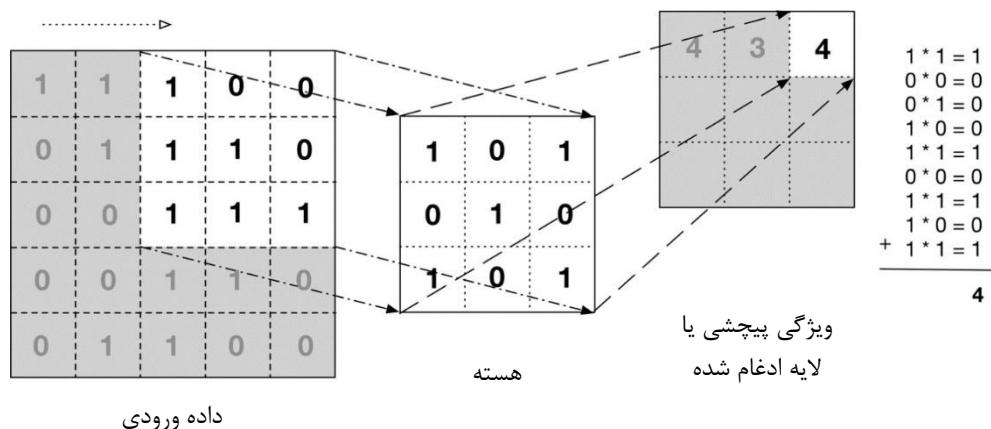
³ Convolution

اصول اولیه در شبکه‌های عصبی پیچشی یا هم‌گشتی برای این است که یک تصویر چیست و چگونه نمایش داده می‌شود. یک تصویر قرمز، سبز، و آبی موسوم به RGB چیزی نیست جز ماتریسی از مقادیر پیکسل در سه صفحه، در حالی که یک تصویر در مقیاس خاکستری فقط دارای مقادیر پیکسل در یک صفحه است.



شکل ۳.۱۰ اصول اولیه یک تصویر در شبکه عصبی پیچشی

تصویر بالا که از نوع قرمز، سبز، و آبی است نشان دهنده این است که پیچش یا هم‌گشتی چیست. در فرایند شبکه عصبی پیچشی، مقدار پیکسل‌های ماتریس عکس ورودی در یک فیلتر یا ماتریس هسته ضرب می‌شود. ماتریس فیلتر یا هسته ممکن است مقادیر و اندازه‌های مختلفی داشته باشد؛ در تصویر بالا اندازه فیلتر هسته یک ماتریس 3×3 است که آن را روی تصویر ورودی اعمال می‌کنند تا ویژگی پیچشی به دست آید. این ویژگی به لایه بعدی منتقل می‌شود.



شکل ۳.۱۱ فرایند شبکه عصبی پیچشی

ماتریس هسته مانند یک پنجره کوچک روی عکس ورودی قرار می‌گیرد. به عبارت دیگر، این ماتریس شبیه یک فیلتر با عکس ورودی ادغام می‌شود. زمانی که این فیلتر روی هر بخش از عکس ورودی قرار می‌گیرد مقدار هر پیکسل در آن با مقدار پیکسل متناظرش در ماتریس عکس ورودی ضرب می‌شود و حاصل جمع ضرب تمامی پیکسل‌ها با پیکسل‌های متناظرشان، ماتریس جدیدی را ایجاد می‌کند که به آن نقشه فیلتر^۱، نقشه ویژگی^۲، ویژگی پیچشی^۳، یا لایه ادغام شده^۴ گفته می‌شود.

به عبارت دیگر، شبکه‌های عصبی پیچشی یا هم‌گشتی از چندین لایه نورون مصنوعی تشکیل شده‌اند. نورون‌های مصنوعی، تقلیدی تقریبی از همتایان زیستی خود هستند که به صورت توابع ریاضی یا یک ماتریس عددی می‌باشند و مجموع وزنی چندین ورودی و خروجی را محاسبه می‌کنند. هنگامی که یک تصویر در شبکه عصبی پیچشی وارد می‌شود، هر لایه چندین تابع فعال سازی ایجاد می‌کند و به لایه بعدی منتقل می‌شود.

لایه اول به طور معمول ویژگی‌های اساسی مانند لبه‌های افقی یا مورب را استخراج می‌کند. این خروجی به لایه بعدی منتقل می‌شود و ویژگی‌های پیچیده‌تری مانند گوشه‌ها یا لبه‌های ترکیبی را تشخیص می‌دهد. در لایه بعدی یا عمق شبکه، حتی ممکن است ویژگی‌های پیچیده‌تری مانند شیء، چهره و غیره شناسایی شود.

¹ Filter map

² Feature map

³ Convolutional Feature

⁴ Convolved Layer

بر اساس این توضیحات، می‌توان گفت در هر مرحله از فرایند شبکه پیچشی، اندازه‌ی عکس کوچک و کوچک‌تر می‌شود. در نهایت چیزی که به دست می‌آید نقشه ویژگی‌ها است و نسخه‌ی کوچک شده‌ی عکس ورودی است و اطلاعات مهم و مورد نیاز عکس را به همراه دارد.

بر اساس نقشه فعال‌سازی لایه هم‌گشتی نهایی، لایه طبقه‌بندی مجموعه‌ای از امتیازات اطمینان (مقادیر بین ۰ و ۱) را ارائه و احتمال اینکه تصویر چقدر ممکن است به یک «کلاس» تعلق داشته باشد را مشخص می‌کند. به عنوان مثال، اگر یک شبکه عصبی، گربه‌ها، سگ‌ها و اسب‌ها را شناسایی می‌کند، خروجی لایه نهایی این احتمال را نشان می‌دهد که تصویر ورودی حاوی کدام یک از این حیوانات است.

لایه ادغام^۱: بعد از هر بار فرآیند پیچشی و خروجی نقشه ویژگی که در بالا اشاره شد، یک بار هم فرایند دیگری به نام لایه ادغام انجام می‌شود. لایه ادغام اندازه‌ی نقشه‌های ویژگی را کاهش می‌دهد و موجب کاهش تعداد پارامترهای یادگیری و هم چنین میزان محاسبات شبکه پیچشی خواهد شد. به طور کلی، لایه ادغام ویژگی‌های موجود در هر ناحیه از نقشه‌ی ویژگی که فرآیند لایه‌ی پیچشی تولید کرده را خلاصه می‌کند. در واقع مهم‌ترین آن‌ها را انتخاب و به مرحله‌ی بعدی منتقل می‌کند.

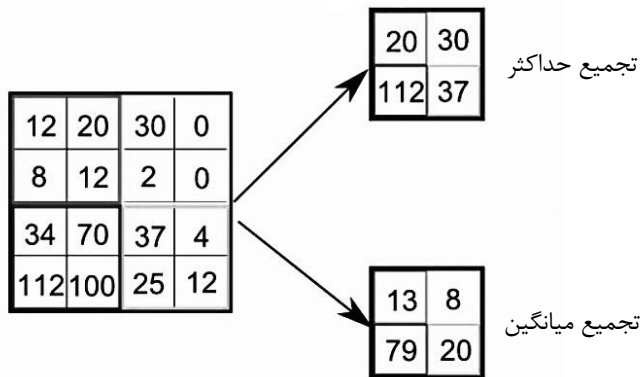
لایه ادغام مقادیر ویژگی فرآیند پیچشی را به سه روش به دست می‌آورد: حداکثر، میانگین، و مجموع. در روش حداکثر، بزرگ‌ترین مقدار در ناحیه‌ای که ماتریس هسته، از ماتریس ورودی را پوشانده انتخاب و به لایه بعدی منتقل می‌شود. در روش میانگین، میانگین مقادیر ماتریس پوشش داده می‌شود، و در روش جمع کل، جمع کل مقادیر ناحیه‌ای که فیلتر پوشانده است محاسبه می‌گردد.

هر یک از این روش‌ها در لایه ادغام، بخشی از ویژگی‌های مزاحم در تصویر اصلی را حذف و ادامه فرآیند شناسایی را آسان‌تر می‌کنند.

به طور خلاصه، لایه‌ی ادغام با کوچک کردن اندازه‌ی عکس ورودی و خلاصه‌سازی ویژگی‌های اصلی و مهم موجود در عکس، به کاهش محاسبات شبکه و مشکل بیش برازش^۲ کمک می‌کند؛ به همین دلیل، این یکی از مهم‌ترین فرایندها در شبکه عصبی پیچشی یا هم‌گشتی محسوب می‌شود.

^۱ Pooling Layer

^۲ Overfitting



شکل ۳.۱۲ روش‌های حداکثر و میانگین در فرآیند پیچشی

ناگفته نماند که علی‌رغم پیچیدگی منابع و قدرت این نوع از شبکه‌های عصبی، آنها نتایج عمیقی را ارائه می‌دهند و حاصل آن تشخیص الگوها و جزئیاتی است که آن قدر جزئی و نامحسوس هستند که به چشم انسان دیده نمی‌شوند. اما از سوی دیگر، الگوریتم شبکه‌های عصبی پیچشی در درک محتویات یک تصویر برای مثال رابطه آنها با یکدیگر یا سایر مشخصات ادراکی که برای انسان ممکن است آسان باشد، با مشکل روبرو می‌شوند.

شبکه عصبی بازگشت‌پذیر^۱

شبکه عصبی بازگشت‌پذیر با نام مخفف RNN نوعی یادگیری عمیق است که برای ذخیره اطلاعات ورودی از یک حافظه داخلی استفاده می‌کند و به جای طول ثابت ورودی در سایر شبکه‌های عصبی، می‌تواند طول‌های مختلف ورودی را مدیریت کند. به همین دلیل، شبکه عصبی بازگشت‌پذیر کاربردهای گسترده‌ای در تشخیص دست خط، تشخیص گفتار، داده‌شناسی زیستی^۲، تحقیقات پزشکی، و غیره دارد.

اما با توسعه این شبکه‌های عصبی، انواع مختلفی از آنها ابداع و به کار گرفته شد که برخی محدودیت‌های شبکه‌های عصبی بازگشت‌پذیر اولیه یا استاندارد را مرتفع کرده‌اند. از آنجا که شبکه‌های عصبی بازگشت‌پذیر به طور معمول نمی‌توانند داده‌های وضعیت بعدی در ورودی را دریافت کنند، از نوعی شبکه موسوم به شبکه عصبی بازگشت‌پذیر دوطرفه^۳ استفاده می‌شود. در این روش، لازم نیست داده‌های ورودی ثابت باشند. آنها می‌توانند داده ورودی از هر وضعیت در

^۱ Recurrent Neural Network

^۲ Bioinformatics

^۳ Bidirectional Recurrent Neural Networks (BRNN)

گذشته و آینده را به صورت هم‌زمان ببینند و از اطلاعات بیشتری برای یادگیری مدل استفاده نمایند. برای مثال، از این نوع شبکه بازگشت‌پذیر در تشخیص دست نوشته‌ها، و برای تشخیص یک حرف که هم به حروف بعد از آن در جمله و هم حروف قبل از آن به طور هم‌زمان وابسته است به خوبی استفاده می‌کند.

کاربردهای زیادی برای یادگیری عمیق در کسب‌وکارها، از امور مالی تا کشف دارو تجربه شده است. برای مثال، DeepMind متعلق به گوگل، راه حل AlphaFold 2 را با استفاده از یادگیری عمیق برای مقابله با مشکل چین خوردگی پروتئین^۱ که یک چالش بزرگ در زیست‌شناسی طی ۵۰ سال گذشته است، پیشنهاد می‌کند [11]. راه حل AlphaFold 2 به طور بالقوه کشف دارو را تسریع می‌کند، در نتیجه هوش مصنوعی علاوه بر دنیای کسب‌وکار، می‌تواند تأثیر زیادی بر اکتشافات علمی داشته باشد [2].

ایده اولیه شبکه‌های عصبی بازگشت‌پذیر دوطرفه این است که نورون‌های یک شبکه عصبی بازگشت‌پذیر یک طرفه استاندارد را مطابق شکل زیر به دو وضعیت رو به جلو^۲ و رو به عقب^۳ تقسیم می‌کند. با استفاده از دو جهت اشاره شده، اطلاعات در وضعیت فعلی، به صورت هم‌زمان هم از وضعیت بعدی و هم از وضعیت گذشته دریافت می‌شود. برخی کاربردهای شبکه‌های عصبی بازگشت‌پذیر دوطرفه به شرح زیر تجربه شده است:

- تشخیص صوت، و تبدیل صوت به متن^۴
- ترجمه متن از یک زبان به زبان دیگر
- تشخیص دست نوشته
- پیش‌بینی ساختار پروتئین^۵
- برچسب‌گذاری اجزای کلام^۶
- تجزیه وابستگی^۷
- استخراج موجودیت^۸

¹ Protein Folding

² Forward States

³ Backward States

⁴ Speech Recognition

⁵ Protein Structure Prediction

⁶ POS Tagging

⁷ Dependency Parsing

⁸ Entity Extraction

یکی دیگر از انواع شبکه‌های عصبی بازگشت‌پذیر، حافظه طولانی - کوتاه مدت^۱ است. در این معماری، مشکل وابستگی‌های طولانی مدت حل شده است. یعنی اگر وضعیت قبلی که بر پیش‌بینی فعلی تأثیر می‌گذارد در گذشته نزدیک نباشد، در این مدل قابل پیش‌بینی خواهد بود. شبکه حافظه طولانی - کوتاه مدت دارای سه دروازه ورودی، خروجی و یک دروازه فراموشی است. این دروازه‌ها جریان اطلاعاتی را که برای پیش‌بینی خروجی در شبکه مورد نیاز است کنترل می‌کنند.

نوع سوم در شبکه‌های عصبی بازگشت‌پذیر، واحدهای دروازه‌ای است. اینها مشابه مدل حافظه طولانی - کوتاه مدت عمل می‌کنند. با این تفاوت که بجای سه دروازه، دارای دو دروازه تنظیم مجدد و به‌روز رسانی می‌باشند. این دروازه‌ها در اینجا، حافظه مقدار و نوع اطلاعات را کنترل می‌کنند.

از دو مدل شبکه عصبی پیچشی یا هم‌گشتی با شبکه عصبی بازگشت‌پذیر برای اهداف کاملاً متفاوت استفاده می‌شود و تفاوت اصلی در این دو نوع شبکه عصبی در قدرت پردازش اطلاعات زمانی^۲ یعنی داده‌هایی که به ترتیب و در قالب یک جمله می‌آیند می‌باشد. شبکه عصبی پیچشی قادر به تفسیر مؤثر اطلاعات زمانی نیست. شبکه عصبی پیچشی برای تبدیل داده‌ها از فیلتر یا لایه ادغام استفاده می‌کند، در حالیکه در شبکه عصبی بازگشت‌پذیر، در یک سری ورودی، از توابع فعال سازی برای تولید خروجی بعدی استفاده می‌شود.

الگوریتم‌های ژنتیک^۳

الگوریتم ژنتیک به طور معمول در یادگیری ماشین به عنوان یک روش مبتنی بر جستجوی اکتشافی تطبیقی برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌شود و از نظریه تکامل طبیعی چارلز داروین الهام گرفته است. این یکی از الگوریتم‌های مهم است زیرا به حل مسائل پیچیده که زمان زیادی نیاز دارند کمک می‌کند. الگوریتم‌های ژنتیک به طور گسترده در برنامه‌های مختلف دنیای واقعی مانند طراحی مدارهای الکترونیکی، شکستن کد، پردازش تصویر، و خلاقیت هوش مصنوعی^۴ استفاده می‌شوند.

ایده کلی الگوریتم ژنتیک استفاده از رایانه برای شبیه‌سازی فرآیند انتخاب طبیعی است و مناسب‌ترین افراد برای نسل بعدی انتخاب می‌شوند. ویژگی‌های والدین به فرزندان اضافه می‌شود

¹ Long short-term memory (LSTM)

² Temporal Information

³ Genetic Algorithm (GA)

⁴ Generative AI

تا امتیاز ویژگی‌های فرزندان بهبود یابد و این فرآیند برای تولید شایسته‌ترین افراد در جامعه آماری، تکرار می‌شود. در اینجا، برای درک الگوریتم‌های ژنتیک، به چند مفهوم مهم در آن اشاره می‌شود [2]:

۱. مقدار دهی اولیه: هر فرد دارای مجموعه‌ای از پارامترها به نام ژن است که با آن مشخص می‌شود. ژن‌ها در یک رشته ترکیب می‌شوند و کروموزوم تولید می‌کنند که راه حل مشکل است. یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای مقدار دهی اولیه، استفاده از رشته‌های عددی دو دویی تصادفی است. به تک تک افراد جامعه هدف بر اساس ویژگی‌های آنها، مقادیر دو دویی (صفر و یک) تخصیص داده می‌شود. چرا که پردازش مقادیر دو دویی در رایانه آسان‌تر است. طول رشته عددی برای افراد یک جامعه ممکن است متناسب با ویژگی‌های آنها محدود باشد. برای مثال، فرد الف در یک جامعه ممکن است $[0,0,0,1,1,1]$ و فرد ب $[1,1,1,0,0,0]$ یا بسیار طولانی‌تر از این باشد.
۲. تعریف تابع تناسب یا هدف^۱ برای هر فرد از جامعه: این تابع بسته به موضوع متفاوت خواهد بود و امتیازات تناسب را برای هر فرد ایجاد می‌کند. امتیاز تناسب، توانایی یک فرد برای رقابت با افراد دیگر است و افراد بر اساس تناسب آنها، در هر تکرار، ارزیابی می‌شوند.
۳. انتخاب: افراد با نمرات تناسب بالاتر برای ادامه هر مرحله، انتخاب خواهند شد. در این مرحله، افرادی که نمرات تناسب بالاتری دارند، احتمال بیشتری برای انتخاب دارند. بنابر این احتمال بیشتری برای فرزندان برتر وجود دارد. برای آشنایی با فرآیند انتخاب برتر، مفهوم بعدی مهم است.
۴. هم‌گذری^۲: نقطه هم‌گذر یا متقاطع برای الگوریتم ژنتیک بسیار مهم است زیرا برای انتخاب برتر استفاده خواهد شد. یک نقطه به صورت تصادفی به عنوان نقطه متقاطع یا هم‌گذر ایجاد می‌شود. به عنوان مثال، نقطه هم‌گذر در موقعیت ۳ برای دو فرد A $[0,1,0,1,1,1]$ و B $[1,1,1,0,0,0]$ به طور تصادفی اعمال می‌شود. قبل از نقطه متقاطع در A و B، تولید A از $[1,1,1,1,1,1]$ و B از $[0,1,0,1,0,0]$ خواهد بود. البته ممکن است این سؤال پیش بیاید که اگر به انجام هم‌گذر بین A و B در همان نقطه متقاطع ادامه داده شود، همان A و B قبلی به دست می‌آید که چندان جالب و مفید

¹ Fitness Function

² Crossover

نخواهد بود. در صورتی که هدف، بهترین انتخاب از میان افراد مختلف است. برای پاسخ به این مشکل، به مفهوم بعدی پرداخته می‌شود.

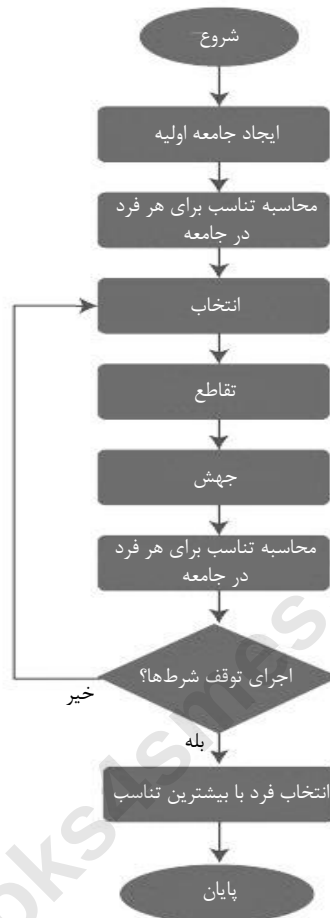
۵. جهش یا تغییر ناگهانی^۱: جهش موجب تغییر ناگهانی مقدار در فرد است، و این تغییر به طور معمول با یک احتمال تصادفی بسیار اندک رخ می‌دهد. برای مثال، فرد A $[0, 1, 0, 1, 1, 1]$ اگر به طور تصادفی در موقعیت اول جهش یافته باشد، ممکن است به یک فرد جدید به نام A1 $[1, 1, 0, 1, 1, 1]$ جهش یابد. این جهش برای حفظ تنوع در جامعه آماری بسیار مهم است و تمام نتایج ممکن را برای یافتن مناسب‌ترین افراد به عنوان بهترین راه حل کشف می‌کند.

۶. خروجی: الگوریتم ژنتیک تا آنجا ادامه می‌یابد که دیگر هیچ تغییر قابل توجهی بین جمعیت فعلی و نسل بعد آنها وجود ندارد. این نقطه پایانی فرآیند انتخاب خواهد بود. به طور خلاصه، الگوریتم ژنتیک به طور معمول با یک جامعه اولیه و تابع تناسب از پیش تعریف شده شروع می‌شود. در یک فرآیند تکراری، برای انتخاب والدین جهت تولید فرزندان بعدی، از ویژگی متقاطع و سپس جهش یا تغییرات ناگهانی استفاده می‌شود. در فرآیند انتخاب، برخی افراد حفظ، و برخی دیگر بر اساس امتیاز تناسب آنها در تابع هدف، حذف خواهند شد. اما اندازه جمعیت ثابت خواهد ماند. این روند تا پایان الگوریتم تکرار می‌شود و افرادی که بهترین امتیاز تناسب را دارند به عنوان راه حل موضوع ارائه می‌شوند.

همانطور که توضیح داده شد، در الگوریتم ژنتیک از عملگرهای ژنتیکی شامل نقاط هم‌گذر، ترکیب جدید، جهش، و انتخاب در مطالعه سامانه‌های تطبیقی و مصنوعی استفاده می‌شود. این عملگرها بخش اساسی الگوریتم ژنتیک هستند و راهبرد حل مسئله را تشکیل می‌دهند. امروزه، انواع مختلفی از الگوریتم‌های ژنتیک توسعه یافته است و برای طیف گسترده‌ای از مسائل بهینه‌سازی، از رنگ آمیزی نمودار گرفته تا تشخیص الگو، از سامانه‌های گسسته (مانند مشکل فروشنده دوره گرد) تا سامانه‌های پیوسته (مانند طراحی کارآمد بال واره^۲ در مهندسی هوا فضا)، و از بازارهای مالی تا بهینه‌سازی مهندسی چند هدفه استفاده می‌شوند.

¹ Mutation

² Airfoil



شکل ۳.۱۳ گردش کار یک الگوریتم ژنتیک ساده

مزایای بسیاری برای الگوریتم‌های ژنتیک نسبت به الگوریتم‌های بهینه‌سازی سنتی از قبیل توانایی مقابله با مسائل پیچیده و موازی شمرده شده است. الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند با انواع مختلف بهینه‌سازی سر و کار داشته باشند، خواه تابع هدف (تناسب) ثابت باشد یا غیر ثابت (تغییر با زمان)، خطی یا غیرخطی، پیوسته یا ناپیوسته، یا با سر و صدای تصادفی باشند. از آنجا که فرزندان متعدد در یک جامعه آماری مانند عوامل مستقل عمل می‌کنند، جامعه (یا هر زیرگروه در آن) می‌تواند فضای جستجو را در جهات مختلف به طور هم‌زمان کاوش کند. این ویژگی، موازی سازی الگوریتم‌ها برای پیاده‌سازی را ایده‌آل کرده است. پارامترهای مختلف و حتی گروه‌های مختلف رشته‌های رمزگذاری شده را می‌توان هم‌زمان دست‌کاری کرد.

با این حال، الگوریتم‌های ژنتیک دارای معایبی هم هستند. فرمول بندی تابع هدف یا تناسب، استفاده از اندازه جمعیت، انتخاب پارامترهای مهم مانند میزان جهش و نقاط هم گذر (مقاطع) و معیارهای انتخاب جمعیت جدید باید با دقت انجام شود. هر گونه انتخاب نامناسب همگرایی الگوریتم را دشوار می‌سازد، یا به سادگی نتایج بی معنی تولید می‌شود. با وجود این اشکالات، الگوریتم‌های ژنتیک یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی غیر خطی مدرن هستند.

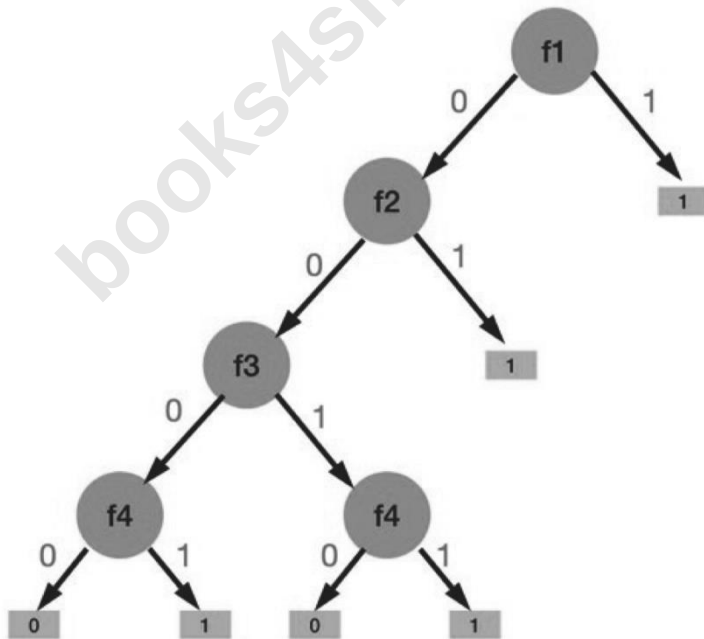
جدول ۳.۸ دسته سوم: سایر الگوریتم‌ها

نوع	توضیح مختصر
درخت تصمیم	این یک نمودار درختی برای توصیف تصمیمات و مبتنی بر درک مستقیم، شبیه روش تصمیم‌گیری در انسان است. در مقایسه با مدل رگرسیون، مدل‌های مبتنی بر درخت تصمیم می‌توانند با داده‌های دسته‌بندی و عددی کار کنند. درخت تصمیم را می‌توان به راحتی به اشتراک گذاشت و حتی برای ذی‌نفعان غیر فنی توضیح داد.
بیز ساده	الگوریتم بیز ساده برای دسته‌بندی پدیده‌ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع است و به ویژه برای مجموعه داده‌های بسیار بزرگ مفید است. این روش از ساده‌ترین الگوریتم‌های پیش‌بینی که دقت قابل قبولی هم دارند می‌باشد. این یک طبقه‌بندی کننده بر اساس قضیه بیز با فرض استقلال بین پیش‌بینی‌ها است. این الگوریتم بیشتر در پردازش زبان طبیعی استفاده می‌شود.
شبکه بیزی	از شبکه بیزی برای یافتن احتمال یک رویداد با توجه به اینکه رویداد دیگری قبلاً رخ داده استفاده می‌شود. شبکه‌های بیزی ابزار مفیدی برای تجسم مدل احتمالی برای یک دامنه، بررسی همه روابط بین متغیرهای تصادفی، و ارائه دلیل احتمالات علی برای سناریوهای ارائه شده برای شواهد موجود است.
منطق فازی	منطق فازی بر اساس مشاهداتی است که افراد بر مبنای اطلاعات غیر دقیق و غیر عددی تصمیم می‌گیرند. منطق فازی و سامانه‌های خبره هر دو از روش‌های مدل‌سازی هستند که برای پیش‌بینی استفاده می‌شوند. اما مدل‌سازی فازی رویکرد انعطاف‌پذیرتری برای تقلید از سناریوهای دنیای واقعی نشان می‌دهد. از روش‌های مختلفی مانند انتخاب اکتشافی، خوشه بندی، رویکرد تطبیقی و نقشه خود سازمان دهنده، برای ساخت یک مدل فازی برای نشان دادن یک مشکل می‌توان نام برد.
سامانه پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند	سامانه‌های پشتیبان تصمیم‌گیری به کمک فناوری هوش مصنوعی به طور کامل مبتنی بر رایانه است. از انواع این سامانه می‌توان به سامانه‌های تولید انعطاف پذیر در صنعت، سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری بازاریابی هوشمند، و سامانه‌های تشخیص پزشکی اشاره نمود. این سامانه‌ها به طور معمول با تجزیه و تحلیل و پردازش داده‌های ورودی، شناسایی یا تشخیص مشکلات و پیشنهاد راه حل، مانند یک مشاور انسانی عمل می‌کنند.

پیش‌بینی سری‌های زمانی یکی از زمینه‌های مهم در یادگیری ماشین با مؤلفه زمان است. از آنجا که بسیاری از برنامه‌های کاربردی در یادگیری ماشین دارای یک جزء زمان می‌باشند، پیش‌بینی سری‌های زمانی بسیار مهم است.	سری‌های زمانی
این الگوریتم مبتنی بر تجربه مشابه در قبل است و دارای چهار مرحله عملیاتی شامل بازیابی از موارد موجود در حافظه، تطبیق با مسئله جدید، محاسبه راه حل جدید، و ذخیره‌سازی در حافظه است.	استدلال مبتنی بر مورد
روش تولید محتوای رویه‌ای به طور گسترده در بینایی رایانه‌ای، بازی رایانه‌ای و امثال اینها استفاده می‌شود. از این روش، برای تولید تصاویر جعلی هم استفاده می‌شود.	تولید محتوای رویه‌ای

درخت تصمیم^۱

هر درخت تصمیم فرضیه‌ای برای نگاشت ورودی x به خروجی y است. درخت تصمیم یکی از مدل‌های یادگیری ماشین است که به طور گسترده در کسب‌وکارها استفاده می‌شود. این یک نمودار درختی برای توصیف تصمیمات است. در حالی که از هر گره داخلی برای آزمایش یک ویژگی x_i استفاده می‌شود، هر شاخه نیز یک مقدار x_i را نشان می‌دهد، و هر برگ یک پیش‌بینی برای خروجی y است. برای درک مفهومی این الگوریتم از نمودار زیر استفاده می‌شود [2].



شکل ۳.۱۴ یک نمونه درخت تصمیم

^۱ Decition Tree

درخت تصمیم مبتنی بر درک مستقیم و شبیه روش تصمیم‌گیری انسان است. برای نگاشت درخت تصمیم ممکن است با ویژگی اول به نام f_1 شروع شود که صفر یا ۱ است. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود خروجی همیشه ۱ است و تصمیم نهایی را نشان می‌دهد. اما وقتی ویژگی یک برابر با صفر باشد، ویژگی شماره دو یعنی f_2 آزمایش می‌شود.

در نتیجه وقتی ویژگی شماره یک صفر ($f_1=0$) است، و ویژگی شماره دو برابر یک ($f_2=1$) است، خروجی نهایی یا برگ مربوطه نیز یک است. در مقابل، وقتی ویژگی شماره دو برابر صفر ($f_2=0$) باشد، سپس ویژگی شماره سه یعنی f_3 آزمایش می‌شود، با ادامه این روند بقیه درخت تصمیم شکل می‌گیرد.

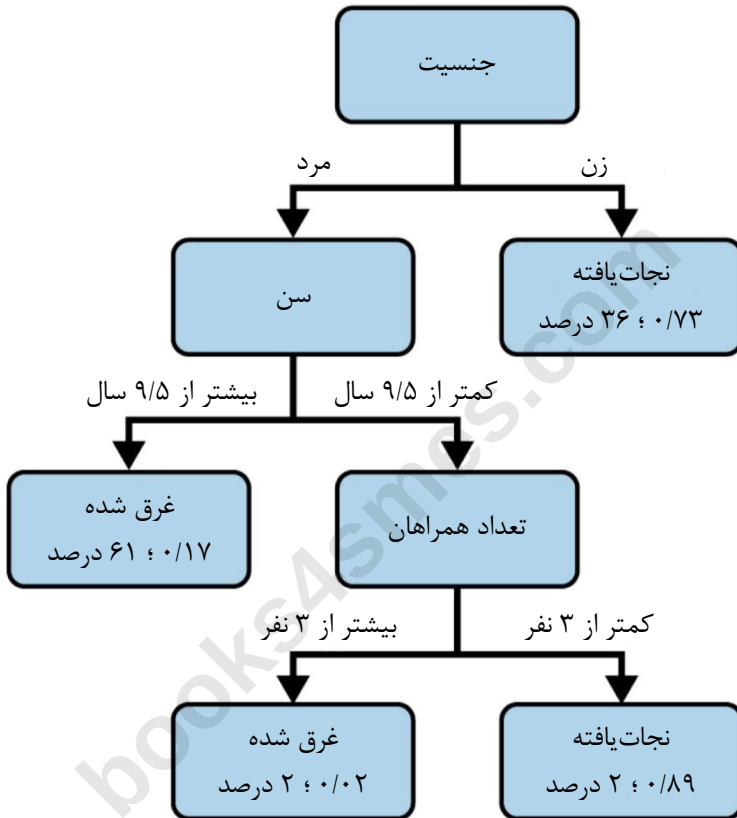
شایان ذکر است که درخت‌های مختلفی به عنوان فرضیه برای داده‌های ورودی یکسان وجود خواهد داشت. به عنوان مثال، ممکن است سؤال این باشد که چرا ابتدا ویژگی ۱ و سپس ویژگی ۲ باید آزمایش شود. در واقع، این گونه ترتیبات برای درخت تصمیم اهمیت دارد، بنابر این برخی درخت‌های تصمیم برای داده‌های آموزش مشابه، بسیار پیچیده‌تر از دیگر درخت‌ها هستند.

علاوه بر این، ممکن است خطاهایی در درخت تصمیم وجود داشته باشد، مانند دو گره آخر در شکل بالا که با یکدیگر تضاد دارند، زیرا ورودی یکسان اما خروجی متفاوت است. بنابر این درخت تصمیم در شکل فوق کامل نیست، و ممکن است برای به حداقل رساندن تعداد کل خطاها، ویژگی‌های بیشتری انتخاب شود [2]. به منظور ایجاد یک درخت تصمیم خوب، ممکن است لازم باشد دستاوردهای اطلاعاتی یا روش‌های دیگری را در نظر گرفت، اما در اینجا فقط بر مفهوم آن در یادگیری ماشین تمرکز می‌شود، و برای جزئیات بیشتر لازم است به کتاب‌های تخصصی در این زمینه مراجعه شود.

در مقایسه با مدل رگرسیون، مدل‌های مبتنی بر درخت تصمیم می‌توانند با داده‌های دسته‌بندی و عددی کار کنند. درخت‌های تصمیم از بالا به پایین خوانده می‌شوند و هر گره نشان دهنده یک مرحله از تصمیم‌گیری است. داده‌ها در سطوح مختلف، ویژگی به ویژگی، تقسیم می‌شوند. تا زمانی که برش‌های داده آن قدر کوچک شود که پیش‌بینی محقق گردد. درخت تصمیم را می‌توان به عنوان یک نظام سلسله مراتبی از قوانین شرطی (if-then) تصور کرد، اما همچنان الگوریتم‌های همه جانبه مناسبی هستند که می‌توانند تقریباً روی هر مجموعه داده (به صورت جدول) به عنوان اولین مدل پایه استفاده شوند. درخت‌های تصمیم را می‌توان به راحتی به اشتراک گذاشت و حتی برای ذی‌نفعان غیر فنی توضیح داد. از جنبه منفی، درخت‌های تصمیم به تنهایی بهترین نتایج را در اغلب موارد نشان نمی‌دهند، چرا که این یک الگوریتم زیاده خواه است. به این مفهوم که این تقسیم‌ها را ابتدا در نقطه‌ای انجام می‌دهد که داده‌ها بیشترین اختلاف

را نشان می‌دهند و این در همه شرایط ایده آل نیست. برای روش شدن فرآیند در درخت تصمیم به یک کاربرد تمرینی مطابق شکل زیر دقت شود [9].

پیش‌بینی افراد نجات‌یافته از زلزله



شکل ۳.۱۵ یک کاربرد تمرینی از درخت تصمیم

از آنجا که درخت تصمیم زیاده خواه است، اولین تقسیم بر اساس جنسیت ایجاد می‌شود. اگر یک زن به طور تصادفی از مجموعه داده‌های مثال بالا انتخاب شود، احتمال زنده ماندن این فرد ۷۳٪ است. برای اولین حدس بد نیست. اما برای مردان، درخت کمی پیچیده‌تر است. با در نظر گرفتن عوامل متعددی مانند سن فرد و تعداد همراهان این فرآیند برای پیش‌بینی مردن یا زنده ماندن افراد ادامه می‌یابد [9].

الگوریتم بیز ساده^۱

بیز ساده یکی از انواع روش‌های یادگیری تحت نظارت در هوش مصنوعی و بر اساس آمار و نظریه‌های احتمال است. به طور ساده روش بیز روشی برای دسته‌بندی پدیده‌ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع است. این روش از ساده‌ترین الگوریتم‌های پیش‌بینی که دقت قابل قبولی هم دارند هست.

بیز ساده فرض را بر استقلال متغیرهای پیش‌بینی می‌گذارد. برای نمونه در مسئله شناسایی یک میوه (این میوه مثلاً ممکن است پرتقال باشد) اگر میوه نارنجی و کروی با شعاع حدود ده سانتی‌متر باشد و به شرطی که این احتمالات به‌درستی مستقل از یکدیگر باشند بیز ساده در تشخیص اینکه این میوه پرتقال است یا نه به‌درستی عمل خواهد کرد.

بیز ساده یک طبقه‌بندی‌کننده بر اساس قضیه بیز با فرض استقلال در بین پیش‌بینی‌ها است. به زبان ساده، فرض طبقه‌بندی‌کننده بیز ساده این است که وجود یک ویژگی خاص در یک کلاس با وجود ویژگی دیگر ارتباطی ندارد.

ساخت یک مدل بیز ساده آسان و به ویژه برای مجموعه داده‌های بسیار بزرگ مفید است. در کنار سادگی، بیز ساده، حتی از روش‌های طبقه‌بندی بسیار پیچیده نیز بهتر عمل می‌کند. برای آشنایی با نحوه عملکرد الگوریتم بیز ساده، چنانچه مجموعه‌ای از داده‌های وضعیت آب و هوا و یک متغیر هدف (برای مثال، احتمال بازی فوتبال) در نظر گرفته شود، مراحل زیر اجرا می‌گردد:

- مرحله ۱: مجموعه داده‌ها در قالب یک جدول فراوانی جمع بندی می‌شود.
- مرحله ۲: با پیدا کردن احتمالاتی مانند احتمال هوای ابری برابر با ۰.۲۹ و احتمال بازی ۰.۶۴ جدول احتمال ایجاد می‌شود.
- مرحله ۳: اکنون، از معادله بیز ساده برای محاسبه احتمال پسین^۲ یا ثانویه برای هر کلاس از داده‌ها استفاده می‌شود. کلاسی که بیشترین احتمال پسین را دارد، نتیجه پیش‌بینی خواهد بود.

^۱ Naive Bayes

^۲ Posterior Probability

جدول احتمالات				جدول تناوبی			آب و هوا		بازی
		بله	خیر	آب و هوا	خیر	بله	آفتابی	خیر	
0.29	=4/14	4		4		4	ابر	ابر	
0.36	=5/14	2	3	2	3	2	بارانی	بارانی	
0.36	=5/14	3	2	3	2	3	آفتابی	آفتابی	
		9	5	9	5	9	ابر	ابر	
		=9/14	=5/14				بارانی	بارانی	
		0.64	0.36				آفتابی	آفتابی	
							بارانی	بارانی	
							آفتابی	آفتابی	
							ابر	ابر	
							ابر	ابر	
							بارانی	بارانی	

شکل ۳.۱۶ فرآیند الگوریتم بیز ساده

$$P(\text{Yes} | \text{Sunny}) = P(\text{Sunny} | \text{Yes}) * P(\text{Yes}) / P(\text{Sunny})$$

اکنون نتیجه محاسبه معادله بر اساس جدول بیشترین احتمال برابر با 0.33، احتمال آفتابی / آری برابر با 0.64 و در نتیجه آفتابی در کل برابر با 0.60 خواهد بود:

$$P(\text{Yes} | \text{Sunny}) = 0.33 * 0.64 / 0.36 = 0.60$$

الگوریتم بیز ساده از یک روش مشابه برای پیش‌بینی احتمال کلاس‌های مختلف بر اساس ویژگی‌های مختلف استفاده می‌کند. این الگوریتم بیشتر در پردازش زبان طبیعی^۱ و مشکل با داشتن چندین کلاس استفاده می‌شود.

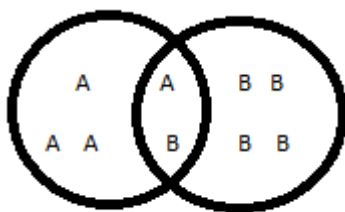
شبکه بیزی^۲

شبکه بیزی یک ابزار نسبتاً جدید برای شناسایی روابط احتمالی به منظور پیشگویی یا ارزیابی کلاس‌های عضویت است. از شبکه بیزی برای یافتن احتمال یک رویداد با توجه به اینکه رویداد دیگری قبلاً رخ داده است، استفاده می‌شود.

با مدل شبکه بیزی می‌توان احتمال B بر اساس A و احتمال A با توجه به B را جدا کرد و احتمال ساده را محاسبه نمود. این یک کارکرد بسیار ساده و مهم قضیه بیزی برای محاسبه احتمال است.

¹ Natural Language Processing

² Bayesian Network



شکل ۳.۱۷ شبکه بیزی

شبکه بیزی یک روش یادگیری ماشین مبتنی بر مدل نمودار احتمالی با دو جزء مهم از قرار، نمودار غیر مدور موسوم به گراف جهت‌دار غیر مدور^۱ و جدول احتمال شرطی برای هر گره است. این در واقع یک مورد خاص از روش بیز ساده است که قبلاً توضیح داده شد. مدل‌های احتمال، روابط بین متغیرها را تعریف کرده و از آنها برای محاسبه احتمالات استفاده می‌کنند.

برای مثال، مدل‌های به طور کامل مشروط ممکن است به حجم عظیمی از داده‌ها برای پوشش دادن همه موارد ممکن نیاز داشته باشند، و محاسبه این احتمالات ممکن است در عمل غیر قابل اجرا باشد. در این مواقع، ساده سازی مفروضاتی مانند استقلال شرطی همه متغیرهای تصادفی می‌تواند مؤثر باشد.

شبکه بیزی توسعه مدلی است که وابستگی شرطی شناخته شده بین متغیرهای تصادفی و استقلال شرطی را در همه موارد دیگر حفظ می‌کند. شبکه‌های بیزی یک مدل گرافیکی احتمالی هستند که به صراحت وابستگی شرطی شناخته شده را با لبه‌های جهت‌دار^۲ در یک مدل نموداری نشان می‌دهند و تمام اتصالات از دست رفته و استقلال‌های مشروط را در مدل تعریف می‌کنند. به این ترتیب، شبکه‌های بیزی ابزار مفیدی برای تجسم مدل احتمالی برای یک دامنه، بررسی همه روابط بین متغیرهای تصادفی، و ارائه دلیل احتمالات علی برای سناریوهای ارائه شده با شواهد موجود است. شبکه‌های بیزی را می‌توان در عبارات زیر خلاصه نمود:

- نوعی مدل نمودار احتمالی که از گره‌ها و لبه‌های جهت دار تشکیل شده است.
- هم روابط وابسته شرطی و هم روابط مستقل شرطی بین متغیرهای تصادفی را ثبت می‌کند.
- این مدل‌ها توسط متخصص یادگیری ماشین بر اساس مجموعه داده‌ها تهیه می‌شوند، و از آنها برای تخمین احتمالات رویدادهای علی یا بعدی استفاده می‌شود.

¹ Direct Acyclic Graph (DAG)

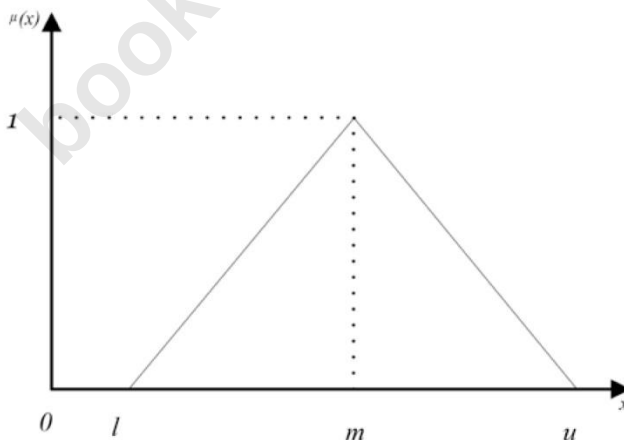
² Directed Edges

منطق فازی

واژه منطق فازی در نظریه مجموعه‌های فازی معرفی شده است و بر اساس مشاهداتی است که افراد بر مبنای اطلاعات غیر دقیق و غیر عددی تصمیم می‌گیرند (زاده، ۱۳۷۵). مقدار یک متغیر در منطق فازی ممکن است هر مقداری بین ۰ و ۱ باشد که برای توصیف اطلاعات غیر دقیق استفاده می‌شود. در سامانه منطق فازی، عضویت، فازی و نامشخص است.

به عنوان مثال، هنگامی که هوا ابری است، در سامانه منطق فازی از هر عددی بین ۰ و ۱ برای توصیف میزان ابری بودن آن استفاده می‌شود. این منطق با سامانه‌های دیگر که در آن مرزها بین دسته‌های مختلف بسیار واضح است متفاوت می‌باشد. منطق فازی را می‌توان با بسیاری از روش‌های هوش مصنوعی مانند تصمیم‌گیری و یادگیری ماشین ادغام کرد.

منطق فازی و سامانه‌های خبره هر دو از روش‌های مدل سازی هستند که برای پیش‌بینی استفاده می‌شوند و در آن مدل‌سازی فازی رویکردی انعطاف‌پذیرتر برای تقلید از سناریوهای دنیای واقعی را نشان می‌دهد. منطق فازی از نظریه مجموعه‌های فازی برای شبیه‌سازی ماهیت نامشخص مورد مطالعه، استفاده می‌کند و از قوانین مختلفی برای تعریف توابع عضویت فازی استفاده می‌نماید. توابع مثلثی، دوزنقه‌ای، گاوسی و زنگی بیشترین کاربرد را در مدل‌سازی منطق فازی دارند [2].



شکل ۳.۱۸ بردار فازی مثلثی

در هر محیط تجاری، به طور معمول چندین بردار فازی وجود دارد. روش‌های مختلفی برای ساخت یک مدل فازی برای نشان دادن یک مشکل وجود دارد، مانند انتخاب اکتشافی، خوشه‌بندی، رویکرد تطبیقی و نقشه خود سازمان دهنده که یک روش مصورسازی داده‌ها است. مدل‌های فازی ترکیبی را می‌توان همراه با بسیاری از فناوری‌های هوش مصنوعی مانند الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرد.

مدل‌های فازی، فرآیندهای استدلال پیچیده‌ای را شبیه‌سازی می‌کنند که به انسان کمک می‌کند تا در محیطی که خیلی از آن مطمئن نیست تصمیم‌های منطقی بگیرد. با سامانه‌های منطق فازی کاربران اقتصادی می‌توانند تجزیه و تحلیل‌های پیشرفته‌ای روی محصولات یا خدمات بر اساس نیازهای خود انجام دهند.

پشتیبانی تصمیم‌گیری هوشمند

سامانه پشتیبانی تصمیم‌گیری^۱ یک سامانه اطلاعاتی است که از فعالیت‌ها و تصمیم‌گیری‌های سازمانی و کسب‌وکار پشتیبانی می‌کند. یک سامانه پشتیبانی تصمیم‌گیری تعاملی را در انتخاب مناسب‌ترین روش‌ها برای تصمیم‌گیری، به ویژه در مورد مسائل پیچیده، مانند آنهایی که به سرعت در حال تغییر و به راحتی از قبل مشخص نمی‌شوند، به کار می‌برند.

سامانه پشتیبان تصمیم‌گیری به حل مشکل کم ساخت یافته و نا مشخص که مدیران سطوح بالا به طور معمول با آن مواجه هستند، کمک می‌کند. این سامانه تلاش می‌کند استفاده از مدل‌ها یا روش‌های تحلیلی را با توابع دسترسی و بازیابی داده‌های سنتی ترکیب کند. سامانه پشتیبان تصمیم‌گیری به طور خاص بر روی ویژگی‌هایی تمرکز می‌کند که استفاده از آنها توسط افراد غیر مسلط به رایانه و با شیوه تعاملی آسان می‌شود. این سامانه‌ها بر انعطاف‌پذیری و سازگاری، برای تطبیق با تغییرات در محیط، و رویکرد تصمیم‌گیری کاربر، تأکید دارند.

گاهی اوقات، سامانه‌های پشتیبان تصمیم‌گیری به کمک فناوری هوش مصنوعی به طور کامل مبتنی بر رایانه است، که آن را می‌توان سامانه پشتیبانی تصمیم‌گیری هوشمند^۲ نامید [12]. به عنوان مثال، سامانه‌های تولید انعطاف پذیر در صنعت^۳، سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری بازاریابی هوشمند^۴ [13]، و سامانه‌های تشخیص پزشکی^۵ از انواع سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری هوشمند هستند [2].

¹ Decision Support System (DSS)

² IDSS

³ Flexible Manufacturing Systems (FMS)

⁴ Intelligent Marketing Decision Support Systems

⁵ Medical Diagnosis Systems

سامانه پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند به طور معمول با تجزیه و تحلیل و پردازش داده‌های ورودی، شناسایی یا تشخیص مشکلات و پیشنهاد راه حل، مانند یک مشاور انسانی رفتار می‌کند. اغلب اوقات سامانه پشتیبانی تصمیم‌گیری هوشمند مبتنی بر سامانه‌های خبره و حتی ممکن است در برخی شرایط عملکرد بهتری نسبت به متخصصان انسانی داشته باشد [14, 15].

پیش‌بینی سری زمانی

سری زمانی مجموعه‌ای از نقاط داده است که به ترتیب زمانی نمایه، فهرست، یا نمودار می‌شود. پیش‌بینی سری‌های زمانی یکی از زمینه‌های مهم در یادگیری ماشین با مؤلفه زمان است. از آنجا که بسیاری از برنامه‌های کاربردی در یادگیری ماشین دارای یک جزء زمان هستند، پیش‌بینی سری‌های زمانی بسیار مهم است. به عنوان مثال، ارتفاع جزر و مد اقیانوس یک سری زمانی است. پیش‌بینی سری‌های زمانی برای مقادیر آینده، به طور معمول با استفاده از یک یا چند روش هوش مصنوعی، و بر اساس مقادیر مشاهده شده قبلی می‌باشد [2].

استدلال مبتنی بر مورد^۱

استدلال مبتنی بر مورد یا به اختصار CBR رویکردی است که مبتنی بر تجربه مشابه در قبل است. با تطبیق تجربه موفق از حل مسائل مشابه در گذشته، مشکلات جدید را می‌توان حل کرد. این مدل، کاربردهای گسترده‌ای در یادگیری ماشین، زمینه‌های پزشکی و غیره دارد. چهار مرحله برای استدلال مبتنی بر مورد تعریف شده است [16]:

- بازیابی از موارد موجود در حافظه و پیدا کردن مورد نزدیک به مشکل فعلی؛
- بر اساس تجربه و موردی که در مرحله قبل یافت شد، راه حلی را پیشنهاد می‌کند و آن را برای پاسخگویی به خواسته‌های وضعیت جدید تطبیق می‌دهد؛
- راه حل جدید را در دنیای واقعی (یا شبیه‌سازی) آزمایش و ارزیابی و در صورت لزوم آن را اصلاح می‌کند؛
- روش حل مسئله جدید را به عنوان یک مورد جدید در حافظه ذخیره می‌کند.

تولید محتوای رویه‌ای^۲

تولید محتوای رویه‌ای یک روش تولید داده با استفاده از الگوریتم‌های رایانه‌ای است که با داده‌های تولید شده به صورت دستی متفاوت است. اصطلاح رویه‌ای به روالی اشاره دارد که یک تابع خاص را محاسبه می‌کند. روش تولید محتوای رویه‌ای به طور گسترده در بینایی رایانه‌ای، بازی‌های رایانه‌ای و امثال اینها استفاده می‌شود.

¹ Case-Based Reasoning (CBR)

² Procedural Content Generation

به عنوان مثال، فناوری هوش مصنوعی می‌تواند برای تولید تصاویر جعلی استفاده شود. در برخی صفحات وب، چندین تصویر با چهره انسان را نشان می‌دهند که همه آنها واقعی به نظر می‌رسند، اما توسط روش‌های هوش مصنوعی تولید شده، و نمونه‌ای از تولید محتوای روبه‌ای هستند [2].

ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین

ارزیابی عملکرد یک مدل یادگیری ماشین نه تنها در طول نمونه‌سازی، بلکه در مراحل بعدی استقرار و بهره‌برداری نیز حیاتی است. به دو دلیل ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین انجام می‌شود [9]:

- مقایسه مدل‌ها با یکدیگر به منظور یافتن بهترین مدل پیش‌بینی،
 - اندازه‌گیری مستمر عملکرد واقعی مدل‌ها با داده‌های جدید و دیده نشده.
- با ارزیابی مدل‌ها، مقادیری که مدل پیش‌بینی می‌کند با مقادیری که باید بر اساس واقعیت اصلی پیش‌بینی کند، مقایسه می‌شود. در اینجا به ارزیابی‌هایی برای مدل‌های رگرسیون، طبقه‌بندی، و طبقه‌بندی چندگانه اشاره می‌شود. گرچه مدل‌های بیشتری وجود دارد اما در حد اهداف کتاب کافی است و خواننده را با مفهوم و جایگاه و اهمیت موضوع ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین آشنا می‌کند.

ارزیابی مدل‌های رگرسیون

در مدل‌های رگرسیون که متغیرهای عددی پیوسته از قبیل درآمد، مقدار و اندازه پیش‌بینی می‌شود، بهترین معیار ارزیابی انحراف ریشه میانگین مربع‌ها^۱ است. انحراف ریشه میانگین مربع‌ها تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و مقدار واقعی است و ابزار خوبی برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده است.

این معیار، دقت کلی مدل را اندازه‌گیری می‌کند و می‌تواند برای مقایسه مدل‌های رگرسیون با یکدیگر استفاده شود. هر چه مقدار مقایسه کوچکتر باشد، به نظر می‌رسد مدل بهتر عمل می‌کند.

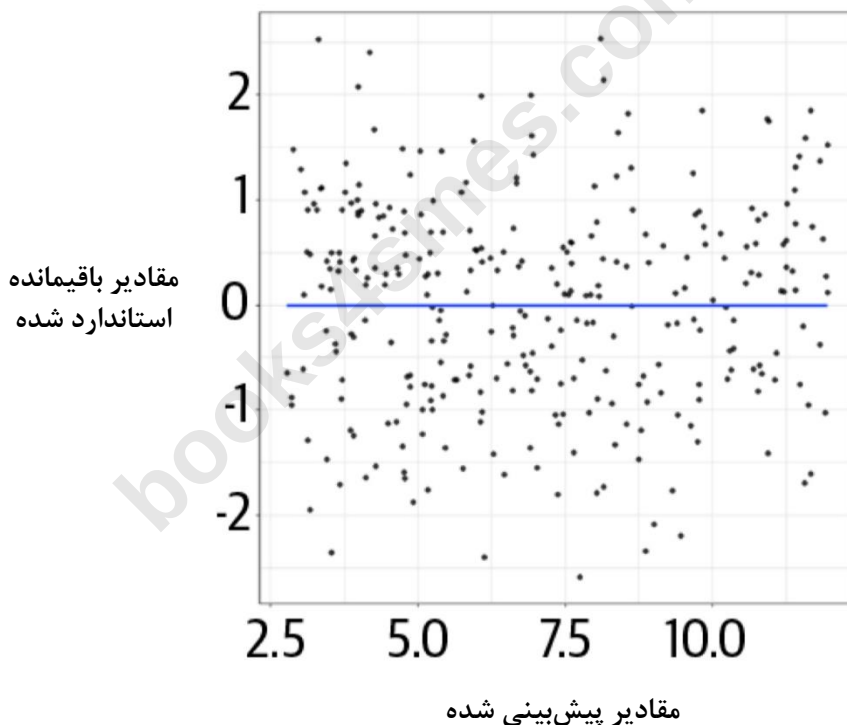
معیار دیگری که در ارزیابی مدل‌های رگرسیون استفاده می‌شود، ضریب تعیین است^۲ و نسبت تغییرات در داده‌های محاسبه شده در مدل را اندازه‌گیری می‌کند. از این معیار برای ارزیابی

^۱ Root-Mean-Square Error (RMSE)

^۲ R-squared

مطابقت مدل با داده‌ها استفاده می‌شود. هر چه مقدار این معیار یعنی ضریب تعیین بالاتر باشد بهتر است. مقدار این ضریب برابر عدد یک به این معنی است که مدل می‌تواند تمام مغایرت‌ها در داده‌ها را توضیح دهد.

گرچه این معیار روش قابل قبولی برای مقایسه مدل‌ها با یکدیگر است، اما فهمیدن اینکه آیا رگرسیون به کار گرفته شده همان طور که از این معیارها انتظار می‌رود کار می‌کند یا نه، هنوز دشوار است. بنابر این، یک رویکرد خوب در مدل‌سازی رگرسیون، استفاده از توزیع خطاهای رگرسیونی است که به آن باقیمانده‌ها یا پسماند^۱ مدل می‌گویند. توزیع باقیمانده‌ها بازخورد بصری خوبی در مورد نحوه عملکرد مدل رگرسیون ارائه می‌دهد. مقادیر پیش‌بینی شده در برابر باقیمانده‌ها به صورت یک نمودار پراکندگی ساده ترسیم می‌شود [9].



شکل ۳.۱۹ تجزیه و تحلیل باقی مانده^۲

¹ Residuals

² Residual Analysis

در حالت ایده آل، یک نمودار باقیمانده باید مانند شکل بالا باشد تا از مفروضات آن پشتیبانی کند [9]:

- کیفیت خطی بودن^۱: نقاط در نمودار باقیمانده باید به طور تصادفی و بدون انحنای زیاد پراکنده شوند.
 - ناهمگن بودن واریانس یا انحراف^۲: پراکندگی نقاط بین مقادیر پیش‌بینی شده باید برای همه مقادیر پیش‌بینی شده کم و بیش یکسان باشد.
- نمودار باقیمانده نشان می‌دهد مدل رگرسیون در کدام بخش از داده‌ها خوب کار می‌کند و در کدام بخش ضعیف است. بسته به اهداف محاسبات، مشخص می‌شود آیا این موضوع با توجه به همه عوامل دیگر قابل قبول است یا خیر.

ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی

در صورتی که مقادیر پیش‌بینی در یک مدل محاسباتی، عددی نیست و قطعی مطلق یا بی‌شرط است، چگونه می‌توان آن را ارزیابی نمود؟ در اینجا از معیارهای ارزیابی مدل‌های رگرسیون نمی‌توان استفاده نمود. برای شناخت بیشتر با این موضوع لازم است به احتمالات مختلف در برچسب‌گذاری طبقات در یک مسئله دقت شود. در این مواقع چهار حالت ممکن است پیش بیاید:

- برچسب درست ۱، و پیش‌بینی نیز ۱ است (پیش‌بینی صحیح)،
- برچسب درست صفر، و پیش‌بینی نیز صفر است (پیش‌بینی صحیح)،
- برچسب درست ۱، اما پیش‌بینی ۱ نیست (پیش‌بینی نا صحیح)،
- برچسب درست صفر، اما پیش‌بینی صفر نیست (پیش‌بینی نا صحیح).

این چهار نتیجه در بیش از دو دسته اتفاق می‌افتد و به سادگی می‌توان این چهار نتیجه را برای هر دسته در مجموعه داده‌ها مشاهده کرد. رایج‌ترین روش برای اندازه‌گیری عملکرد یک مدل طبقه‌بندی، نمایش این چهار نتیجه در یک جدول درهم ریخته یا ماتریس درهم ریختگی^۳ همانند جدول زیر است [9].

جدول ۳.۹ ماتریس درهم ریختگی

طبقه پیش‌بینی شده

¹ Linearity

² Heteroscedasticity

³ Confusion matrix

برچسب واقعی		
منفی	منفی	مثبت
۲۳۸۸	۵۵۸	مثبت غیر واقعی
۴۱۵	۲۹۵۴	مثبت واقعی

بر اساس این جدول نمونه درهم ریختگی، ۲۳۸۸ مشاهده وجود داشت که در آن برچسب واقعی صفر و پیش‌بینی هم صفر بود. پس مدل آنها را به درستی برچسب‌گذاری کرد. اینها را مشاهدات منفی واقعی می‌نامند، زیرا مدل به درستی برچسب کلاس منفی را پیش‌بینی کرده است. به همین ترتیب، ۲۹۵۴ مشاهده توسط مدل به عنوان موارد مثبت واقعی شناسایی شد، زیرا هر دو نتیجه واقعی و پیش‌بینی دارای برچسب کلاس مثبت هستند.

اما همین مدل دو مورد خطا داشت. اول، به اشتباه طبقات منفی را مثبت پیش‌بینی کرد (۵۵۸ مورد) که به عنوان خطای اول شناخته می‌شود. در خطای دوم، مدل به اشتباه ۴۱۵ مورد را منفی پیش‌بینی کرد که در واقع مثبت بودند. اکنون، می‌توان معیارهای مختلفی را از این جدول درهم ریختگی محاسبه نمود. رایج‌ترین معیار دقت^۱ است. با معیار دقت مشخص می‌شود چند درصد از پیش‌بینی‌های مدل درست بوده است. به راحتی می‌توان دقت مدل را با تقسیم تعداد پیش‌بینی صحیح بر تعداد همه پیش‌بینی‌ها محاسبه کرد. برای ماتریس درهم ریختگی در جدول فوق، دقت به شرح زیر است:

$$\frac{2,388 + 2,954}{2,954 + 2,388 + 558 + 415} = 0.8459$$

به این معنی که پیش‌بینی‌های مدل فرضی در ۸۴.۵۹٪ از موارد درست است. در حالی که دقت یک معیار پرکاربرد و محبوب است، اما در برخی موضوعات پاسخگو نیست. چرا که معیار دقت فقط برای مشکلات طبقه‌بندی متعادل کار می‌کند. برای مثال اگر قرار باشد رفتار کلاهبرداری از کارت اعتباری پیش‌بینی شود، تنها در ۰.۱ درصد از کل تراکنش‌های کارت اعتباری ممکن است کلاهبرداری باشد. بنابر این، چنانچه مدل اشاره شده به طور مدام هیچ تقلبی را پیش‌بینی نکند، امتیاز دقت به طرز شگفت‌انگیزی برابر با ۹۹.۹ درصد خواهد بود، زیرا در بیشتر موارد درست است.

¹ Precision

معیار دیگری که به طبقات مثبت نگاه می‌کند، معیار پوشش^۱ است که گاهی اوقات حساسیت یا نرخ مثبت واقعی^۲ نیز نامیده می‌شود. معیار پوشش درصد تمام طبقات مثبتی که به درستی پیش‌بینی شده‌اند را نشان می‌دهد.

میزان معیار پوشش در ماتریس در هم ریختگی اشاره شده، و بر اساس فرمول $2,954 / (2,954 + 415)$ برابر با 0.8768 است. مقدار به دست آمده به این معنی است که مدل می‌تواند ۸۷.۶۸٪ از تمام کلاس‌های مثبت در مجموعه داده را شناسایی یا پوشش دهد. از این معیار برای بهینه‌سازی مدل جهت یافتن کلاس‌های مثبت در مجموعه داده انتخاب می‌شود. موضوع کشف تقلب یکی از کاربردهای معیار پوشش است. استفاده از معیار پوشش به عنوان یک معیار ارزیابی، زمانی منطقی است که هزینه‌های از دست دادن کلاس‌های مثبت (یعنی منفی‌های غلط) بسیار بالا باشد.

معیار رایج دیگر در این ارزیابی، امتیاز F1 است که از ترکیب معیارهای دقت و پوشش تشکیل می‌شود. این امتیاز از میانگین موزون دقت و پوشش به دست می‌آید. بنابر این اگر از قبل معیارهای دقت و پوشش محاسبه شده باشند، به راحتی می‌توان امتیاز F1 را محاسبه کرد. بنابر این، معیار F1 با فرمول $(0.8411 + 0.8768) / (0.8411 \times 0.8768) \times 2$ برابر با 0.8586 خواهد بود. هر چه عدد این معیار بزرگ‌تر باشد، نشان دهنده مدل با عملکرد بهتر است.

امتیاز F1 معیار خوبی برای ارزیابی کیفیت یک مدل است. از آنجا که امتیاز F1 از موزون دقت و پوشش به جای میانگین حسابی استفاده می‌کند، اگر یکی از شاخص‌ها خیلی بد باشد، امتیاز F1 نیز پایین خواهد بود. برای مثال در یک نمونه افراطی با معیار دقت برابر با صفر، و معیار پوشش برابر با ۱ میانگین حسابی امتیاز ۰.۵ را به F1 می‌دهد. به این معنی که اگر یک معیار عالی اما دیگری ضعیف باشد، پس میانگین خوب است. با این حال، میانگین موزون در مثال اشاره شده، صفر خواهد بود. در نتیجه امتیاز F1 در برخی مواقع یک وضعیت خاص را نشان می‌دهد [9].

ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی چندگانه

معیارهایی که برای مسائل طبقه‌بندی دو دویی استفاده شد، برای مسائل چندگانه (که بیش از دو کلاس برای پیش‌بینی دارند) نیز اعمال می‌شود. تنها تفاوت بین یک مشکل دو دویی و چند کلاسی این است که معیارهای ارزیابی برای هر کلاس را محاسبه و آن را با همه کلاس‌های

¹ Recall

² True Positive Rate (TPR)

دیگر مقایسه می‌کند. این روش از رویکردهای متفاوتی پیروی می‌کند که به طور معمول به آن مقادیر خرد و کلان می‌گویند. امتیازهای خرد به طور معمول معیارها را در سطح کلی با شمارش کل موارد مثبت واقعی، منفی کاذب، و مثبت کاذب، با هم محاسبه می‌کنند و تنها پس از تقسیم آنها بر یکدیگر به دست می‌آیند. از سوی دیگر، امتیازات کلان، ابتدا معیارهای دقت، پوشش و غیره را برای هر طبقه محاسبه، سپس میانگین همه آنها را به دست می‌آورند. این رویکردها نتایج مشابه، اما متفاوتی دارند. اینها روش‌های متفاوتی برای محاسبه روی یک جامعه یکسان، اما با رویکردهای مختلف است. این تفاوت‌های ظریف بعد از اینکه روی مسائل پیچیده‌تر چند طبقه اعمال شود، حیاتی‌تر می‌شوند [9].

تله‌های رایج در یادگیری ماشین

یادگیری ماشین یک ابزار قدرتمند برای حل بسیاری از مشکلات مدرن است، اما مانند هر ابزار دیگری، استفاده نادرست از آن ممکن است منجر به نتایج ضعیف شود. در این بخش به برخی تله‌هایی که مبتدیان باید از آنها اجتناب کنند، اشاره می‌شود.

یادگیری ماشین در مواقع غیر ضروری

اگر چکش در دست باشد، همه چیز شبیه میخ است. بدترین کاری که می‌توان انجام داد این است که پس از آگاهی نسبی از قابلیت‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، از این فناوری برای حل همه مشکلات کسب‌وکار استفاده شود. در حالیکه وقتی یک مشکل مرتبط شناسایی می‌شود، باید با بررسی و مطالعه مشخص شود آیا یادگیری ماشین می‌تواند به حل آن کمک کند یا خیر. با این حال توصیه می‌شود، پس از بررسی و مطالعه دقیق، ابتدا با یک پایه ساده شروع کرد. این، خط مبنای خوبی برای بهبود عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین خواهد بود. برای مثال، اگر یک شرکت قبلاً تجزیه و تحلیل انحراف را تجربه نکرده است، نباید با رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین شروع کند. در این مواقع، بهتر است از روش‌های اکتشافی ساده یا قواعد برنامه نویسی شده در نرم‌افزارها استفاده کرد. چرا که این روش‌ها و برنامه‌های رایانه‌ای پیچیدگی کمتری دارند، و در مقابل درک آنها برای ذی‌نفعان تجاری آسان‌تر است. پس از این تجربیات، شرایط برای استفاده از توانایی‌ها و روش‌های یادگیری ماشین آماده خواهد شد.

بیش از حد حریص بودن

برخی‌ها در به حداکثر رساندن معیارهای عملکرد مراحل اولیه خود در هوش مصنوعی حریص می‌شوند. این ممکن است منجر به عملکرد ضعیف مدل روی داده‌های جدید که قبلاً دیده نشده

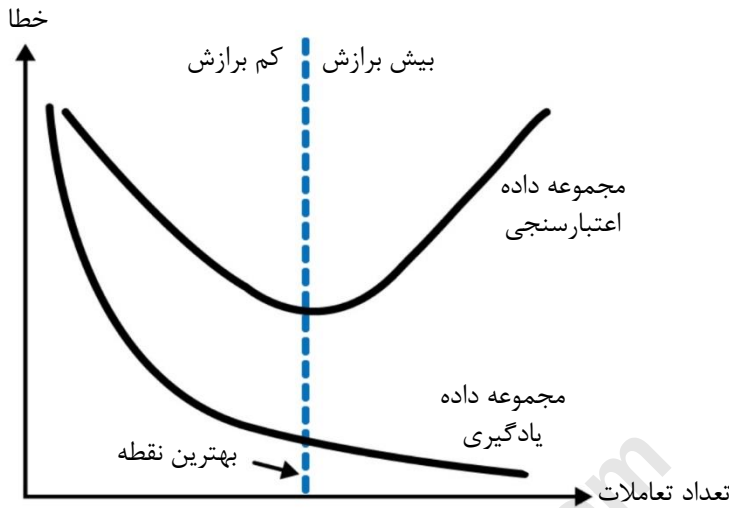
بشود. به همین دلیل توصیه شده در مراحل اولیه و آموزش مدل‌های یادگیری ماشین محافظه کارتر عمل شود، گرچه این ممکن است غیر منطقی به نظر برسد. این توصیه به خصوص در مورد مجموعه داده‌های کوچک ضروری‌تر است. زیرا این امر می‌تواند منجر به تعمیم بهتر مدل به داده‌های مشاهده نشده بشود. این مفهوم یادآور یک اصل است که وقتی شک دارید، راه حل ساده بهتر از یک راه حل پیچیده است. طبق این اصل، هرگاه درباره علت بروز پدیده‌ای دو توضیح مختلف ارائه می‌شود، در آن توضیحی که پیچیده‌تر است احتمال بروز اشتباه بیشتر می‌شود. بنابر این در شرایط مساوی، احتمال صحیح بودن راه حل ساده‌تر بیشتر است [9].

مدل سازی بیش از حد پیچیده

برای دستیابی به دقت بالا، افراد بی تجربه تمایل دارند از مدل‌های بیش از حد پیچیده، مانند شبکه‌های عصبی استفاده کنند. در بسیاری از موارد، یک مدل با دقت و پیچیدگی کمتر به یک مدل بسیار پیچیده و بسیار دقیق ترجیح داده می‌شود. مدل‌های پیچیده ممکن است دو اشکال داشته باشند [9]:

- نگهداری و اشکال زدایی آنها در طول اجرا دشوار است. اصلاح مدل‌های بسیار پیچیده سخت‌تر از مدل‌های ساده‌تر است.
- مدل‌های پیچیده می‌توانند منجر به بیش برآزش^۱ شوند. مدل‌ها به طور معمول با داده‌های آموزشی عملکرد خوبی دارند؛ اما با داده‌های جدید ضعیف هستند. این خطا در مواقعی پیش می‌آید که مدل، ویژگی‌های یادگیری را بیش از حد آموزش دیده باشد، در نتیجه این مدل فقط در مجموعه داده‌های آموزش مفید است و در مجموعه داده‌های دیگر عملکرد ضعیفی خواهد داشت. برای جلوگیری از بیش برآزش، باید عملکرد مدل را در داده‌های جدید و همچنین پیچیدگی مدل را مانند شکل زیر، کنترل و متعادل نمود.

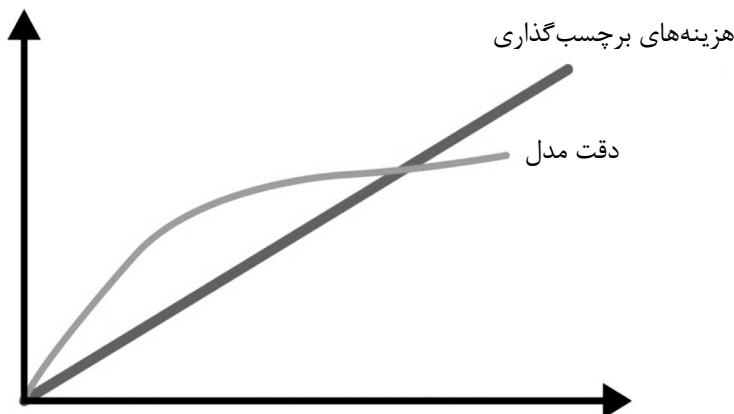
¹ Overfitting



شکل ۳.۲۰ خطای یادگیری در برابر خطای آزمایش

عدم توقف با وجود داده کافی

به ندرت پیش می‌آید که اطلاعات یک سازمان به طور کامل برچسب‌گذاری شده باشد. بر اساس یافته‌های قبلی، به طور معمول هر چه نمونه‌ها (مشاهدات) بیشتر باشد، نتیجه بهتری به دست خواهد آمد. با این حال، تجربه نشان داده که الگوریتم‌های یادگیری ماشین در نقطه‌ای مشخص به سطح قابل قبولی می‌رسند، و آموزش بیشتر، دقت عملکردها را به ندرت افزایش می‌دهد. این پدیده در شکل زیر به خوبی نشان داده شده است. از نقطه تعادل به بعد، صرف هزینه بیشتر برای برچسب‌گذاری داده‌ها دیگر مقرون به صرفه نیست. به همین دلیل، متناسب با یک هدف روشن، باید مشخص شود مدل چقدر باید دقیق باشد. در بسیاری موارد، دانستن هدف، کمک می‌کند تا در اجرای طرح‌های هوش مصنوعی و به طبع آن در یادگیری ماشین، از هزینه‌های بالا جلوگیری شود [9].



شکل ۳.۲۱ دقت مدل در برابر هزینه‌های برچسب‌گذاری

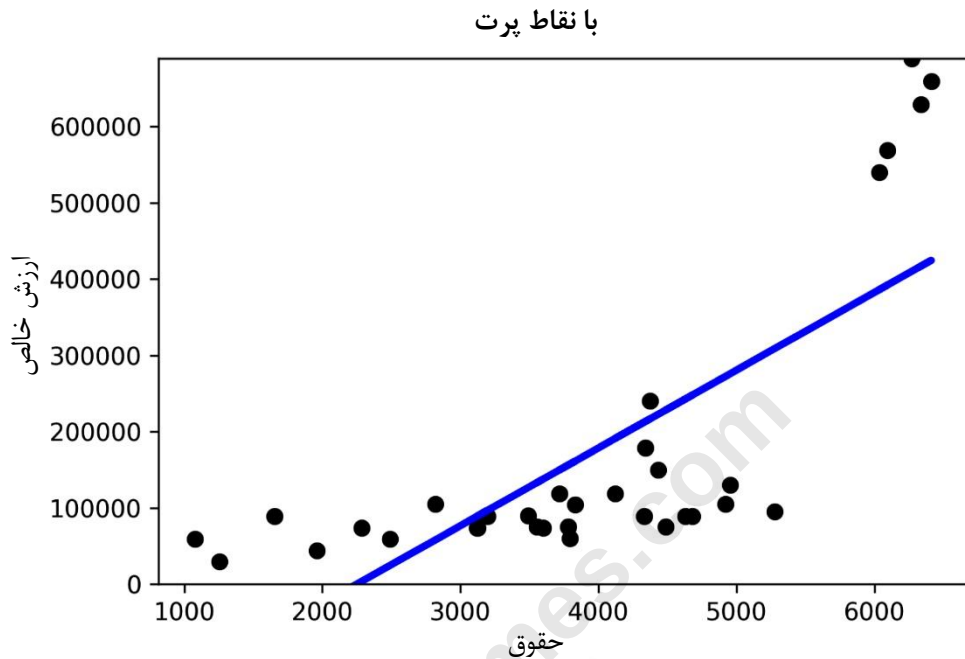
دشواری در ابعاد بیشتر

با رعایت اصول اشاره شده در بالا، در بیشتر مواقع، اصل «هرچه داده بیشتر، بهتر» برای مشاهدات یا ردیف‌های مجموعه داده‌ها صدق می‌کند، اما این اصل برای ویژگی‌ها (ستون‌های داده) معکوس است. اکثر الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای یافتن الگوهای واقعی در داده‌ها مشکل دارند، زیرا داده‌ها بسیار پراکنده هستند. از سوی دیگر، هیچ قانون مطلقی نمی‌تواند کمک کند تا از مشقت ابعاد یا ویژگی‌های بیشتر دوری کرد. اشاره به چند نکته در اینجا مفید است [9]:

- هنگام افزودن ویژگی‌های جدید به مجموعه داده‌ها، در حذف ویژگی‌های اضافی یا نا مربوط تردید نشود. اگر چه این ممکن است گاهی اوقات به دلیل نیاز به تخصص جامع در موضوع دشوار باشد.
- سعی شود با کدگذاری یا ترکیب وابستگی‌ها به عنوان یک ویژگی، تعداد روابط بین صفات را کاهش داد. به عنوان مثال، به جای داشتن دو ویژگی قیمت و اندازه در موضوع قیمت گذاری ساختمان، می‌توان از یک ویژگی جدید، برای مثال، قیمت هر متر مربع، استفاده نمود. هرچه وابستگی‌ها بین متغیرها کمتر باشد درک آنها برای الگوریتم یادگیری ماشین نیز آسان‌تر خواهد بود.

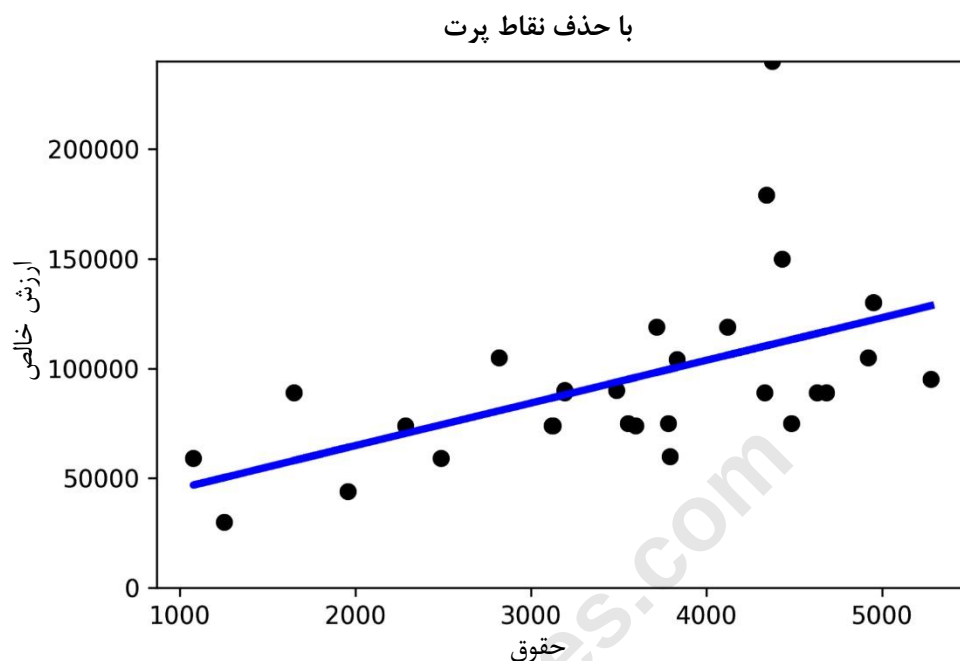
عدم حذف داده‌های پرت یا دور افتاده

نقاط دور افتاده نقاطی هستند که بسیار بالاتر از میانگین مجموعه داده‌ها می‌باشند. به عنوان مثال، در مجموعه داده حقوق و دارایی خالص افراد، ممکن است برخی داده‌ها بسیار بالاتر از میانگین باشند و در محاسبات اثر غیر منطقی ایجاد کنند [9].



شکل ۳.۲۲ داده‌های نمونه دارای نقاط پرت بالا و پایین

همانطور که در شکل بالا مشاهده می‌شود، چند نقطه داده بسیار دور از بقیه هستند. اینها نشان دهنده افرادی هستند که حقوق و دارایی خالص بالاتری دارند. خط رگرسیون در این مورد به سمت نقاط پرت منحرف می‌شود و در نتیجه تناسب ضعیفی برای تمام نقاط داده‌ها ایجاد می‌کند. با حذف این گروه افراد از مجموعه داده‌ها، خط رگرسیون با نقاط باقی مانده مطابقت بهتری دارد. تأثیر نقاط دور افتاده در بسیاری از الگوریتم‌ها، به ویژه الگوریتم‌هایی که با رگرسیون کار می‌کنند، بسیار زیاد است. این بدان معنی است که بنا به تشخیص منطقی و تخصصی، نقاط دور افتاده در مجموعه داده‌ها باید حذف شوند [9].



عدم استفاده از زیرساخت‌های رایانش ابری

اکثر شرکت‌ها تا حد زیادی و با استدلال نگرانی از عدم کنترل روی داده‌های اختصاصی، از راه‌حل‌های داخلی استفاده می‌کنند و کمتر به خدمات رایانش ابری در زمینه هوش مصنوعی روی آورده‌اند. اما قویاً توصیه می‌شود در صورت امکان از سکوه‌های هوش مصنوعی به عنوان یک خدمت^۱ یا خدمات یادگیری ماشین، حداقل برای طرح‌های اولیه و نمونه، و با داده‌های غیر بحرانی، کار شود. این مسیر یک شروع کم هزینه و سریع را برای شرکت‌ها فراهم می‌کند. این روش کمک می‌کند تا شرکت‌ها تصمیم بگیرند چگونه رایانش ابری می‌تواند به نفع راهبرد کلی هوش مصنوعی و یادگیری ماشین پیاده‌سازی شود [9].

¹ AI as a Service (AIaaS)

فصل ۴: هوش مصنوعی و سایر فناوری‌ها

هوش مصنوعی همراه با سایر فناوری‌ها می‌تواند قابلیت‌های قابل توجهی به همراه داشته باشد. امروزه بشر تجربیات زیاد و ابتکاری فراوانی از کاربرد هوش مصنوعی در فناوری‌های مختلف را گزارش نموده است. روبات‌های نرم افزاری و سخت افزاری، رایانش ابری، و شبکه‌های اینترنت اشیا از مهمترین همراهان هوش مصنوعی می‌باشند که در این فصل از کتاب به آنها اشاره می‌شود.

هوش مصنوعی و روبات

یکی از اولین کاربردهای عملی هوش مصنوعی در یک روبات فیزیکی به نام SHAKEY بود که توسط مؤسسه تحقیقاتی استنفورد بین سال‌های ۱۹۶۶ و ۱۹۷۲ طراحی و ساخته شد. این روبات از بینایی رایانه‌ای و پردازش زبان طبیعی برای دریافت دستورالعمل‌ها استفاده می‌کرد و سپس آن دستورات را می‌توانست به وظایف مجزا تقسیم و حرکت کند. اگرچه اکنون آن را بسیار ابتدایی می‌دانیم، اما این روبات در آن زمان در خط مقدم تحقیقات هوش مصنوعی قرار داشت. امروزه روبات جارو برقی با قیمت تجاری در دسترس مردم است که می‌تواند یک واحد مسکونی را به طور خودکار و هوشمند جارو کند. اگر چه نمی‌تواند به دستورات صوتی پاسخ دهد، اما اجرای این هم امروزه نسبتاً آسان است. نمونه‌های دیگری از روبات‌های فیزیکی که از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند به شرح زیر وجود دارد [4]:

- روبات‌ها در وسایل نقلیه خودران: خودروهای بدون راننده از هوش مصنوعی برای تفسیر اطلاعات دریافتی از حسگرهای خودرو، و بینایی رایانه‌ای برای تفسیر داده‌های لایدار^۱ استفاده می‌کنند و سپس فعالیت‌های مناسبی را برای اقدام برنامه‌ریزی می‌کنند. لایدار یک فناوری سنجش از راه دور است که با تاباندن لیزر به هدف و تجزیه و تحلیل بازتاب آن، فاصله را اندازه‌گیری می‌کند. همه اینها باید در زمان اجرا باشند تا اطمینان حاصل شود که خودرو به سرعت واکنش نشان می‌دهد.

¹ Light Detection and Ranging (LiDAR)

- روبات‌های خطوط تولید: آموزش روبات‌های جدید بسیار ایمن و آسان است، زیرا به هوش مصنوعی مجهز شده‌اند. برخی روبات‌ها به گونه‌ای طراحی می‌شوند که می‌توانند در خط تولید به صورت آزاد کار کنند. این روبات‌ها به جای قرار گرفتن در قفس مخصوص، این توانایی را دارند که اگر قرار باشد به کسی یا چیزی برخورد کنند، فوراً متوقف شوند. با حرکت دادن بازوان آنها برای هر فعالیتی، به جای کد نویسی در هر حرکت، آموزش می‌بینند و بر اساس این نوع تنظیم بسیار ساده، فعالیت خود را آغاز می‌کنند.

- روبات‌های مراقب: استفاده از روبات‌ها برای مراقبت از افراد بیمار یا آسیب دیده گرچه بحث برانگیز است، اما می‌تواند مزایای مثبتی داشته باشند. این روبات‌ها به مراقبت از سالمندان کمک می‌کنند، و ممکن است از طریق قابلیت درک زبان طبیعی پشتیبانی شوند. به عنوان مثال، این روبات‌ها مانند انسان حرکت می‌کنند و می‌توانند در بیمارستان‌ها خدمت کنند، و از طریق ویدئو و صدا با پزشکان فعال در یک مکان دور ارتباط برقرار نمایند.

- روبات‌های خدماتی: بعضی خرده فروش‌ها از روبات‌های بسیار ساده برای خوشامد گویی و خدمت رسانی به مشتریان خود استفاده می‌کنند. این روبات‌ها ممکن است با بینایی رایانه، تشخیص گفتار، و قابلیت‌های بهینه‌سازی داخلی پشتیبانی شوند. نسخه‌های مختلف روبات‌ها علاوه بر اینکه می‌توانند در یک فروشگاه به مشتریان خدمت کنند، می‌توانند در رستوران‌ها یا ورودی هتل‌ها نقش پیشخدمت را بر عهده گیرند. نمونه‌های جالبی از این روبات‌ها می‌توانند مهارت‌های خود را از طریق خواندن مطالب در اینترنت و شبکه فرا بگیرند.

- روبات‌های گروهی: اینها رشته خاصی از روبات هستند که می‌توانند به طور مشترک با هم کار کنند. آنها به شدت به قابلیت بهینه‌سازی هوش مصنوعی متکی هستند و دائماً بهترین حرکت بعدی را برای هر یک از روبات‌های گروهی ارزیابی می‌کنند تا بتوانند به هدف مشترک دست یابند. به طور معمول زمینی هستند، اما می‌توانند هوایی یا آبی هم باشند، و در محیط‌هایی استفاده شوند که کار کردن در آن برای انسان دشوار است، مانند مأموریت‌های نجات در بلایا یا میدان جنگ. وسایل نقلیه خودران نیز ممکن است از هوش مصنوعی گروهی استفاده کنند.

روبات با کمک هوش مصنوعی شبیه انسان فرآیند یادگیری را انجام می‌دهد. محققان رویکردی را توسعه دادند که در آن یک روبات انسان‌نما یاد می‌گیرد چگونه بایستد. روبات یک

سری شبیه‌سازی را با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق اجرا، و سپس از سامانه دوم برای تجزیه و تحلیل بازخورد حسگرهای مختلف استفاده می‌کند.

با استفاده از داده‌های ورودی از انواع مختلف حسگرها، روبات از ترکیبی از قابلیت‌های تشخیص گفتار، تشخیص تصویر، درک گفتار انسان و بهینه‌سازی برای محاسبه مناسب‌ترین پاسخ یا عمل استفاده می‌کند. از آنجا که این‌ها از قابلیت‌های هوش مصنوعی هستند، روبات می‌تواند خودآموزی کند و با کارکرد بیشتر عملکرد بهتری پیدا کند.

البته، روبات‌های شناختی فیزیکی نیز این ترس را در بشر ایجاد می‌کنند که در نهایت ممکن است قادر به تسلط بر بشر شوند. اگر هوش مصنوعی مبتنی بر نرم‌افزار روی یک سرور گذاشته شود، خطری برای نسل بشر نخواهند داشت، چرا که در نهایت سرور را می‌توان خاموش کرد. اما روبات‌های فیزیکی می‌توانند به طور بالقوه این توانایی را داشته باشند که بر ما غلبه کنند، به خصوص اگر بتوانند نسخه‌های بهتری از خود را بسازند. با شناخت بیشتر مفاهیم هوش مصنوعی محدود^۱ و عمومی^۲ که در همین کتاب ارائه شده است، پاسخ قانع کننده‌ای برای این خطر پیدا خواهد شد [4].

هوش مصنوعی و خودکارسازی فرآیندهای متکی به روبات^۳

خودکارسازی فرآیندهای متکی به روبات نوع نسبتاً جدیدی از نرم افزار است که کارهای مبتنی بر قواعدی که یک انسان ممکن است انجام دهد را تکرار می‌کند. برای درک بهتر این مفهوم بهتر است به تفاوت‌های خودکار سازی فرآیند با روبات، و فناوری اطلاعات سنتی پرداخته شود.

در ابتدایی‌ترین سطح، از فناوری اطلاعات برای جایگزینی یک سری اقدامات انسانی می‌توان استفاده کرد، اما این ابتدایی‌ترین مرحله برای یک روبات است. بسیاری از خودکارسازی‌ها از قبل در سامانه‌های نرم افزاری تعبیه شده‌اند. به عنوان مثال، پیوند خودکار اطلاعات مشتری در محاسبات مالی و تدارکات از این نوع خودکارسازی‌ها است. اما از آنجا که در اینها بخشی از ویژگی‌های عادی یک سامانه، نرم‌افزاری است، به طور معمول به عنوان خودکارسازی فرآیند بر پایه روبات در نظر گرفته نمی‌شوند، بلکه صرفاً یک سامانه نرم‌افزاری قدرتمند خوانده می‌شوند. در یک دنیای ایده‌آل، تمام فرآیندهای تراکنشی توسط سامانه‌های فناوری اطلاعات بزرگ و فراگیر و بدون درگیری انسان، انجام می‌شود. بسیاری از سامانه‌ها می‌توانند بخش زیادی از

¹ Artificial Narrow Intelligence

² Artificial General Intelligence

³ Robotic Process Automation (RPA)

فرآیندها و عملکردهای خاص را به طور خودکار انجام دهند، اما این تنها ممکن است بخشی از یک فرآیند کامل باشد. برای مثال، فرایند درخواست وام برخط که داده‌ها را از مرورگر وب، سامانه ارتباط با مشتری، سامانه بررسی اعتبار، سامانه مالی، داده‌های ورودی، یا غیر اینها دریافت می‌کند، و این تنها بخشی از فرآیند کامل درخواست وام برخط است. علاوه بر این، اکنون بسیاری از کسب‌وکارها دارای سامانه‌های نرم افزاری متعددی هستند که به عنوان راه حل‌های محدود، با هم ادغام شده، و کل فرآیند از ابتدا تا انتها به هم گره زده می‌شوند. با این وجود اغلب این سامانه‌ها بخشی از خدمات برون سپاری شده هستند.

در مقابل، خودکارسازی فرآیندهای مبتنی بر روبات، می‌تواند با هزینه بسیار کمتر جایگزین تقریباً تمام کارهای تراکنشی که انسان انجام می‌دهد شود. اگر روند کارها و تراکنش تغییر کند، روبات تنها با یک بار آموزش مجدد با تغییرات سازگار می‌شود و نیازی به آموزش مجدد تیم کامل افراد نیست.

به عنوان یک مثال ساده، اگر یک شرکت حقوقی به نمایندگی از مشتری یک سبد دارایی را مدیریت می‌کند، انتظار می‌رود در مقطعی ثبت اسناد و املاک را بررسی کند. این به طور معمول یک نقش حقوقی است که ممکن است شامل درخواست از یک وکیل، یا ارتباط مستقیم با مشتری، از طریق یک الگو، یک ایمیل یا یک سامانه گردش کار باشد. شخص اطلاعات را از فرم مربوطه می‌خواند، وارد سایت ثبت اسناد و املاک می‌شود، اطلاعات را در سایت وارد می‌کند و نتایج جستجو را می‌بیند. سپس آن اطلاعات را به فرم منتقل می‌کند و به درخواست اولیه پاسخ می‌دهد. این امکان وجود دارد که کل این فرآیند توسط یک روبات نرم افزاری بدون نیاز به هیچ گونه دخالت انسانی انجام شود. این یک مثال بسیار ساده است، اما در واقعیت فرآیندها بسیار پیچیده‌تر از این هستند و ورود روبات در این فرآیندها همراه با صرفه اقتصادی و مزایای هنگفتی خواهد بود. برخی از مزایای خودکارسازی فرآیندهای متکی به روبات را می‌توان به شرح زیر خلاصه نمود [4]:

- هزینه روبات کسری از هزینه انسان است؛
- روبات دقیقاً به روش انسان کار می‌کند، بنابر این نیازی به هیچ تغییری در فناوری اطلاعات یا فرآیند نیست؛
- پس از آموزش، روبات فرآیند را دقیقاً همانطور که یاد گرفته انجام می‌دهد؛
- روبات تمام مراحل را که انجام می‌دهد را ثبت می‌کند، پس قابلیت ممیزی کامل را فراهم می‌کند؛
- روبات در صورت لزوم در تمام ساعات شبانه روز و ایام هفته کار می‌کند؛

- روبات هرگز مریض نمی‌شود، به تعطیلات نیاز ندارد یا درخواست افزایش حقوق نخواهد داشت.

این بدان معنی است که هر جا فرآیندهایی وجود داشته باشند که مبتنی بر قوانین، قابل تکرار، و از سامانه‌های فناوری اطلاعات استفاده می‌کنند (یا می‌توانند از آن استفاده کنند)، فردی که آن فرآیند را انجام می‌دهد می‌تواند با یک روبات نرم‌افزاری جایگزین شود.

در خودکارسازی فرآیند مبتنی بر روبات، علاوه بر صرفه جویی در هزینه، تأثیر زیادی بر نحوه سازماندهی منابع شرکت‌ها هم وجود دارد. برای مثال برخی کارهای برون سپاری شده ممکن است مجدد به داخل شرکت منتقل شوند. در اجرای خودکارسازی فرآیند مبتنی بر روبات، برخی جنبه‌ها به شرح زیر باید در نظر گرفته شود:

نقش کامل یا تکمیلی روبات: آیا روبات‌ها با کمک یا بدون کمک کار خواهند کرد. یک روبات تکمیلی عموماً در بخشی از فرآیندها در کنار انسان کار می‌کند. برای مثال، در یک مرکز تماس، یک همکار انسانی می‌تواند با مشتری که درخواست تغییر آدرس خود را دارد تماس بگیرد. هنگامی که تماس کامل شد، عامل انسانی می‌تواند روبات را برای انجام تغییرات که ممکن است در سامانه‌های مختلف مورد نیاز باشد، فعال کند. در همین حال، عامل انسانی می‌تواند با تماس دیگری کارش را ادامه دهد. اما روبات‌ها ممکن است بر اساس یک برنامه زمان بندی به طور مستقل کار کنند. این روبات‌ها کل فرآیندها را پوشش می‌دهند و کارآمدتر از روبات‌های بدون کمک هستند. بسته‌های نرم‌افزاری مختلف به روش‌های مختلف این دو سناریو را در روبات‌ها پشتیبانی می‌کنند. پس از انتخاب نوع روبات، فرآیندهای کاندید برای خودکارسازی را می‌توان با معیارهای زیر انتخاب نمود:

- مبتنی بر قوانین، قابل پیش‌بینی، قابل تکرار،
- حجم کار زیاد و مقیاس پذیر،
- متکی به سامانه‌های متعدد،
- و آنجا که کیفیت ضعیف کار منجر به مخاطرات یا هزینه بالا می‌شود.

این معیارها فرصت‌های زیادی را برای خودکارسازی فرآیند متکی به روبات، در اکثر مشاغل بزرگ فراهم می‌کنند، اما با محدودیت‌هایی روبرو هستند. دلیل اینکه ابزار نرم‌افزاری برای خودکارسازی فرآیند با اتکا بر روبات، مورد توجه ویژه صاحب نظران هوش مصنوعی است این است که اگر چه نرم‌افزار خودکارسازی فرآیند با اتکا بر روبات در مدیریت فرآیندها واقعاً با هوش است، اما روبات‌ها خود به طور کامل خاموش هستند و دقیقاً همان کاری را که به آنها گفته شده، بدون هیچ تزلزلی انجام می‌دهند. در بسیاری مواقع این چیز خوبی است، اما در برخی موقعیت‌ها،

چه در اطلاعات وارد شده، و چه در مواقع نیاز به قضاوت، ابهاماتی مشاهده شده است، و اینجاست که نقش هوش مصنوعی بازنگری می‌شود.

یکی از بزرگترین محدودیت‌های خودکارسازی فرآیندها با اتکا بر روبات، این است که روبات‌ها به داده‌های ساخت یافته به عنوان ورودی نیاز دارند. این می‌تواند، برای مثال، یک صفحه گسترده، یک فرم وب یا یک پایگاه داده باشد. روبات باید دقیقاً بداند که داده‌های مورد نیاز کجا هستند و اگر در محل مورد انتظار قرار نداشته باشند، فرآیند به طور ناگهانی متوقف نشود. هوش مصنوعی، و به ویژه قابلیت استخراج اطلاعات، این امکان را فراهم می‌کند که داده‌های منبع بدون ساختار یا نیمه ساخت یافته را به داده‌های ساخت یافته تبدیل تا روبات آنها را پردازش کند.

برخی انواع داده‌های نیمه ساخت یافته شامل فاکتورها یا دستور و حواله‌های مالی است که اطلاعات در این اسناد عموماً یکسان است، اما ممکن است از نظر قالب و موقعیت در متن متفاوت باشند. قابلیت استخراج اطلاعات در هوش مصنوعی می‌تواند فرا - داده‌ها را از اسناد نیمه ساخت یافته با الگوهای متفاوت، استخراج و آن را ثبت نماید. پس از آن، روبات می‌تواند از داده‌ها برای پردازش خودکار در مراحل بعدی استفاده کند.

روبات می‌تواند از خروجی هوش مصنوعی به عنوان محرک برای اجرای فعالیت یا فعالیت‌های بعدی استفاده کند. به عنوان مثال، یک قرارداد حقوقی را می‌توان یک سند نیمه ساخت یافته در نظر گرفت که در آن نام طرفین، تاریخ فسخ، حدود مسئولیت و غیره وجود دارد. قابلیت استخراج اطلاعات در هوش مصنوعی فرا - داده‌ها را از همه قراردادهای سازمان استخراج می‌کند تا در بررسی‌ها و مدیریت مخاطرات ناشی از متون قراردادهای حقوقی استفاده شوند.

روبات‌ها در خودکارسازی فرآیندها، می‌توانند در صورت تغییر در مقررات فعال شوند، و برای مثال همه قراردادهای را به‌روز رسانی کنند. البته حوزه دیگری که این روبات‌ها نمی‌توانند نقش داشته باشند، جایی است که قضاوت به عنوان بخشی از فرآیند مورد نیاز است. به عنوان مثال، در پردازش درخواست وام، بسیاری از مراحل اولیه مانند گرفتن اطلاعات از متقاضی و پر کردن آن در سامانه ارتباط مشتری، و انجام بررسی اعتبار متقاضی، می‌تواند از طریق روبات‌ها خودکار شود. اما در برخی موارد باید تصمیم گرفت آیا وام تأیید می‌شود یا خیر. اگر تصمیم نسبتاً ساده باشد، هنوز هم روبات آن را انجام می‌دهد. اما برای تصمیم‌گیری‌های پیچیده‌تر، یا جایی که به نظر می‌رسد به قضاوت نیاز است، می‌توان از قابلیت پیش‌بینی هوش مصنوعی از طریق موتور استدلال شناختی یا استفاده از رویکرد یادگیری ماشین استفاده کرد.

بنابراین، استفاده ترکیبی از هوش مصنوعی و خودکارسازی فرآیندهای متکی بر روبات‌ها به بسیاری از فرآیندها اجازه می‌دهد تا از فرآیندهایی که ذاتاً کارایی بیشتری نسبت به فرآیندهای

تا حدی خودکار دارند، به صورت خودکار پشتیبانی کنند. همانطور که در بالا اشاره شد، روبات‌ها در استخراج و جمع‌آوری داده‌ها از منابع مختلف بسیار خوب عمل می‌کنند. بنابر این، روبات‌ها می‌توانند به عنوان تأمین کننده داده برای سامانه‌های هوش مصنوعی باشند. این همچنین می‌تواند شامل دست‌کاری داده‌ها (به عنوان مثال نقشه برداری مجدد از ویژگی‌ها) و همچنین شناسایی هرگونه داده غیر قابل استفاده (زائد) باشد.

علاوه بر خودکارسازی فرآیندهای کسب‌وکار، اما روبات‌ها به طور کامل می‌توانند برای خودکارسازی فرآیندهای فناوری اطلاعات مورد استفاده قرار گیرند. مفهوم خودکارسازی فناوری اطلاعات دقیقاً مشابه فرآیندهای تجاری است: کارکنان انسانی که کار مبتنی بر قواعد را انجام می‌دهند با عوامل نرم افزاری جایگزین می‌شوند. بسیاری از وظایفی که توسط یک میز خدمات فناوری اطلاعات انجام می‌شود، می‌تواند خودکار شود. برای نمونه، یکی از کارکردهای خودکارسازی متکی بر روبات، کاهش میانگین زمان رسیدگی به یک حادثه در میز خدمت است. روبات‌های خودکارسازی فرآیندها می‌توانند به طور مستقل روی اجزای زیرساخت که توسط هشدارهای سامانه راه اندازی می‌شوند، کار کنند. برای مثال، یک روبات می‌تواند به محض دریافت هشدار مبنی بر عدم پاسخگویی سرور، سرور را دوباره راه‌اندازی کند. درست مانند خودکارسازی فرآیندهای کسب‌وکار، روبات‌ها می‌توانند تقریباً به هر سامانه دیگری دسترسی داشته باشند و در عین حال، هیچ اختلال یا تغییری در آن سامانه‌ها ایجاد نکنند. روبات‌های خودکارسازی در این سناریو را می‌توان یک مدیر ارشد در نظر گرفت که در صورت لزوم در تمام سامانه‌های نظارتی و مدیریتی نقش دارد.

برای خودکار سازی فناوری اطلاعات، هوش مصنوعی می‌تواند قابلیت‌های روبات‌های خودکارسازی را افزایش دهد. با استفاده از قابلیت‌های بهینه‌سازی و پیش‌بینی، می‌توان آن‌ها را با دستورالعمل‌های اجرایی و سایر منابع آموزش داد و همچنان از مهندسان ناظر یاد بگیرند. همچنین می‌توان از سامانه‌های هوش مصنوعی برای نظارت فعالانه بر محیط فناوری اطلاعات و وضعیت فعلی آن به منظور شناسایی روندها و همچنین هرگونه تغییر در محیط (مثلاً یک سرور مجازی جدید) استفاده کرد و سپس سایر برنامه‌ها را بر اساس آن تنظیم نمود.

بنابر این، روبات‌های خودکارسازی فرآیندها، یک فناوری مکمل و مفید برای هوش مصنوعی هستند. علاوه بر اینکه هوش مصنوعی فرآیندهای بیشتر و فرآیندهای بیشتری را خودکار می‌کند، این روبات‌ها همچنین به تلاش‌های جمع‌آوری داده‌ها که هوش مصنوعی اغلب به آن نیاز دارد کمک می‌کنند. این دو فناوری یعنی استخراج اطلاعات و روبات‌های خودکارسازی، به طور کامل

زمانی که اهداف تحول آفرین بزرگ‌تری در سازمان مد نظر باشد، به خوبی با هم کار می‌کند [4].

در نتیجه، خودکارسازی متکی بر فرآیند موسوم به RPA که روبات نرم افزاری هم نامیده می‌شود، نوعی فناوری خودکارسازی فرآیندهای کسب‌وکار مبتنی بر روبات و هوش مصنوعی است. روبات‌ها ماشین‌هایی هستند که می‌توانند به طور خودکار وظایف را با کمک یا بدون دخالت انسان انجام دهند و به طور معمول از برنامه‌های رایانه‌ای برای مدیریت روبات‌ها استفاده می‌شود. ایده کلی روبات‌های خودکارسازی این است که روبات‌های کاربر را در انجام یک کار با رابط کاربری گرافیکی (GUI) نظارت کنند، و هوش مصنوعی ممکن است برای توسعه لیست اقدامات یا مقابله با برخی کارها به طور خودکار استفاده شود. با این کار، نیازی به توسعه دهنده نرم‌افزاری برای وارد کردن کدهای خاص در سامانه پشتیبان نیست تا لیستی از اقدامات را تولید کند. چرا که کد نویسی خود یک مانع برای استفاده از خودکارسازی است. شرکت‌ها به طور معمول از فناوری هوش مصنوعی و روبات برای خودکارسازی فرآیندهای کسب‌وکار خود استفاده می‌کنند. به عنوان مثال، می‌توان به پردازش تراکنش‌ها، دست‌کاری داده‌ها، نگهداری سوابق، ارتباطات و غیره اشاره نمود. اهم ویژگی‌های روبات‌های خودکارسازی که در کسب‌وکار حائز اهمیت هستند به اختصار به شرح زیر ذکر شده است [2]:

- کاربر پسند به این معنی که استفاده از سامانه آسان است و برای استفاده از آن به دانش فنی زیادی نیاز نیست،
- عدم نیاز به دانش برنامه نویسی به این معنی که کاربران نیازی به داشتن پیشینه برنامه نویسی ندارند،
- عدم اخلال یعنی بدون تغییرات بزرگ در کارکردهای سازمانی جایگزین می‌شوند،
- اشتراک گذاری به روز رسانی‌ها برای سامانه به این معنی که همه روبات‌های نرم‌افزاری می‌توانند اطلاعات را به اشتراک بگذارند و به راحتی سامانه را به روز رسانی کنند، زیرا داده‌ها در فضای ابری ذخیره می‌شوند،
- تجزیه و تحلیل به این معنی که سامانه توانایی جمع‌آوری، پردازش و تجزیه و تحلیل داده‌ها را دارد،
- مقیاس پذیری به این معنی که سامانه می‌تواند بسته به کاربرد، بزرگ یا کوچک شود. بنابر این، کاربران در هر زمان می‌توانند تعداد روبات‌ها را کاهش یا افزایش دهند.

روبات‌های صنعتی در محیط‌های پویا

در دهه‌های گذشته، از روبات‌ها به طور فزاینده‌ای برای تخلیه بار فیزیکی بجای کارگران و انجام کارها با کارآمدی بیشتر و دقیق‌تر استفاده می‌شد. این امر منجر به افزایش قابل توجه بهره‌وری و کیفیت کارها و محصولات تولیدی شد [17]. در ابتدا، روبات‌ها عمدتاً برای به عهده گرفتن وظایف تکراری استفاده می‌شدند. اما امروزه سامانه‌های روبات مبتنی بر هوش مصنوعی در حال تبدیل شدن به بخش مهمی از فرآیندهای تولید هستند [18, 19].

امروزه فرآیندهای تولید، به طیف گسترده‌ای از حسگرها و دوربین‌ها برای کنترل کیفیت، ایمنی، تشخیص اشیاء در محیط دو بعدی و غیره مجهز هستند. اکثر فرآیندهای تولید برای یک سری کارهای خاص و برای تغییرات یا سازگاری با محیط‌های مختلف، به صورت دستی برنامه‌ریزی می‌شوند. روبات‌های صنعتی در این فرآیندها می‌توانند با اجسام بسیار دقیق کار کنند و کارها را با دقت بالایی تکرار کنند. با این حال، در محیط‌های پویا (به ویژه در مواقعی که اشیاء به طور تصادفی پراکنده و انبوه شده‌اند) همچنان به منابع انسانی یا سخت افزارهای مرتب سازی اختصاصی نیاز است.

توجه به چیدمان و قرار گرفتن تصادفی اشیاء در محیط که ممکن است روی هم انباشته شده باشند، به ویژه در صنعت نسل چهارم و تولید هوشمند، در سال‌های گذشته افزایش یافته است. حل این مشکلات نه تنها چالش برانگیز است، بلکه باید در بخش‌های مختلف تولیدی تطبیق داده شود.

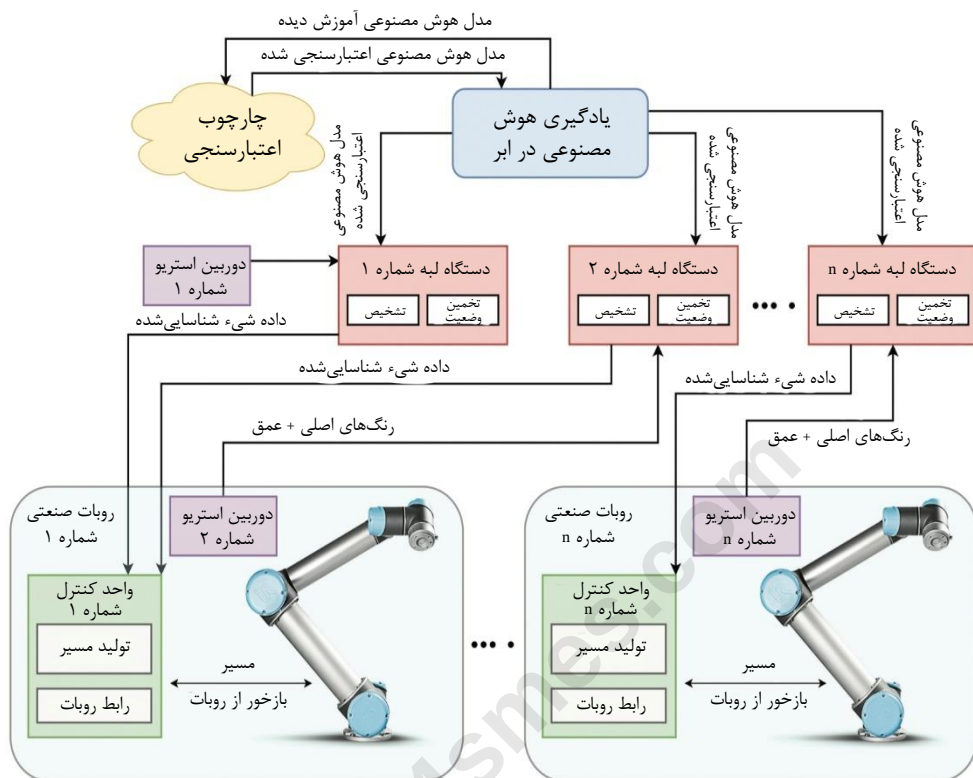
صنایع یا بخش‌های تولیدی مختلف شرایط متنوعی دارند، به ویژه در زمینه دیدن، مانند شرایط رعد و برق، عناصر محیطی و مهم‌تر از همه تنوع اشیاء بسیار متفاوت هستند. چالش اصلی انطباق کارآمد با تغییرات در محیط دارای تغییر اجزای مربوطه است، به طوری که جایگزینی یک جزء هیچ تأثیری (حداقل تأثیر) بر سایر اجزای سامانه نداشته باشد.

فناوری‌های بینایی رایانه‌ای برای تشخیص اشیاء و تقسیم‌بندی نمونه‌ها برای خودکار کردن بسیاری از وظایف یک روبات صنعتی ضروری است. تشخیص نشان می‌دهد که یک شیء در کجای کادر دوربین است و این شیء به کدام کلاس اشیاء تعلق دارد. در حالی که تقسیم‌بندی تعیین می‌کند که هر پیکسل از یک تصویر به کدام کلاس تعلق دارد. تقسیم‌بندی نمونه، نوعی تقسیم‌بندی است که بین پیکسل‌های متعلق به نمونه‌های مختلف از یک کلاس تمایز قائل می‌شود. با این اطلاعات، شکل قابل مشاهده‌ای از یک شیء خاص به دست می‌آید و از آن، جهت تعیین وضعیت شیء برای برداشتن و دست‌کاری، استفاده می‌شود.

به طور مشابه، یک الگوریتم تقسیم‌بندی نمونه ممکن است برای تشخیص اشیاء مشابه تا حدی تداخل پیدا کند. بنابر این، روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به داده‌های آموزش مشروح بستگی دارند، یعنی هر شیء جدید به نمونه‌های متعدد آموزش از تصاویر انباشته روی هم نیاز دارد. به ویژه در مورد تقسیم‌بندی تصویر. برچسب‌گذاری چنین داده‌هایی یک کار دستی خسته کننده و بسیار وقت‌گیر خواهد بود.

روبات‌ها برای انجام موفقیت آمیز وظایف پیچیده در شرایط متغیر، و تصمیم‌گیری تطبیقی، به طور کامل برای درک دقیق محیط و ارتباط با آن، به هوش مصنوعی نیاز دارند. توانمند سازی روبات‌ها برای دیدن و کار با اشیاء مختلف و تصادفی، در شرایطی که حرکات روبات‌های صنعتی از قبل قابل برنامه‌ریزی نیست، بسیاری از کارگران را در محیط‌های کاری با چالش روبرو می‌کند. با این حال، این توانایی به راه حل‌های طراحی شده خاص نیاز دارد تا چالش‌های بیان شده برطرف شود.

این نیازها درجه کافی از ماژولار بودن را به عنوان یک نیاز مهم برای حفظ عملکرد بالا در محیط‌های در حال تغییر و همچنین هنگام تغییر اجزای سامانه یادآوری می‌کنند. هدف این است که هنگام تطبیق سامانه، هم تلاش و هم هزینه را تا حد امکان پایین نگه داشت و تا چه حد می‌توان یک سامانه را به ماژول‌های تعاملی مستقل تجزیه کرد که به طور جداگانه قابل درک باشند. بنابر این، برای کاهش پیچیدگی، ماژول‌های اجزای سامانه مستقل و قابل تعویض باید تعریف و به طور جداگانه پیاده‌سازی، آزمایش و اعتبار سنجی شوند تا به یک عملکرد خاص دست یابند. یعنی هنگامی که روبات برای کنترل انواع مختلف اشیاء تحت شرایط محیطی متفاوت آموزش می‌بیند، نباید نیازی به طراحی مجدد یا اعتبار مجدد سامانه ادراک باشد. هنگامی که سامانه ادراک با سامانه دیگری مبادله می‌شود، نباید نیاز به طراحی و اعتبارسنجی مجدد ماژولی که تعامل کاربر را مدیریت می‌کند یا ماژولی که تصمیم‌گیری سطح بالایی را انجام می‌دهد، باشد [7].



شکل ۴.۱ یک معماری برای توانمندسازی روبات‌ها جهت دیدن در محیط‌های پویا

حس لمسی در روبات‌ها

فرآیندهای مبتنی بر روبات برای مدت طولانی در بسیاری از شاخه‌های صنعت به کار رفته است. علاوه بر کاربردهای معمولی در خطوط تولید، در حال حاضر روند رو به رشد استفاده از همکاری روبات در تعامل با انسان قابل توجه است. هدف این همکاری کاهش فشار بر روی انسان در مراحل کاری سخت، تکراری یا به ویژه دقیق، و به طور کامل بهبود قابل توجه شرایط کاری، تسریع روند کار و افزایش کیفیت محصول است.

در حالی که ویژگی‌های حرکتی، پویا و عملکرد روبات‌های امروزی برای پشتیبانی از طیف گسترده‌ای از فعالیت‌های انسانی مناسب است، اما یکی از چالش‌ها در این تعامل و همکاری از نزدیک، کنترل مناسب روبات‌ها در محیط کار است. ارتباط دست در دست بین یک فرد و یک روبات نه تنها از نظر مهارت‌های حرکتی، بلکه از نظر قابلیت‌های ارتباطی به درجه بالایی از

سازگاری نیاز دارد. در این موضوع به جنبه ارتباطی انسان با ماشین^۱ پرداخته می‌شود. در برخی ایده‌ها و مراحل توسعه، به یک پوست حساس مصنوعی نیاز است. این پوست حساس در ترکیب با الگوریتم‌های مناسب هوش مصنوعی، نوعی حس لامسه برای روبات‌ها ایجاد می‌کند. هدف از یک سو این است که از طریق لمس ساده، کانال ارتباطی برای انسان در حال تعامل برای صدور فرمان فراهم شود. از طرف دیگر، روبات باید بتواند محیط خود را تشخیص دهد و مطابق با آن واکنش نشان دهد، به عنوان مثال. در صورت برخورد ناخواسته با بدن انسان متوقف شود.

برای این مهم، روش‌های مختلف از جمله سامانه‌های حسگر بر اساس اصل اندازه‌گیری خازنی برای تشخیص نزدیک شدن و تماس بین انسان و اشیا [17]، سامانه‌های نوری مبتنی بر حسگرهای شبکه‌ای براگ^۲ [18]، یا اندازه‌گیری تغییرات مقاومت الکتریکی [19] اغلب برای انجام همان عملکرد استفاده می‌شوند.

تفسیر علائم ارسالی حسگرها هم روش دیگری برای تشخیص تماس انسان و روبات است. الگوریتم‌های مورد استفاده در این روش، از رویکردهای تحلیلی یا تجربی تا استفاده از روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، و الگوریتم‌های آموزش یادگیری عمیق، که اغلب به عنوان یادگیری ماشین نامیده می‌شوند، متغیر است.

هزینه بالای توسعه و یکپارچه‌سازی سامانه‌های حسگر ذکر شده در بالا، اغلب همراه با معایب ذاتی (مانند ناحیه مرده در پوست انسان) است که مانع استفاده گسترده از مفاهیم پیچیده رابط بین انسان و ماشین^۳ می‌شود. بنابر این، به توسعه یک طراحی لمسی بر اساس سنجش بازتاب دامنه زمانی الکتریکی^۴ موسوم به TDR نیاز است. این یک روش اندازه‌گیری به خوبی تثبیت شده است که از خواص الکتریکی یک خط انتقال بر اساس زمان انتشار و ویژگی‌های بازتاب علائم الکتریکی تغذیه شده در ابتدای خط اندازه‌گیری می‌شود. ایده اصلی برای حسگر لمسی پیشنهادی از مشاهده این موضوع ناشی می‌شود که تغییر شکل‌های فیزیکی یک خط انتقال قابل ارتجاع می‌تواند باعث تغییرات موضعی قابل توجهی در مقاومت ظاهری^۵ الکتریکی آن شود و با استفاده از TDR قابل اندازه‌گیری است. چنین راه حلی در مقایسه با اصول حسگر لمسی معمولی چندین مزیت مهم را به همراه دارد. در این روش، امواج انعکاسی به دیجیتال تبدیل و اطلاعات کافی برای موارد تشخیص لمس و برخورد، سنجش نیروی لمسی، و مکان هندسی نقاط لمس شده

¹ Human-Machine Interaction (HMI)

² Bragg grating sensors

³ Human-Machine Interface (HMI)

⁴ Time Domain Reflectometry (TDR)

⁵ Impedance

روی سطح حسگر را به همراه دارد. تجزیه و تحلیل سیگنال مبتنی بر هوش مصنوعی امکان تشخیص و مکان یابی تماس و همچنین تعیین مقدار نیروی لمسی را هم فراهم می‌کند. اکنون جا دارد در این بخش، برای کمک به درک قابلیت‌ها و فناوری‌های هوش مصنوعی در ادغام با روبات‌ها، به سایر جزئیات سامانه‌های حسگر اشاره شود [7].

رابط روبات^۱

چندین رابط برای برقراری ارتباط با یک روبات در دسترس است. سیستم عامل روبات^۲ موسوم به ROS [۸] که یک لایه انتزاعی رایج برای ارتباط با روبات است. استفاده از سیستم عامل روبات برای ارتباط، امکان استفاده مجدد و آسان‌تر برای انواع دیگر روبات‌ها را هم فراهم می‌کند. هم ROS و هم ROS-2 گزینه‌های معتبری هستند و با گذشت زمان انتظار می‌رود که ROS-2 به گزینه ترجیحی برای محصولات تجاری تبدیل شود. ROS با سیستم عامل‌های مختلف پشتیبانی می‌شود. با استفاده از ROS به عنوان یک لایه انتزاعی، طیف گسترده‌ای از دستگاه‌ها را می‌توان پشتیبانی کرد [7].

رابط انسان - روبات بر پایه رادار

در کارخانه‌های فردا، روبات‌های خط تولید و آنهایی که همکار انسان هستند باید در انواع مختلف کارکردها، از خطوط مونتاژ پیشرفته گرفته تا استفاده از روبات‌های پوشیدنی برای افزایش قابلیت‌های کارگران، تعامل نزدیک‌تری با انسان‌ها داشته باشند. برای اطمینان از ایمنی و کنترل فعال این روبات‌ها، باید از حسگرهای پیشرفته هم روی روبات‌ها و هم در زیرساخت یکپارچه کارخانه استفاده شود. این حسگرها باید قابل اعتماد و سریع باشند، و در عین حال در شرایط سخت کار کنند.

از آنجا که در شرایط دید کم، از قابلیت‌های بینایی نمی‌توان استفاده کرد، رادار این مزیت را دارد که در شرایط دشوار برای دیدن، مانند تاریکی، دود و گرد و غبار به درستی عمل می‌کند. علاوه بر این، رادار امکان اندازه‌گیری محیط اطراف از جمله سرعت نزدیک شدن و اهداف در حال عقب رفتن را فراهم می‌کند. بنابر این، رادار برای جلوگیری از برخورد بسیار مناسب است.

یک رویکرد دیگر، ادغام داده‌ها بین دوربین و رادارهای لیزری یا حسگرهای لایدار^۳، خودروها را قادر می‌سازد مختصات تصویر دو بعدی را در یک محیط سه بعدی و بالعکس ترسیم کنند. با تنظیمات دقیق بین حسگرها، تشخیص‌های دو بعدی ارائه شده توسط شبکه‌های عصبی پیچشی

¹ Robot Interface

² Robot Operating System (ROS)

³ LiDAR Sensor

می‌توانند به سامانه مختصات سه بعدی LiDAR تبدیل شوند. این، امکان تخمین مکان سه بعدی اشیا را ممکن می‌سازد. اگر رادارهای لیزری و دوربین ارائه‌کننده تصاویر با یکدیگر تنظیم شده باشند، نقاط سه بعدی ارائه شده را می‌توان بر روی یک تصویر دو بعدی مربوطه نمایش داد [7]. به همین دلایل از این فناوری به راحتی در خودرو استفاده می‌شود. رادار همچنین از نوعی سامانه هدایت رادیویی به نام الگوهای میکرو داپلر^۱ می‌تواند استفاده کند. به این ترتیب، عابران در جاده را می‌توان شناسایی کرد [17]، یا حرکات مختلف دست را تشخیص داد. شرکت گوگل در طرح Soli این کاربردها را تجربه کرده است [18].

بسیاری از رویکردهای مختلف را می‌توان برای ایجاد یک رابط روبات مبتنی بر رادار بررسی کرد. برای تقویت تعامل بصری بین اپراتور و دستگاه، رابط لمسی یا بدون لمسی از طریق حرکات دست، ترجیح داده می‌شود. برای مثال، از حرکات گسسته دست می‌توان برای انتخاب فرمان از لیست فرمان‌ها، یا در زمان اجرا برای کار با روبات، و کنترل پیوسته روبات استفاده کرد. اگر چه این تعامل ممکن است بسیار طبیعی باشد، اما با مشکلات فنی و مخاطرات امنیتی قابل توجهی همراه است [7].

دوربین‌های سه بعدی

برای تجهیز روبات‌ها برای دیدن، استفاده از حداقل ۲ دوربین سه بعدی پیشنهاد می‌شود. سپس داده‌های به دست آمده از دوربین‌های سه بعدی با فناوری پردازش در لبه، آماده برای مراحل بعدی می‌شوند. به طور معمول دوربین‌های اشاره شده در وضعیت‌های زیر فعال می‌شوند [7]:

- یک دوربین به صورت ایستاده بالای روبات نصب می‌شود تا محیط اطراف را درک کند.
- دوربین دوم بر روی روبات و با کنترل جک‌های جانبی، برای جمع‌آوری اطلاعات نزدیک‌تر و دقیق‌تر از شیء مورد نظر نصب می‌شود.

الگوریتم‌های بینایی رایانه‌ای در روبات

این قابلیت متشکل از یک هوش مصنوعی پردازش تصویر و نقشه به روش عمیق است که تصاویر را بخش‌بندی می‌کند، و اشیا قابل انتخاب را تشخیص می‌دهد و جهت شیء شناسایی شده را تعیین می‌کند. تشخیص توسط یک معماری شبکه عصبی عمیق معروف به YOLO^۲ و تقسیم‌بندی توسط یک مدل تقسیم‌بندی نمونه به نام Mask R CNN انجام می‌شود. برای شناسایی اشیا با استفاده از YOLO، داده‌های دوربین باید از قبل پردازش شوند. مرحله اصلی

^۱ Micro-Doppler patterns

^۲ You Only Look Once (YOLO)

پیش پردازش، مقیاس بندی شیء با توجه به مدل آموزش داده شده است، به طوری که نسبت‌های جسم یکسان باشد. شبکه YOLO تمام اشیا را در یک فریم که مدل روی آن آموزش دیده است را شناسایی و سپس بهترین شیء قابل انتخاب را با بالاترین درجه اطمینان انتخاب می‌کند. علاوه بر این، موقعیت انتخاب شیء در همان قاب اول تعیین و یک کد شناسه برای آن تعریف می‌شود. شبکه YOLO یک سامانه تشخیص اشیا شامل شناسایی اشیا به اضافه موقعیت آنها، دقیقاً شبیه نگاه انسان است که هم شیء و هم موقعیت آن را با یک نگاه تشخیص می‌دهد [7].

تولید داده‌های ساختگی^۱

آماده‌سازی داده‌ها برای وظایف یادگیری ماشین نقش مهمی ایفا می‌کند و به طور متوسط بیش از ۸۰ درصد از زمان صرف شده برای طرح‌های هوش مصنوعی صرف جمع‌آوری و پردازش داده‌ها می‌شود. جمع‌آوری داده‌ها را می‌توان به چند روش متمایز انجام داد. این روش‌ها برای موارد استفاده مختلف متفاوت است. به عنوان مثال، در برنامه‌هایی مانند تشخیص روزمره شیء یا ترجمه ماشینی، مجموعه داده‌های در دسترس عموم می‌توانند برای آموزش مدل، مورد استفاده مجدد قرار گیرند و تطبیق داده شوند [20]. در زمینه کارخانه‌های هوشمند، وضعیت متفاوت است، جایی که تنوع محصول با سرعت بیشتری در حال تغییر است و الگوریتم‌ها باید به طور مکرر بر روی مجموعه داده‌های جدید آموزش داده شوند. در این موارد، استفاده مجدد از مجموعه داده‌های موجود نسبتاً کم است و روش‌های برچسب‌گذاری دستی نمی‌تواند الزامات تولید چابک را برآورده کند، زیرا زمان بر، و گران است و به طور معمول نیاز به دانش تخصصی در زمینه خاص دارد. امیدوار کننده‌ترین روش از نظر انعطاف‌پذیری و هزینه نسبتاً کم، تولید داده‌های ساختگی است که در آن، زمان استفاده، بسته به قدرت پردازش و نحوه بهینه‌سازی الگوریتم‌های تولید، کاهش می‌یابد [7].

بازسازی سه بعدی اشیا^۲

در حالی که در برخی موارد مدل‌های سه بعدی اشیا مورد نظر در دسترس نیست، چارچوب تولید داده‌های ساختگی برای استفاده در مدل‌های سه بعدی اشیا نیز در نظر گرفته شده است. برای چنین شرایطی ابزارهای نرم افزاری تصویر برداری اشیا با استفاده از دوربین‌های عمقی در حال توسعه است. نرم افزار تصویربرداری از دوربینی استفاده می‌کند که روی بازوی روبات نصب شده و داده‌ها را از زوایای مختلف می‌گیرد تا داده‌ها از همه اطراف شیء جمع‌آوری شود. ابرهای

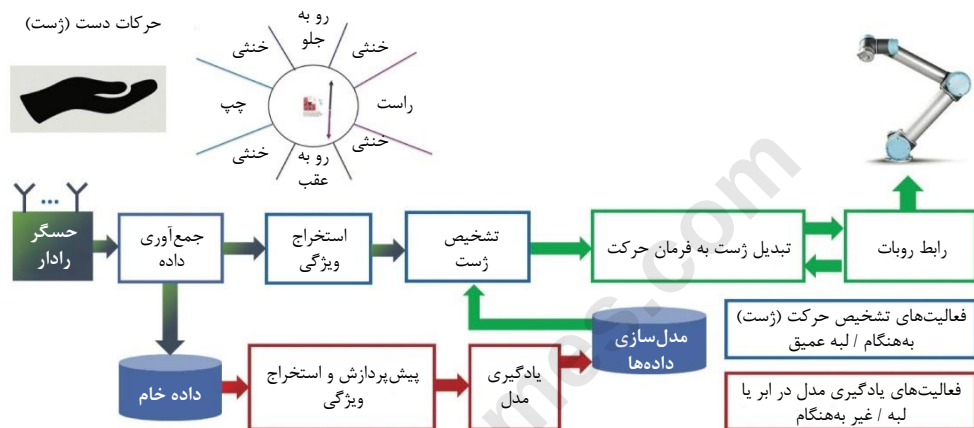
^۱ Synthetic Data Generation

^۲ Object 3D Reconstruction

نقطه‌ای^۱ جمع‌آوری شده از زوایای مختلف با استفاده از اطلاعات موقعیت دوربین نسبت به سامانه روبات تراز می‌شوند و سپس یک شبکه سه بعدی تولید می‌شود که نشان دهنده شیء است [7].

تشخیص حرکات^۲

از آنجا که رادار وضعیت سطحی را به خوبی ارائه می‌کند، از ابعاد زاویه‌ای (هم سمت‌ها و هم بلندی) نیز برای تعیین موقعیت دست می‌توان استفاده نمود [7]:



شکل ۴.۲ مفهوم تعامل انسان-روبات با استفاده از رادار ۶۰ گیگاهرتز

فرآیند تشخیص حرکات دست در نمودار فوق به شرح زیر طبقه‌بندی شده است:

- در فرآیند یادگیری ماشین، به ترتیب داده‌های خام جمع‌آوری، بعد پیش‌پردازش علائم اداری اعمال می‌شود و ویژگی‌ها استخراج می‌شوند. سپس از این ویژگی‌ها برای آموزش مدل استفاده شده و داده‌های مدل یادگیری ماشین ذخیره می‌شود. این کارها نیازی به پردازش بلادرنگ ندارند و می‌توانند در لبه یا در فضای ابری انجام شوند.
- در فرآیند استخراج ویژگی‌ها، به طور کامل از داده‌های مدل یادگیری ماشین با استفاده از طبقه‌بندی کننده برای تشخیص حرکات یا ژست استفاده می‌شود.
- در فرآیند انتقال به روبات، حرکات به رابط روبات ارسال و به دستورات روبات تبدیل می‌گردند.

¹ Point clouds

² Gesture Recognition

پس از فرآیند یادگیری، هر کدام از حالات و اشارات دست اپراتور توسط روبات به خوبی شناسایی، تفسیر، و مطابق با مفهوم آن اقدام می‌شود:

- چنانچه اشاره (کف) دست، فشار انگشت شست و انگشت اشاره، تشخیص داده شود، ناحیه این حرکت، نسبت به مرکز (چپ/ راست/ جلو/ پشت/ بالا/ پایین) شناسایی می‌شود. این نواحی بین ۲۰ تا ۳۰ سانتی متر از مرکز فاصله دارند.
- گرفتن شست به سمت پایین به معنی رد کردن چیزی است و در آن انگشت شست رو به حسگر رادار است.
- تیک زدن در هوا نیز از دیگر اشارات دست است که در این فرآیند قابل شناسایی و عکس‌العمل مناسب است.

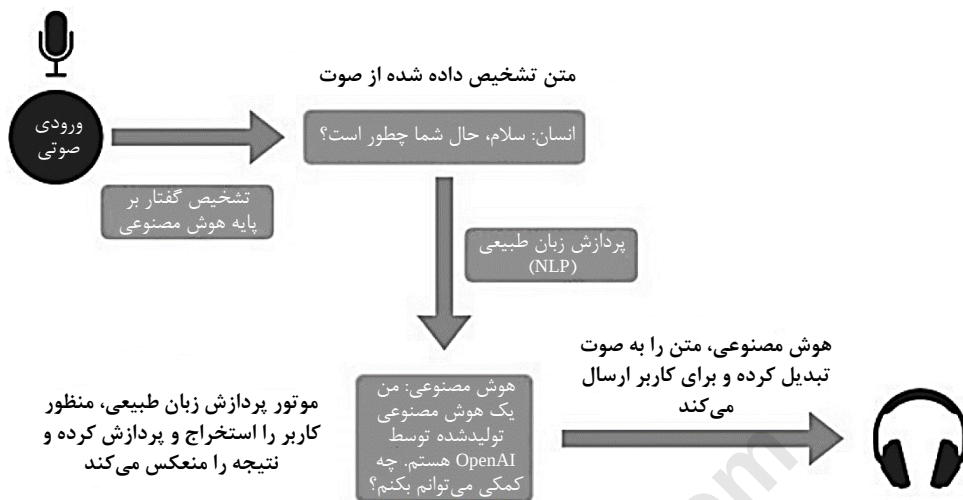
روبات‌های گفتگوی صوتی^۱

روبات‌های گفتگوی صوتی به طور معمول نرم‌افزار مبتنی بر هوش مصنوعی هستند که می‌توانند دستورات صوتی را به عنوان ورودی از مشتریان دریافت و به صورت صوتی پاسخ دهند. در مقایسه با روبات‌های مبتنی بر متن، روبات‌های گفتگوی صوتی به طور معمول بسیار سریع‌تر و گاهی راحت‌تر کار می‌کنند. به عنوان مثال، استفاده از روبات‌های متنی برای مسیریابی راننده بسیار دشوار است. امروزه نمونه‌های زیادی از روبات‌های گفتگوی صوتی در دنیای تجارت وجود دارد. از مشهورترین آنها می‌توان به سیری متعلق به شرکت اپل، الکسا متعلق به شرکت آمازون و دستیار گوگل متعلق به شرکت گوگل اشاره کرد. برنامه OpenAI یک روبات گفتگو بر مبنای متن است که می‌توان آن را با روبات مبتنی بر صدا از سیری اپل مقایسه کرد و تفاوت‌ها و قابلیت‌های هر کدام را برای کاربردهای خاص به وضوح دید.

برای کار با OpenAI، کاربران باید سؤالات خود را تایپ کنند و پاسخ‌ها که توسط هوش مصنوعی به دست آمده را بخوانند. اما سامانه سیری اپل ورودی صوتی را دریافت می‌کند و با صدا پاسخ می‌دهد، که این برای افرادی که با رایانه آشنا نیستند بسیار راحت‌تر است و به طور کامل نسبت به روبات مبتنی بر متن سریع‌تر عمل می‌کند. در شکل زیر گردش کار یک روبات گفتگوی صوتی با استفاده از هوش مصنوعی و قابلیت پردازش زبان طبیعی نشان داده شده است

[2].

¹ Voice Chatbots



شکل ۴.۳ گردش کار روبات گفتگو با استفاده از هوش مصنوعی

هوش مصنوعی و رایانش ابری

در رایانش ابری، به جای رویکرد سنتی استفاده از یک سرور محلی یا یک رایانه شخصی برای انجام وظایف، از شبکه سرورهای راه دور، به صورت میزبان در اینترنت، و برای ذخیره، مدیریت و پردازش داده‌ها، استفاده می‌شود.

توانایی‌های ذخیره، مدیریت و پردازش داده‌ها، در سرورهای تخصصی با کارایی و ظرفیت بالا در رایانش ابری، آنرا به یک رویکرد رایج و به صرفه تبدیل کرده است. رایانش ابری تقریباً به بخشی جدایی ناپذیر از هوش مصنوعی تبدیل شده است. همانطور که فناوری‌های رایانش ابری به بلوغ می‌رسند، هوش مصنوعی نیز ارتباط بیشتری با آن پیدا می‌کند. یعنی با توسعه قابلیت‌ها در رایانش ابری، قابلیت‌های هوش مصنوعی هم توسعه می‌یابند.

یکی از ساده‌ترین کاربردهای ابر همراه با هوش مصنوعی، در دسترس قرار دادن مجموعه داده‌های عمومی و بزرگ است. اکثر توسعه دهندگان هوش مصنوعی، غیر از شرکت‌های بزرگ که دارای سرورهای اختصاصی هستند، مجموعه داده‌های خود را برای آموزش سامانه‌های هوش مصنوعی متکی به پایگاه‌های داده عمومی مستقر در فضای ابری می‌کنند. البته بخشی از ظرفیت رایانش ابری، به ارائه داده‌های عظیم مربوط به موضوعاتی مانند بینایی رایانه‌ای، زبان طبیعی، گفتار، سامانه‌های توصیه، شبکه‌ها، نمودارها، و داده‌های مکانی اختصاص دارد. بیشتر ظرفیت رایانش ابری فراتر از دسترسی ساده به داده‌ها، اغلب به پردازش داده‌ها می‌پردازد. برای مثال، در

خدمات آمازون اکو، پردازش کلمات برای خدمات تشخیص گفتار و درک زبان طبیعی توسط نرم‌افزارهای مستقر در سرورهای آمازون انجام می‌شود.

در مقیاس سازمانی، تمام فعالیت‌های پردازش داده‌ها را می‌توان به فضای ابری سپرد و در سرورهای قوی با سامانه‌های نرم افزاری پیشرفته انجام داد. با این حال، بزرگترین چالش برای این مدل این است که داده‌ها به طور کلی باید در بسترهای ابری باشند.

برای شرکت‌هایی که حجم عظیمی از داده دارند، انتقال همه اینها به ابر ممکن است غیر عملی باشد. برای حل این مشکل و کوتاه کردن زمان‌های بسیار طولانی بارگذاری، شرکت آمازون از یک کامیون بزرگ با ۱۰۰ پتا بایت فضای ذخیره‌سازی داده استفاده می‌کند. کامیون به مرکز داده سازمان‌های بزرگ هدایت شده به برق وصل می‌شود و داده‌ها را در محل دریافت می‌کند. سپس به مرکز داده آمازون باز می‌گردد و همه آن داده‌ها را به سرورهای رایانش ابری منتقل می‌کند. البته اکنون با بهبود بیش از پیش سرعت شبکه‌ها، نیاز کمتری به این نوع راه حل فیزیکی برای انتقال داده‌های عظیم خواهد بود.

نگرانی دیگر برای فعالیت هوش مصنوعی از طریق خدمات رایانش ابری این است که ذخیره داده‌ها در خارج از محل ممکن است مخاطراتی در پی داشته باشد. به خصوص اگر داده‌ها محرمانه و به عنوان مثال جزئیات مشتریان یک بانک باشد. در این مواقع، جنبه‌های امنیتی اطلاعات را می‌توان با نوع خدمات ابری پوشش داد. مراکز داده رایانش ابری اکنون خدمات امنیت داده‌ها را بهتر از راه حل‌های میزبانی شده در داخل شرکت‌ها و سازمان‌ها ارائه می‌دهند. برخی دولت‌ها سال‌هاست بر اساس دستورالعمل‌های خاص این امکان را برای سازمان‌های بخش عمومی فراهم کرده‌اند که داده‌های بسیار شخصی و حساس را با خیال راحت در فضای ابری عمومی قرار دهند. با وجود این نگرانی‌ها، هزینه راه‌اندازی زیر ساختی که بتواند داده‌های هوش مصنوعی را به طور مؤثر، ایمن و اقتصادی ذخیره، مدیریت و پردازش کند بسیار بالا و در بیشتر موارد غیر قابل تأمین توسط شرکت‌های به خصوص کوچک و متوسط است. این شرایط به این معنی است که بازار هوش مصنوعی در فضای ابر در حال حاضر تحت تسلط تعداد کمی از تأمین کنندگان، یعنی آمازون، گوگل و مایکروسافت است. این شرکت‌ها مجموعه کاملی از خدمات هوش مصنوعی از جمله دسترسی به الگوریتم‌های آماده برای استفاده را هم ارائه می‌کنند. به طور کلی، رایانش ابری برای خدمات هوش مصنوعی از چهار حوزه اصلی به شرح زیر تشکیل شده است [4]:

- زیرساخت: این شامل سرورهای مجازی و واحدهای پردازنده گرافیکی^۱ است که می‌تواند تمام برنامه‌های مورد نیاز برای خدمات هوش مصنوعی را آموزش و اجرا کند.

¹ Graphics Processing Unit (GPU)

- چارچوب‌های هوش مصنوعی اختصاصی: اینها خدمات توسعه هوش مصنوعی است که برای ایجاد سامانه‌های اختصاصی هوش مصنوعی استفاده می‌شوند، و توسط محققان و دانشمندان داده برای کاربردهای خاص استفاده می‌شوند. اینها ممکن است شامل چارچوب‌های از پیش نصب شده و پیکربندی شده مانند ApacheMXNet، TensorFlow و Caffe باشند.
 - سکوها: اینها توسط توسعه دهندگان هوش مصنوعی که مجموعه داده‌های خود را دارند اما به الگوریتم‌ها دسترسی ندارند، استفاده می‌شوند. این سکوها باید قادر به استقرار و مدیریت سامانه‌های هوش مصنوعی و همچنین میزبانی از مدل‌ها باشند.
 - خدمات: برای آنهایی که به داده‌ها یا الگوریتم‌ها دسترسی ندارند، خدمات الگوریتم‌های هوش مصنوعی از پیش آموزش دیده ارائه می‌شود. این ساده‌ترین رویکرد برای دسترسی به قابلیت‌های خاص هوش مصنوعی با حداقل دانش از نحوه عملکرد فنی آنها است. توانایی استفاده از الگوریتم‌های نسبتاً پیچیده و از پیش آموزش دیده برای هر کسی که می‌خواهد از قابلیت‌های گسترده هوش مصنوعی در برنامه‌های خود استفاده کند، یک مزیت است. به عنوان مثال، اگر قرار باشد یک برنامه هوش مصنوعی با برخی قابلیت‌های درک زبان طبیعی مثلاً یک روبات گفتگو، ساخته شود، می‌توان از الگوریتم Lex آمازون، تحلیل زبان میکروسافت یا دیگر شرکت‌های معتبر استفاده کرد. هر یک از این خدمات یک رابط برنامه کاربردی^۱ ساده هستند، به این معنی که می‌توان با ارسال داده‌های خاص آنها را فراخواند. امروزه بسیاری از کسب‌وکارها به جای ساختن قابلیت‌های اختصاصی، از هوش مصنوعی ابری استفاده می‌کنند. خوشبختانه برخی از این خدمات کاملاً دانش بنیان، در بسیاری کشورها از جمله کشور خودمان اکنون فراهم شده است.
- برای مثال یک شرکت تلویزیونی از این خدمات برای شناسایی و برچسب‌گذاری افرادی که در برنامه‌ها ظاهر می‌شوند استفاده می‌کند. مدارس آموزشی از این خدمات برای پیش‌بینی ریزش دانش آموزان استفاده می‌کنند و یک شرکت ممکن است از آن برای تجزیه و تحلیل برنامه‌های شغلی خود استفاده کند [4].

در مقایسه با رویکردهای قبلی، راه‌حل‌های مبتنی بر ابر امکان نظارت بر شرایط کاری واقعی ماشین‌ها و تجزیه و تحلیل داده‌ها را برای درک آنچه در حال رخ دادن است، نیز فراهم می‌کنند. هنگامی که انحراف رخ می‌دهد، با استفاده از رویکرد رایانش ابری، می‌توان دلایل تغییر را در مقایسه با یک الگوی استاندارد شناسایی کرد. این شفافیت حاکی از امکان پیش‌بینی رویدادهای

¹ Application Programming Interface (API)

بعدی و در نتیجه پیش‌بینی موقعیت‌های مخاطره‌انگیزه احتمالی برای کارایی خطوط تولید صنعتی است. برای اجرای یک پیش‌بینی صحیح کارآمد، تجزیه و تحلیل حجم قابل توجهی از داده‌های جمع‌آوری شده در یک دوره طولانی مهم است. سپس با استفاده از هوش مصنوعی و مناسب‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین، که رفتار سامانه‌ها را مدل می‌کنند، می‌توان رویداد آینده دستگاه‌ها را به خوبی پیش‌بینی کرد و مناسب‌ترین اقدامات را تصمیم گرفت. به عنوان مثال، بسته به این رویدادها، زمان تعمیر به روش پیشگیرانه را می‌توان به راحتی پیش‌بینی کرد. مزیت دیگر رویکردهای مبتنی بر ابر پیاده‌سازی دوقلوی دیجیتال یک دستگاه یا کل خط تولید است که بدون کنترل انسانی قادر به فعال سازی مناسب‌ترین اقدامات اصلاحی در فرآیند تولید است. راه‌حل‌های نظارت مبتنی بر ابر، امکان بهبود کارایی عملیاتی یک خط تولید را با کاهش زمان از کار افتادن دستگاه‌ها و کاهش دوره‌های تعمیر و نگهداری فراهم می‌کند.

هسته یک سامانه نظارت بر خط تولید مبتنی بر ابر، داشتن یک زیرساخت ارتباطی کارآمد برای هر دستگاه و کل خط تولید است. چنین زیرساخت‌های ارتباطی باید داده‌های به دست آمده از حسگرها را به طور مؤثر و به موقع، به سمت ابر ارسال کنند. این زیر ساخت‌ها به حسگرهای هوشمندی نیاز دارند که شامل عملکردهای ارتباطی و پردازش داده‌ها موسوم به فناوری لبه می‌باشند.

با رویکرد هوش مصنوعی مبتنی بر رایانش ابری، و پردازش در لبه، هزینه‌های ارتباطی را می‌توان کاهش داد زیرا داده‌ها قبل از ارسال به ابر ترکیب می‌شوند، بنابر این داده‌های کمتری منتقل می‌شود. برنامه‌های کاربردی بحرانی و حساس مستلزم محاسبه در زمان اجرا و فوری هستند. این الزامات را نمی‌توان با استفاده از رویکرد استاندارد ابری به دلیل تأخیر گسترده در شبکه انتقال برآورده کرد. با افزایش حجم پردازش، اکنون بخشی از محاسبات را به حسگرهای هوشمند منتقل می‌کنند. در ادامه همین فصل در خصوص پردازش در لبه توضیحات بیشتری ارائه می‌شود.

بنابر این، برای پیاده‌سازی یادگیری ماشین، ممکن است از دو راه حل استفاده شود. اولین راه حل پردازش در لبه است که در آن شبکه‌های عصبی عمیق در دستگاه‌های مستقر در لبه اجرا می‌شوند. دومین راه حل، پردازش سلسله‌مراتبی است که در آن شبکه‌های عصبی عمیق در لبه و سپس بر روی ابر اجرا می‌شود. در این راه حل، شبکه‌های عصبی عمیق اجرا شده بر روی دستگاه و ابر مکمل یکدیگر هستند. البته راه حل دوم مشکلات خاص خود را دارد و هنوز یک فناوری نوپا است [7].

خدمات وب متعلق به شرکت آمازون^۱

خدمات وب آمازون از بسیاری از فناوری‌های مختلف برای ساده‌سازی و بهبود خدمات رایانش ابری خود برای مشتریان استفاده می‌کند. در این خدمات از پیشرفت‌های فعلی در یادگیری ماشین به خوبی بهره می‌برند. هزاران مشتری از قابلیت‌های یادگیری ماشین از طریق خدمات وب آمازون استفاده می‌کنند. خدمات وب آمازون خود از یادگیری ماشین برای بهبود کیفیت مراقبت‌های بهداشتی، ارائه خدمات بهتر به مشتریان، بهینه‌سازی کسب‌وکارها، ایجاد تجربیات جدید مشتری و بسیاری موارد دیگر استفاده می‌کند.

بسیاری از شرکت‌های مالی از یادگیری ماشین که از طریق خدمات وب آمازون ارائه می‌شود، استفاده می‌کنند. برای مثال، شرکت NerdWallet از خدمات وب آمازون برای ایجاد سکوی توصیه، بر اساس یادگیری ماشین استفاده می‌کند که ارزش بیشتری را برای مشتریان فراهم کرده و به دانشمندان داده اجازه می‌دهد تا طرح‌های خود را به سرعت از طراحی به تولید هدایت کنند.

این شرکت که در انگلیس مستقر است و یک ارائه دهنده خدمات مالی است، بر روی وام دادن به شرکت‌های کوچک و متوسط متمرکز است. این شرکت از یادگیری ماشین برای جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل مقادیر زیادی از داده‌های مورد نیاز برای تصمیم‌گیری و برآوردن الزامات امنیتی و نظارتی استفاده می‌کند. شرکت‌های مالی از یادگیری ماشین برای کاهش هزینه‌های عملیات خود و ارائه دقیق‌ترین داده‌ها به مشتریان، برای تصمیم‌گیری در امور مالی شخصی استفاده می‌کنند.

وب آمازون خدمات مختلف هوش مصنوعی از جمله روبات‌های گفتگو، تجزیه و تحلیل متن پیشرفته، پیش‌بینی تقاضا، تجزیه و تحلیل اسناد، جلوگیری از تقلب، تجزیه و تحلیل تصویر و ویدئو و توصیه‌های شخصی ارائه می‌کند. شرکت لوازم خانگی جنرال الکتریک، از بسیاری از خدمات هوش مصنوعی در خدمات وب آمازون استفاده می‌کند و کارهای ساده‌ای مانند جستجوی اطلاعات محصول، استفاده از جزئیات مشتری، و پاسخ به سؤالات متداول را خودکار کرده است. آمازون نه تنها در تجارت الکترونیک و رایانش ابری پیشرو است، بلکه در زمینه هوش مصنوعی نیز پیشتاز شده است. هوش مصنوعی با افزایش کارایی شرکت‌ها و همچنین میزان تقاضای مصرف کنندگان، بر دنیای تجارت و کل اقتصاد تأثیر گذاشته، فرآیندهای تجاری در همه صنایع را متحول، و اقتصاد را تغییر داده است [2].

¹ Amazon Web Services (AWS)

آی بی ام واتسون^۱

شرکت آی بی ام یک شرکت فناوری پیشرو است که سخت افزار، نرم افزار، خدمات فناوری اطلاعات، راه‌حل‌های ابری و بسیاری تجهیزات الکترونیکی را تولید و می‌فروشد. آی بی ام خدمات میزبانی و مشاوره را در حوزه‌های مختلف از رایانه‌های اصلی گرفته تا فناوری نانو ارائه می‌کند. یکی از محبوب‌ترین محصولات هوش مصنوعی در این شرکت، آی بی ام واتسون است که به یاد رهبر این شرکت توماس جی واتسون نام‌گذاری شده است. این طرح در سال ۲۰۰۷ با هدف اولیه ایجاد سامانه‌ای آغاز شد که بتواند زبان انسان را درک کند و دانش را سریع‌تر از هر رایانه یا انسان دیگری استخراج نماید.

آی بی ام واتسون به عنوان یک سامانه رایانش ابری از بسیاری از فناوری‌های هوش مصنوعی استفاده می‌کند. این سامانه از قابلیت پردازش زبان طبیعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌کند تا اطلاعات مفید و الگوهای حجم عظیمی از داده‌های بدون ساختار را آشکار نماید. پردازش شناختی و تحلیلی در این شرکت، آن را به یکی از پیشروترین سکوه‌های فناوری هوش مصنوعی در جهان تبدیل کرده است.

واتسون می‌تواند به گفتار انسان پاسخ، داده‌های زیادی را ذخیره، و پاسخ‌هایی تولید کند که شرکت‌ها با استفاده از صرفاً ذهن انسان‌ها نمی‌توانستند به آن‌ها دست یابند. در سال ۲۰۱۰ هوش مصنوعی واتسون در یک برنامه زنده تلویزیونی با افراد حرفه‌ای بازی کرد و موفق شد. بعد از این، واتسون در ۵۵ مسابقه به صورت زنده در برابر یک قهرمان معروف عملکردی بسیار رقابتی داشت و با ضریب ۷۱ درصد برنده شد.

سامانه‌های هوش مصنوعی مانند واتسون می‌توانند به شرکت‌ها کمک کنند تا دانش خود را از روندهای بازار بر اساس متغیرهایی که قبلاً هرگز به عنوان بخشی از فرآیند تصمیم‌گیری ندیده‌اند، افزایش دهند. یکی از بزرگ‌ترین اهداف واتسون، این بود که بتواند زبان طبیعی انسان را در بسیاری از سناریوها درک کند و سؤالات مختلفی که انسان‌ها دارند را درک و به آنها پاسخ منطقی دهد.

در حال حاضر، واتسون به عنوان یک هوش مصنوعی برای کسب‌وکارها و سایر زمینه‌های اطلاعات فشرده مانند مراقبت‌های بهداشتی، زنجیره تأمین، رسانه، امور مالی و غیره کار می‌کند. واتسون برای کمک به شرکت‌ها در پیش‌بینی احتمالات آینده، خودکارسازی فرآیندهای پیچیده و افزایش کارایی کارمندان در دسترس است. واتسون برای تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ از منابع مختلف، و برای درک زبان کسب‌وکارها، برای درک داده‌های بدون ساختار، و بهبود

^۱ IBM Watson

فرآیندهای کسب‌وکار از طریق خودکارسازی، طراحی شده است. آی بی ام واتسون هر دو تعامل متن به گفتار و گفتار به متن را به خوبی ارائه می‌دهد که آن را بسیار انعطاف‌پذیر نموده است. این انعطاف‌پذیری به شرکت‌هایی مانند آی بی ام اجازه می‌دهد تا در هنگام برخورد با مشتریان خدمات بهتری ارائه دهند. واتسون از داده‌ها و تجربیات گذشته برای پاسخ مناسب به مشتری، به درستی استفاده می‌کند، زیرا هر مشتری برای موقعیت خود نیازمندی‌های متفاوتی دارد. این سامانه هوش مصنوعی از احساسات استفاده نمی‌کند اما به سرعت پاسخ‌هایی را ارائه می‌دهد که زمان انتظار را کاهش می‌دهد. این به آی بی ام امکان می‌دهد با سرعت مناسب با مشتریان بیشتری برخورد کند، مشکلات آنها را حل کند و تجربه مشتری با شرکت‌ها را، بسیار به یاد ماندنی‌تر کند. آی بی ام واتسون در صنایع مختلف از جمله بهداشت و درمان پیشرفت‌هایی داشته است. واتسون راه‌حلی برای تشخیص تصویر، تجزیه و تحلیل داده‌ها، مشاوره و راه‌حل‌های مدیریت داده، ارائه می‌کند. هدف این شرکت ترکیب فناوری، داده و تخصص برای تغییر جوامع بشری در مراقبت‌های بهداشتی، امکان زمان بیشتر کادر درمانی با بیماران، و کارآمدی بیشتر در دراز مدت است. واتسون همچنین راه‌حلی برای تجزیه و تحلیل رسانه‌ها، رویدادهای پخش زنده، مدیریت محتوا و غیره ارائه می‌دهد. آی بی ام واتسون برای میزبانی رویدادهای پخش زنده رسانه‌ها و در عین حال بهینه‌سازی کیفیت ویدئو، اجرای توضیحات به صورت خودکار و دستیابی به مخاطبان تقریباً نامحدود ساخته شده است [2].

هوش مصنوعی و اینترنت اشیا

اینترنت اشیا به تجهیزات فیزیکی ساده‌ای اطلاق می‌شود که به اینترنت متصل می‌شوند و یک شبکه ارتباطی بین دستگاه‌ها و سایر تجهیزات از قبیل دوربین‌ها، چراغ‌های هوشمند، دماسنج‌های هوشمند، پوشیدنی‌ها، حسگرهای محیطی و سایر ملزومات مجهز به حسگرهای خاص را تشکیل می‌دهند. به این نوع شبکه، شبکه اینترنت اشیا گفته می‌شود. بسیاری بر این باورند که اینترنت اشیا، همراه با هوش مصنوعی، یکی از روندهای مهم فناوری در دهه اخیر بوده است.

امروزه میلیاردها شبکه و سامانه اینترنت اشیا در جهان وجود دارد که هر کدام داده تولید می‌کنند یا به داده‌ها واکنش نشان می‌دهند، و به طور مؤثری داده‌های بزرگ را در مقیاس بسیار بزرگی ایجاد و مصرف می‌کنند. به همین دلیل هوش مصنوعی رابطه هوشمند و هم‌زیستی موفقی با اینترنت اشیا دارد. امروزه از شبکه‌های اینترنت اشیا در موارد مختلفی استفاده می‌شود و بسیاری از این کاربردها در زندگی روز مره مردم و یا کسب‌وکارها قابل مشاهده است.

یکی از موفقیت‌های اصلی ترکیب هوش مصنوعی و اینترنت اشیا مربوط به زمانی است که گوگل اعلام کرد توانسته است انرژی مورد استفاده برای خنک کردن یکی از مراکز داده خود را تا ۴۰٪ کاهش دهد. با استفاده از فناوری هوش مصنوعی موسوم به DeepMind، آنها قادر به تجزیه و تحلیل داده‌ها از انواع مختلف حسگرها (مانند دماسنج، سرعت فن سرور، و حتی باز و بسته بودن پنجره‌ها) شدند و دقیقاً تقاضا را پیش‌بینی کردند تا بتوانند به سامانه‌های مختلف در سطوح بهینه دستور کار بدهند.

حوزه دیگری که از ترکیب این دو فناوری گسترده توانسته متحول شود، توسعه شهرهای هوشمند است. از شبکه‌های اینترنت اشیا برای ردیابی و استخراج داده‌ها برای حمل و نقل، مدیریت زباله، اجرای قانون و مصرف انرژی استفاده می‌شود. این داده‌ها از طریق خوشه بندی، بهینه‌سازی و پیش‌بینی توسط هوش مصنوعی، تجزیه و تحلیل و به اطلاعات مفید تبدیل می‌شوند و سپس در اختیار مقامات مربوطه، شهروندان و سایر سامانه‌ها قرار می‌گیرند. به عنوان مثال، حسگرهای موجود در چراغ‌های خیابانی و مبلمان شهری قادر به اندازه‌گیری میزان پیاده‌روی، سر و صدا و آلودگی هوا هستند. این داده‌ها سپس برای ارائه خدمات دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرند [4].

در برخی بخش‌های همین کتاب به کاربردها و نتایج ترکیب دو فناوری هوش مصنوعی و اینترنت اشیا به خصوص نوع صنعتی آن اشاره شده است و در اینجا از تکرار این مباحث پرهیز می‌شود.

فناوری پردازش در لبه^۱

معماری پردازش در لبه، ظرفیت پردازش بیشتر و بهینه‌سازی فرآیندهای مرتبط با لبه را تسریع می‌کند. از این فناوری برای کاهش هزینه‌ها و مصرف انرژی استفاده می‌شود. فاصله نقاط جمع‌آوری داده تا محل ظرفیت اصلی پردازش آنها به حداقل می‌رسد. ادغام عناصر مبتنی بر هوش مصنوعی در این دستگاه‌ها و اجرای روش‌های مربوطه برای یادگیری و استنتاج اطلاعات، هوشیاری و تجزیه و تحلیل‌ها را به پارامترهای فیزیکی اندازه‌گیری شده نزدیک می‌کند.

فناوری لبه به روش عمیق، داده‌ها را از حسگرها و محرک‌های شبکه اینترنت اشیا صنعتی متصل به کنترل کنندگان منطقی برنامه‌پذیر^۲ در صنعت، سامانه‌های کنترل تحت نظارت و گردآوری داده^۳، سامانه‌های تعبیه شده متصل به بینایی رایانه‌ای، تجهیزات شبکه و واحدهای

^۱ Edge Processing

^۲ Programmable Logic Controller (PLC)

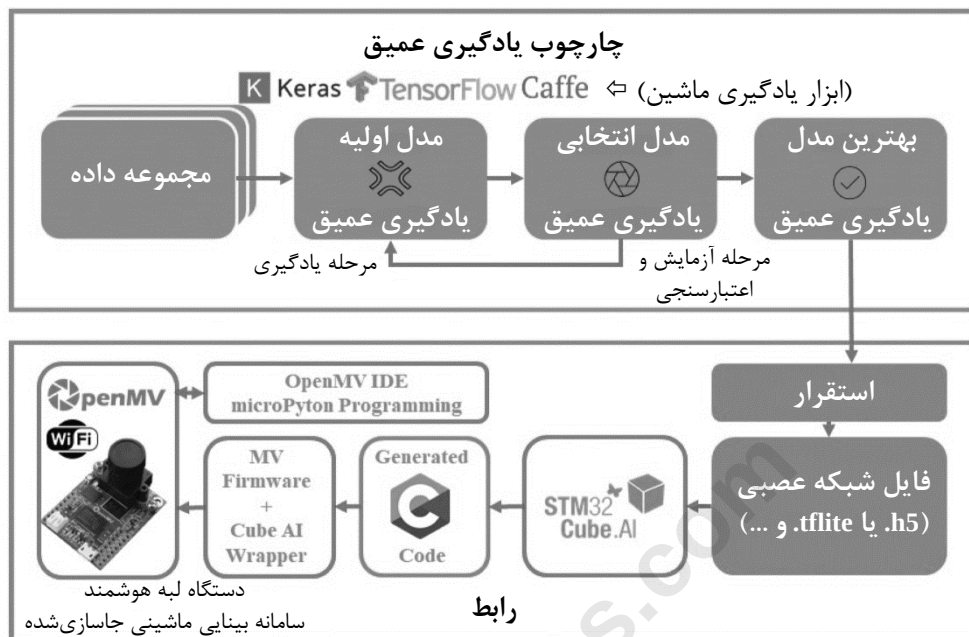
^۳ Supervisory Control And Data Acquisition (SCADA)

پردازش، جمع‌آوری می‌کنند. تجهیزات پردازش در لبه عمیق با پردازنده‌ها و ریز کنترل کننده‌های کارآمد^۱ که شامل اجزایی مانند CPU، GPU، TPU یا ASIC هستند، پیاده‌سازی می‌شوند.

حسگرها در پردازش لبه و اینترنت اشیا صنعتی به طور فزاینده‌ای هوشمندتر می‌شوند و حجم انبوهی از داده‌ها را تولید می‌کنند و اغلب همراه با ملاحظات تأخیر، قابلیت اطمینان و حفظ حریم خصوصی می‌باشند. با پیشرفت‌های اخیر در معماری ریز کنترل کننده‌ها و طراحی الگوریتم‌ها، اکنون تغییر در پردازش هوش مصنوعی از ابر به لبه امکان پذیر شده است. با توجه به چشم انداز هوش مصنوعی در پردازش در لبه، بیشتر نگرانی‌های مربوط به استقرار در فضای ابری از طرق زیر برطرف می‌شود [7]:

- پهنای باند: الگوریتم‌های یادگیری ماشین به داده‌های زیادی نیاز دارند و انتقال این حجم داده به ابر پرهزینه است و نیاز به پهنای باند دارد. بنابر این، کاهش شدید در انتقال داده بر عملکرد و دقت نتایج حاصل از الگوریتم‌ها تأثیر می‌گذارد.
- تأخیر: مدل‌های یادگیری ماشین با پردازش در لبه می‌توانند در زمان اجرا به ورودی‌ها پاسخ دهند (زیرا رفت و برگشت به ابر حذف شده است) و کارشان را در زمان اجرا و به موقع انجام می‌دهند.
- هزینه‌ها: با پردازش داده‌ها در دستگاه، هزینه‌های انتقال داده‌ها از طریق شبکه و پردازش آن در فضای ابری کاهش می‌یابد. زیرا هزینه اجرای یادگیری ماشین در فضای ابر به دلیل زیرساخت‌های پیچیده گران است.
- قابلیت اطمینان: سامانه‌هایی که روی دستگاه‌ها کنترل می‌شوند، ذاتاً قابل اعتمادتر هستند، به ویژه به این دلیل که دیگر تحت تأثیر تداخلات شبکه تا محیط ابری قرار نمی‌گیرند.
- حریم خصوصی: حریم خصوصی کاربر هنگامی محافظت می‌شود که داده‌ها به صورت محلی در یک سامانه جاسازی و پردازش می‌شود.

¹ Intel series, Atom, ARM M7, etc



شکل ۴.۴ جریان کار یادگیری و استنتاج

سامانه‌های هوش مصنوعی ترکیبی

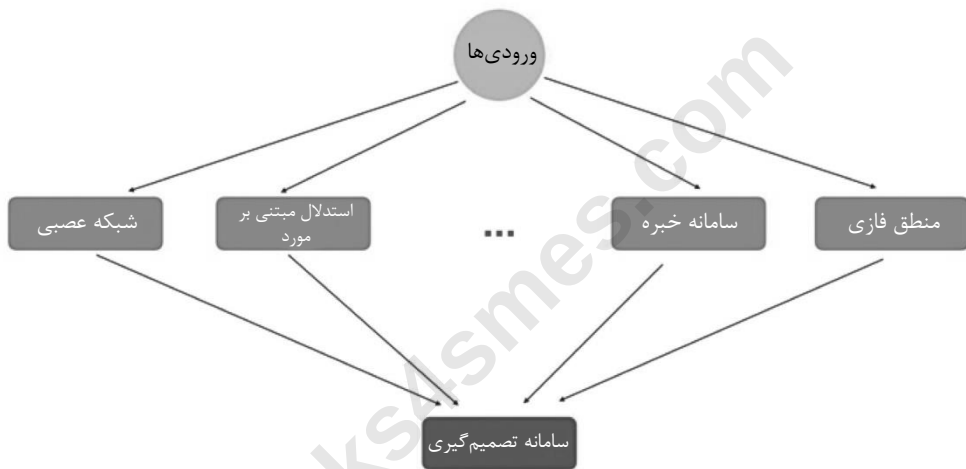
سامانه‌های هوش مصنوعی ترکیبی، سامانه‌هایی هستند که انواع مختلفی از فناوری‌های هوش مصنوعی را به کار می‌گیرند. به عنوان مثال، منطق فازی و خبره، ادغام شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک (شبکه عصبی تکاملی)، یادگیری تقویتی با روش‌های فازی، عصبی یا تکاملی و همچنین روش‌های استدلال نمادین^۱، و غیره را با هم ادغام می‌کنند.

اکنون زمان آن است که از فناوری‌های مختلف هوش مصنوعی برای ایجاد سامانه‌های ترکیبی استفاده کرد. یک مثال از سامانه‌های ترکیبی، سامانه کنترل سلسله مراتبی است که به صورت سلسله مراتب سازماندهی شده است و لایه‌های بالاتر توانایی اجرای برنامه‌ریزی را دارند و لایه‌های پایین‌تر برای انجام وظایف خاص کمتر انتزاعی معماری شده‌اند.

شکل زیر نمونه‌ای از سامانه‌های هوش مصنوعی ترکیبی را نشان می‌دهد. با توجه به ورودی‌های یک مشکل تجاری خاص، مانند تاریخچه قیمت سهام، از چندین روش هوش مصنوعی

^۱ Symbolic Reasoning

برای پردازش این ورودی‌ها و تولید خروجی استفاده می‌شود. در نتیجه از همه خروجی‌ها در فناوری‌های هوش مصنوعی مختلف استفاده می‌شود تا تصمیم نهایی گرفته شود. به عنوان مثال، تمام قیمت‌های گذشته سهام یک شرکت به عنوان ورودی جمع‌آوری می‌شود. در حالیکه یک سامانه با تصمیم‌گیری ساده ممکن است فقط میانگین تمام پیش‌بینی‌ها را محاسبه کند و از آن به عنوان پیش‌بینی نهایی قیمت سهام استفاده نماید. اما در سامانه‌های هوش مصنوعی ترکیبی، از روش‌های مختلف هوش مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت در آینده استفاده می‌شود [2].



شکل ۴.۵ شماتیک سامانه‌های هوش مصنوعی ترکیبی

فصل ۵: داده‌های عظیم، سوخت هوش مصنوعی

وقتی حجم داده‌ها از حد متعارف و قابل مدیریت توسط سامانه‌های رایج بیشتر باشد به آنها داده‌های عظیم یا کلان داده گفته می‌شود. هنگام توصیف داده‌های عظیم، از ویژگی‌های متعددی مانند حجم بالا، سرعت بالا و تنوع بالا استفاده می‌شود.

صحت داده‌ها بیان می‌کند که یک مجموعه داده چقدر ممکن است دقیق یا درست باشد و به کیفیت داده‌هایی که قرار است تجزیه و تحلیل شوند اشاره دارد. قابلیت رؤیت داده به وضعیت و درجه سهولتی اشاره دارد که از طریق آن یک شرکت می‌تواند داده‌ها را از منابع متفاوت نظارت، نمایش و تجزیه و تحلیل کند [2]. البته، صحت داده‌ها در داده‌های عظیم از اهمیت کمتری برخوردار است زیرا هر گونه خطای کوچک با حجم عظیم داده‌های صحیح از بین می‌رود. مدلی که از الگوریتم‌ها ایجاد می‌شود، به روند کلی و تناسب داده‌ها نگاه می‌کند، بنابر این چند نقطه پرت تأثیر قابل توجهی بر نتیجه نخواهند داشت. البته اگر خطاهای اساسی در داده‌ها وجود داشته باشد، مانند اینکه هر مقدار اعشار در داده‌ها یک مکان بالاتر را نشان می‌دهد، به طور مطمئن نقاط پرت و ناهماهنگ ممکن است تأثیر مهمی در تجزیه و تحلیل داده‌ها داشته باشند [4].

سرعت و تنوع داده‌های بلادرنگ در کسب‌وکارها، می‌تواند برتری بیشتری نسبت به رقبا ایجاد کند. کسب‌وکارهایی که ارزش داده‌ها را به خوبی درک کرده‌اند، در مقایسه با رقبای موجود در بازار، برتری بیشتری دارند.

بر اساس برخی تخمین‌ها، حدود ۸۰ تا ۹۰ درصد از داده‌های عظیم جمع‌آوری شده بدون ساختار هستند. امروزه بیش از هر زمان دیگری، روزانه مقادیر زیادی داده بدون ساختار در مقیاس‌های پتابایت، اگزابایت و زتابایت تولید می‌شود. این حجم داده نقش مهمی در کمک به بهبود تصمیمات تجاری و عملکردهای اقتصادی دارد. این داده‌ها از طرق مختلف، از سامانه

موقعیت یاب جهانی^۱، دماسنج‌ها، پیام‌ها و تصاویر تا رسانه‌های اجتماعی و عملیات و ارتباط بین سامانه‌ها به دست می‌آید.

تجزیه و تحلیل کلان داده‌ها با استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند یک راهبرد برای کسب‌وکارها جهت پیشی گرفتن در بازار جهانی باشد. مطالعات نشان می‌دهد که رقبای داده محور در بازار عملکرد بهتری و در نتیجه بازده مالی و عملیاتی بالاتری دارند. هوش مصنوعی در بسیاری از رویه‌های کسب‌وکارها، با تکیه بر داده‌های عظیم برای ارتقای عملکردها و خودکارسازی فرآیندها، پیاده‌سازی می‌شود.

هوش مصنوعی در حال اختراع مجدد فرآیندهای کسب‌وکار و معیارها برای بسیاری از صنایع است. آنچه مدیران باید بدانند مزیت و نوع تجزیه و تحلیلی است که برای به حداکثر رساندن نتایج و دست آوردها اجرا می‌شود. موضوع مهمی که امروزه مدیران را نگران می‌کند، میزان مشارکت در هوش مصنوعی است [2].

در هوش مصنوعی بیش از هر چیز، به موضوع حجم زیاد داده‌ها که مدیریت و تحلیل آن‌ها بسیار دشوار است پرداخته می‌شود. حجم زیاده داده به طور بالقوه عملکرد مبتنی بر شواهد را تقویت نمی‌کند. مسئله اصلی در هوش مصنوعی حجم بیش از حد داده نیست، بلکه نحوه بررسی درستی و مفید بودن داده‌ها، و استفاده از چنین داده‌هایی است [21]. چارچوب‌های ناقص برای بازیابی و دسترسی به داده‌ها باعث ایجاد مشکلاتی در استفاده حداکثری از آن می‌شود. تشخیص همه شواهد مرتبط در داده‌ها و عدم وجود آموزش لازم از جمله مشکلات این حوزه است. به عنوان مثال، تحلیلگران برای استخراج داده‌ها از گزارش‌های تصویربرداری پزشکی در آرشیو سازمان‌های مختلف، با کارشناسی دقیق، یک روش برنامه‌ریزی شده و قانع کننده برای اظهار نظر و جداسازی داده‌های مهم بالینی از مجموعه عظیمی از گزارش‌های موجود تصویر برداری پزشکی با متن آزاد ارائه کرده‌اند. با این ظرفیت‌ها، هوش مصنوعی تجویزی، به جذاب‌ترین و بحث برانگیزترین موارد استفاده در کوتاه مدت تبدیل شده است. با استفاده از هوش مصنوعی در دنیای پزشکی، اطلاعات بالینی مورد نیاز پزشکان، مراقبان پزشکی و دانشمندان، استخراج و تجزیه و تحلیل می‌شود تا بهره‌وری و کیفیت خدمات به نحو چشمگیری بهبود یابد [22].

از آنجا که توانایی جمع‌آوری داده‌ها در چند دهه اخیر به طور تصاعدی رشد کرده و تعداد افراد و مواردی که داده‌ها را تولید می‌کنند نیز به شدت افزایش یافته است، شرکت‌ها به طور فزاینده‌ای به سمت استفاده از حجم عظیم داده‌های تولید شده برای بهبود کارایی، تدوین راهبردها و بهبود عملکردها روی آورده‌اند. از سوی دیگر، امروزه داده‌ها برای هر موضوعی که در

¹ Global Positioning System (GPS)

قلمرو کسب‌وکار است را می‌توان تجزیه و تحلیل کرد. این باعث می‌شود به هر عاملی که در کسب‌وکار موفق تأثیر می‌گذارد، بیشتر توجه شود.

به طور کلی، داده‌های عظیم، رایانش ابری، و اینترنت اشیا، شتاب بیشتری برای رشد هوش مصنوعی با سرعت بالا ایجاد کرده‌اند. در حال حاضر کسب‌وکارها برای آموزش سامانه‌های یادگیری ماشین در هوش مصنوعی، حجم عظیمی از داده‌ها را راحت‌تر به دست آورده و ذخیره می‌کنند. اینترنت اشیا و سایر تجهیزات الکترونیکی نقاط داده زیادی را تحت پوشش دارند، و رایانش ابری ظرفیت ذخیره‌سازی عظیمی را با هزینه نسبتاً کم برای شرکت‌ها فراهم کرده است. تحول دیجیتالی فرآیندهای کسب‌وکار این امکان را برای شرکت‌ها فراهم کرده تا داده‌های بیشتری جمع‌آوری کنند و تصمیم‌های بهتری بگیرند. برنامه‌های کاربردی هوش مصنوعی به طور معمول در الگوریتم‌های خود از داده‌های عظیم برای تجزیه و تحلیل بهتر مشتریان استفاده می‌کنند. از الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای کار با داده‌های بدون ساختار، از جمله پردازش زبان طبیعی، تشخیص الگوها، بینایی رایانه‌ای و غیره در کسب‌وکارها استفاده می‌شود. یادگیری ماشین به طور مدام اقدامات خود را برای بهبود وظایف فعلی تغییر می‌دهد و دستورالعمل‌های جدیدی را برای بهینه‌سازی دستیابی به وظایف و راه‌حل‌ها ارائه می‌کند.

داده‌های عظیم یا کلان داده‌ها در دنیای تجارت اهمیت فزاینده‌ای پیدا کرده است. برنامه‌های کاربردی هوش مصنوعی که توسط کلان داده‌ها پشتیبانی می‌شوند، توانایی سازمان را برای تصمیم‌گیری بهتر به شدت بهبود داده‌اند. کلان داده‌ها این فرصت را برای دنیای تجارت فراهم کرده‌اند تا از داده‌ها و دقت آنها برای پیش‌بینی‌هایی استفاده کنند که به طور سنتی تنها با درک مستقیم و عقل، آن هم در مقیاس بسیار محدود امکان‌پذیر بود. بنابر این سازمان‌ها این فرصت را پیدا کرده‌اند که سامانه‌های مدیریتی خود را متحول کنند.

حجم وسیع داده‌ها همچنین کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین را که برای تصمیم‌گیری استفاده می‌شوند، بهبود بخشیده است، زیرا از مجموعه داده‌های بزرگ‌تر نتیجه‌گیری دقیق‌تری اتخاذ می‌شود. داده‌های عظیم در حال حاضر یکی از اساسی‌ترین جنبه‌های یک مدل کسب‌وکار موفق در قرن بیست و یکم است. از هالیوود گرفته تا رسانه‌های اجتماعی، تا خرده‌فروشی، جمع‌آوری داده‌ها به یک نیاز اصلی سازمان‌ها در همه فعالیت‌ها به منظور بهبود کارایی عملیات تبدیل شده است. داده‌های عظیم به کسب‌وکارها کمک می‌کند تا کارایی خود را در بهبود تصمیم‌گیری، شخصی‌سازی تبلیغات، بهبود زمان‌بندی‌ها و موارد دیگر بهبود بخشند [2].

منابع داده‌های عظیم

داده‌های عظیم از منابع مختلف در محیط‌های سازمانی و عمومی و حتی خصوصی افراد جمع‌آوری می‌شوند. متون نوشته شده، اسناد و فرم‌های اداری، فایل‌های صوتی و تصویری، محتوای وبسایت‌ها و داده‌های حاصل از عملکردها و جریان فرآیندها همه بخشی از منابع داده می‌باشند که با قابلیت‌های مختلف هوش مصنوعی استخراج و مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرند. زبان نوشتاری یکی از بزرگترین و متنوع‌ترین منابع داده است که بشریت جمع‌آوری نموده و کسب‌وکارها نیز از این قاعده مستثنی نیستند. بزرگ‌ترین تولید کنندگان داده از این نوع، در سازمان‌ها و یا خارج از آنها، افراد هستند. مشتریان تولید کننده محتوا می‌شوند و نظرات خود را در مورد محصولات یا خدمات در سراسر وب و کانال‌های مختلف به اشتراک می‌گذارند. اغلب فرم‌ها به عنوان بخشی از اسناد کاغذی یا الکترونیکی در قالب PDF و امثال آن، هستند. تا قبل از هوش مصنوعی، برای پردازش و یا تجزیه و تحلیل بیشتر این نوع اسناد، اغلب چاره‌ای جز بررسی و استخراج داده‌ها به روش دستی نبود. فاکتورهای فروش و انواع فرم‌های رایج که برخی به صورت استاندارد و یک شکل هستند، نوعی منبع داده می‌باشند که مکان داده‌ها در آنها بسته به نوع منبع، قالب واحد دارد. داده‌ها در این اسناد نیمه ساخت یافته هستند، و اگر چه خواندن آنها برای انسان آسان اما تفسیر آنها دشوار است. یکی از قابلیت‌های هوش مصنوعی استخراج اطلاعات و فرا-داده‌ها از این اسناد است که به آن تجزیه اسناد^۱ گفته می‌شود. یکی دیگر از منابع داده‌ها، اسناد و فایل‌های تصویر است که تا قبل از ابزارهای هوش مصنوعی، امکان استفاده از این حجم عظیم داده‌ها وجود نداشت. تنها در برخی رشته‌ها از جمله تصویر برداری پزشکی از داده‌های موجود و تفاوت داده‌ها در این فایل‌ها صرفاً توسط انسان استفاده می‌شد. اما اکنون یکی از قابلیت‌های هوش مصنوعی، تشخیص اشیا در تصاویر است. این فناوری می‌تواند ضمن شناسایی یک شیء یا جاندار، حتی آن را شمارش کند و در حالت‌های مختلف به حافظه بسپارد. برای مثال، در مدیریت جریان ترافیک و به منظور بهبود آن، با استفاده از هوش مصنوعی می‌توان تعداد خودروهای عبوری را شمارش کرد. این قابلیت به عنوان یکی از عوامل مهم کنترل محدودیت سرعت در بزرگراه‌ها شناخته شده است. برای تعیین محدودیت‌های سرعت، مقامات به اندازه‌گیری ثابت و ایده‌آل جریان ترافیک در جاده‌ها نیاز دارند. امروزه جاده‌ها به حسگرهای اندازه‌گیری و فناوری مربوطه مجهز هستند، تا ترافیک را شمارش و جزئیات بیشتری از ترافیک در اختیار مدیران ترافیک قرار دهند [9].

^۱ Parsing Documents

تولید داده به روش محتوای رویه‌ای و با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، با داده‌های تولید شده به صورت دستی کاملاً متفاوت است. اصطلاح رویه‌ای به فرآیندی اشاره دارد که در یک تابع خاص محاسبه می‌شود. روش تولید محتوای رویه‌ای به طور گسترده در بینایی رایانه‌ای، بازی‌های رایانه‌ای و امثال آن استفاده می‌شود. در بخش‌های مختلف همین کتاب به انواع منابع داده، فناوری‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی در زمینه کار با این داده‌ها، و کاربردهای متنوع آنها پرداخته شده است.

به طور کلی، حجم داده‌ها در عملیات کسب‌وکار بسیار زیاد است. اطلاعات از طریق فرآیندهای مختلف کسب‌وکار و مدل‌های کسب‌وکار جمع‌آوری و ذخیره می‌شود. منابع متعلق به محدوده خصوصی افراد و شرکت‌ها و سازمان‌ها، تنها بخشی از داده‌هایی است که در اختیار شرکت‌ها و سازمان‌های مختلف قرار گرفته است. اگر منابع گسترده عمومی نیز به حوزه‌های خصوصی اضافه شوند، به راحتی می‌توان پی برد که چه حجم عظیمی از داده در هر لحظه در شرف تولید و بهره‌برداری است.

شرکت‌ها ممکن است منابع داده متفاوتی داشته باشند که مرتبط با عملیات آنها است. دو منبع کلیدی از نحوه تولید داده برای کسب‌وکارها معرفی شده است. داده‌های داخلی یا آنهایی که مربوط به عملیات کسب‌وکار است، و دسته دوم از منابع و ارتباطات بیرونی شرکتها به دست می‌آید [2].

- داده‌ها از منابع داخلی و عملیات کسب‌وکارها

هوش مصنوعی به شرکت‌ها این امکان را داده تا با تجزیه و تحلیل طیف وسیعی از عوامل در مورد مشتریان خود، فروش خود را به حداکثر برسانند و محصولات را در زمان، مکان مناسب و از طریق کانال مناسب توزیع کنند. داده‌های مشتری شامل اطلاعات جمعیت شناختی و دریافت نظرسنجی‌ها و پاسخ‌های برخط برای بهبود محصولات، جهت مطابقت با خواسته‌ها و نیازهای مشتری است.

داده‌های جمعیت شناختی، و همچنین رویدادهای فصلی، اطلاعات ارزشمندی در مورد عادت و رفتار مشتری هنگام خرید ارائه می‌کنند که برای بهینه‌سازی مقدار محصول مورد نیاز و در یک زمان معین در اختیار کسب‌وکارها قرار می‌گیرد [23]. داده‌های محصول از ویژگی‌های مختلف مانند اندازه، رنگ، شکل و قیمت تشکیل می‌شود و برای مشاهده اینکه مشتری به چه ویژگی‌هایی از محصولات بیشتر پاسخ می‌دهد، جمع‌آوری می‌شوند. موجودی محصول در انبارها را می‌توان با استفاده از اطلاعات بلادرنگ و ردیابی زمانی که مشتریان به طور معمول خرید می‌کنند، بهینه کرد.

هوش مصنوعی می‌تواند به کسب‌وکارها کمک کند تا الگوهای رفتاری خرید مشتری را ببینند و سطح موجودی لازم برای برآورده کردن تقاضا را پیش‌بینی کنند. داده‌های مکانی نیز جمع‌آوری شده و برای قرار دادن محصولات در مکان‌های نزدیک به مصرف استفاده می‌شود تا میزان خرید مشتریان افزایش یابد. همچنین، داده‌های کانال بازار به جایی اشاره می‌کند که مصرف‌کننده اطلاعات محصول را دریافت می‌کند. امروزه مصرف‌کننده از نشانی‌های اینترنتی مختلف تحقیق می‌کند و قبل از خرید به فروشگاه‌های مختلف در اینترنت سر می‌زند.

با استفاده از داده‌ها از کانال‌های مختلف مشتریان اطلاعات بیشتری دریافت می‌کنند، خرده‌فروش‌ها می‌توانند آن حوزه‌ها را هدف قرار داده تا مشتریان را به سمت خرید محصولاتشان سوق دهند و در نتیجه فروش خود را افزایش دهند. خدمات شخصی‌سازی شده، مشتریان بیشتری را به ارمغان می‌آورد، زیرا مشتریان به ازای اقلامی که به طور معمول خرید می‌کنند از مزایا یا تخفیف بهره‌مند می‌شوند.

• داده‌ها از منابع بیرونی

عظیم‌ترین منابع داده، امروزه از شبکه‌های اجتماعی به دست می‌آید. این منابع اطلاعاتی، از سمت مصرف‌کنندگان به طرف کسب‌وکارها ارائه می‌شود. کسب‌وکارها از طریق فایل‌های موسوم به کوکی^۱ ارسالی به سامانه در دست مصرف‌کنندگان، حجم شگفت‌آوری از اطلاعات در خصوص رفتار افراد مختلف را به دست می‌آورند.

داده‌های به دست آمده از شبکه‌های اجتماعی برای شرکت‌ها بسیار مفید است و از آنها برای ردیابی نحوه واکنش مشتریان به محصولاتشان استفاده می‌کنند، و به این ترتیب کسب‌وکار خود را بهبود می‌بخشند. با تجزیه و تحلیل پیام‌ها و نظرات درباره محصولات در شبکه‌های اجتماعی، شرکت‌ها می‌توانند یاد بگیرند مصرف‌کنندگان چه ویژگی‌هایی از محصولاتشان را دوست دارند و چه چیزهایی را دوست ندارند و به طور بالقوه جنبه‌های خاصی را به منظور بهبود محصولات و خدمات خود تغییر دهند [2].

انواع داده‌ها

داده‌های کسب‌وکار با سرعت تصاعدی در حال رشد، و رقابت دائمی بین رقبا برای همگام شدن با افزایش اطلاعات و استفاده بیشتر از ارزش آن صورت می‌گیرد. چالش اصلی برای کسب‌وکارها تلاش برای جمع‌آوری و تبدیل داده‌ها به اطلاعات مفید است. یادگیری ماشین در حال رشد است و توجه بسیاری از کسب‌وکارها در صنایع مختلف را به خود جلب کرده است.

¹ Cookie

تغییرات مختلف الگوریتم‌های یادگیری ماشین به نوع داده یا اطلاعاتی که دستگاه برای تجزیه و تحلیل نیاز دارد و آنچه برای یک کسب‌وکار ارزشمندتر است بستگی دارد [24]. شرکت‌ها انواع مختلف داده‌ها در کسب‌وکار خود را در قالب‌های ساخت یافته، بدون ساختار، و نیمه ساخت یافته شناسایی می‌کنند.

داده‌های ساخت یافته، پایه و اساس پایگاه‌های داده نوع رابطه‌ای است. به طور سنتی، داده‌ها از اشکال مختلفی مانند ارقام، متن، تاریخ و غیره تشکیل می‌شوند. ساختار داده‌ها به طور معمول شامل ویژگی (ستون یا فیلد) و ردیف (رکورد یا تعداد مشاهدات) است. مجموعه داده‌های ساخت یافته در قالب جدول و روابط بین آنها سازماندهی شده است. تمام شرکت‌ها از سامانه‌های مدیریت پایگاه داده رابطه‌ای^۱ و زبان پرس و جو ساخت یافته به نام SQL برای ذخیره و بازیابی داده‌های جمع‌آوری شده استفاده می‌کنند.

داده‌های نیمه ساخت یافته حاوی عناصر بیشتری نسبت به داده‌های ساخت یافته هستند. این داده‌ها قالب دارند اما قالب آنها از هیچ ساختاری تبعیت نمی‌کند. این نوع داده‌ها به طور معمول توسط سامانه‌های مدیریت پایگاه داده رابطه‌ای پشتیبانی نمی‌شوند. اینها ممکن است از برچسب یا نشانگرهایی برای جداسازی و معرفی عناصر معنایی استفاده کرده باشند. انواع فایل‌ها و مستندات html، xml، ایمیل، تبادل الکترونیکی داده‌ها^۲ و غیره، بخشی از نمونه‌های منابع داده نیمه ساخت یافته است.

داده‌های بدون ساختار آنهایی هستند که از هیچ قالب پایگاه داده ساخت یافته یا نیمه ساخت یافته پیروی نمی‌کنند. این داده‌ها نوع خاصی از ساختار ذخیره‌سازی داخلی داده ندارند، و به طور کامل با مدل‌های داده سنتی متفاوت هستند. فایل‌های صوتی، تصاویر، ویدئوها، داده‌های برخی حسگرها، داده‌های مکانی و غیره، بخشی از نمونه داده‌های بدون ساختار هستند. داده‌های بدون ساختار از منابع بسیار متنوع در قالب‌های مختلف تولید می‌شوند. اینها ممکن است در قالب‌های متن و غیر متن توسط انسان یا ماشین تولید شده باشند [2].

مراحل تجزیه و تحلیل داده‌های عظیم^۳

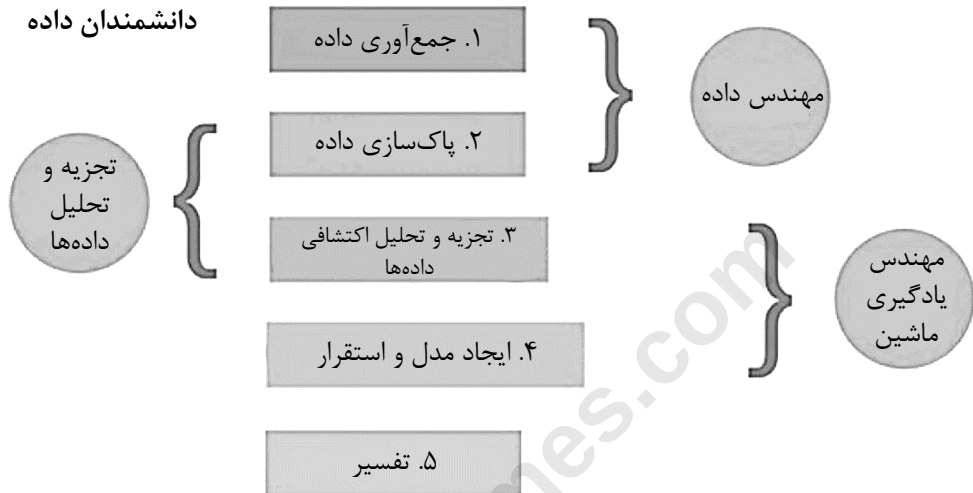
علم داده ترکیبی از ریاضیات، آمار پیشرفته، مدل‌های پیش‌بینی، یادگیری ماشین، برنامه نویسی و غیره است. به طور کلی، علم داده رشته‌ای است که با انواع داده‌ها اعم از ساخت یافته،

¹ Relational Database Management Systems (RDBMS)

² Electronic Data Interchange (EDI)

³ Big Data Analytics (BDA)

نیمه ساخت یافته، و بدون ساختار سروکار دارد [25]. در مراحل مختلف پردازش داده به طور معمول مهندسان داده، تحلیلگران داده، و مهندسان یادگیری ماشین نقش دارند. در اینجا ضمن توضیح مراحل پردازش داده، به نقش هر یک از این بازیگران کلیدی اشاره می‌شود [2]:



شکل ۵.۱ فرآیند کلی علم داده و نقش‌های مهندسی

مرحله یک، جمع‌آوری داده‌ها: ابتدا داده‌های مورد نیاز برای حل یک مشکل خاص جمع‌آوری می‌شود. روش‌های مختلفی برای جمع‌آوری داده‌ها وجود دارد. از پایگاه داده رابطه‌ای، MySQL، یا حتی پایگاه داده‌های غیر رابطه‌ای از قبیل NoSQL و MongoDB می‌توان استفاده نمود. همچنین برخی داده‌ها را با جستجو در نشانی‌های اینترنتی، با استفاده از ابزارهای جمع‌آوری داده می‌توان به دست آورد. علاوه بر این، از زبان‌های برنامه نویسی پایتون یا R در علم داده، برای خواندن داده‌ها از منابع مختلف استفاده می‌شود.

از روش‌های سنتی برای دریافت فایل‌های داده از پایگاه‌های مختلف یا جمع‌آوری دستی آنها مانند نظرسنجی به صورت کاغذی نیز استفاده می‌شود. به طور کلی، این مرحله اولین گام برای هر طرح مرتبط با علم داده است و ابتدا باید اهداف و الزامات آن را درک کرد تا بتوان تصمیم گرفت چه نوع داده‌ای باید جمع‌آوری شود. برخی از مهارت‌های فنی این مرحله شامل مدیریت پایگاه داده، یا دانستن نحوه استفاده از MySQL، PostgreSQL، یا MongoDB، یا تجربیات برنامه نویسی مانند Python و R است.

مرحله دوم، پاکسازی داده‌ها: در این مرحله مجموعه داده خام به یک قالب قابل درک طبقه‌بندی می‌شود. این مرحله پایه اساسی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها است و ممکن است مستقیماً بر نتایج چند مرحله بعد تأثیر بگذارد. داده‌های خام ممکن است در هر فرمتی از قبیل اکسل، یا به صورت متن، یا در پایگاه داده ذخیره شوند. بسته به مشکلی که قرار است حل شود، ممکن است داده‌ها را از فرمت خام به فرمت استاندارد مانند اکسل تبدیل کرد. اما این مرحله ممکن است چندان آسان نباشد، زیرا ممکن است برخی داده‌های اضافی را الزاماً حذف نمود. در مقابل، ممکن است داده‌های از دست رفته یا گم شده‌ای در مجموعه داده خام وجود داشته باشد که بایستی تعیین تکلیف شوند. برای پر کردن داده‌های از دست رفته یا گم شده، چندین راه استاندارد وجود دارد. می‌توان از میانگین، میانه یا وضعیت مشابه برای جایگزینی داده‌های از دست رفته استفاده کرد. یک راه دیگر این است که تمام رکوردهای داده که دارای مقدار از دست رفته یا داده‌های کثیف هستند را حذف نمود.

مرحله سوم، تجزیه و تحلیل داده‌ها: تجزیه و تحلیل داده‌های اکتشافی به ویژگی‌های اطلاعات می‌پردازد. ممکن است در این مرحله به برخی آمار توصیفی نیاز باشد. از مرحله قبل، یک مجموعه داده تمیز به دست می‌آید و در این مرحله آنها را بر اساس اهداف و نوع داده‌ها، تجزیه و تحلیل می‌کنند. ممکن است برای استخراج ویژگی‌ها به دانش آمار توصیفی نیاز باشد. ویژگی‌های به دست آمده در این مرحله، برای یادگیری ماشین یا مدل‌سازی در مرحله بعد، بسیار مهم است. در حوزه کسب‌وکارها، پاسخ نظرسنجی‌ها در خصوص علایق مشتریان برای خرید یک محصول، ارزان یا گران بودن قیمت آن، یک ویژگی مهم است. در این مرحله، ممکن است برای درک بهتر روند، نیاز به تجسم داده‌ها نیز باشد. از مهارت‌های فنی مورد نیاز در این مرحله می‌توان از بسته‌های Numpy، Matplotlib، Pandas، Scipy و ggplot2 در پایتون یا R نام برد.

مرحله چهارم، ساخت و استقرار مدل: در این مرحله از داده‌های خروجی مرحله قبل برای مدل‌سازی استفاده می‌شود. در این مرحله به روش‌های یادگیری ماشین نیاز است. از یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی یا رگرسیون استفاده می‌شود. به طور خلاصه برای پیش‌بینی مقادیر آینده می‌توان از مدل‌های رگرسیون و برای شناسایی کلاس‌های داده‌ها از مدل‌های طبقه‌بندی استفاده کرد. مهارت‌های فنی مورد نیاز برای این مرحله شامل برنامه نویسی پایتون و چارچوب یادگیری ماشین مانند Scikit Learn یا Tensor flow یا Pytorch است.

مرحله پنجم، تفسیر اطلاعات: این آخرین مرحله در فرآیند تجزیه و تحلیل داده‌ها است. مخاطبان این مرحله می‌توانند افراد غیر فنی باشند، بنابراین مهم است که یافته‌ها در این مرحله با روش‌ها و مهارت‌های مناسب و قابل فهم برای همه افراد ذینفع ارائه شود. مهارت ارتباطی در

این مرحله بسیار مهم است. برای ارائه یافته‌ها و پاسخ به سؤالات تجاری، به دانش قوی در حوزه کسب‌وکار هم نیاز است [2].

فناوری رایانش ابری و تجزیه و تحلیل داده‌های عظیم

سامانه‌های پایگاه داده بزرگ سنتی در پردازش داده‌های عظیمی که با سرعت و حجم فعلی تولید می‌شوند ناتوان هستند. این دلیلی است که بسیاری به دنبال پیشرفت‌های جدید برای تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ در فضای رایانش ابری هستند. پیشرفت در فناوری‌های رایانش ابری که برای توسعه هوش مصنوعی مفید است، می‌تواند داده‌های بیشتری را ذخیره کند و در ضمن از طریق اینترنت به راحتی قابل دسترس باشد.

فناوری هوش مصنوعی در رایانش ابری به طور معمول طوری برنامه‌ریزی می‌شود که درست مانند انسان در شرایط خاص از واکنش‌ها و اعمال خود تقلید کند. با استفاده از اینترنت و خدمات راه دور و متمرکز، داده‌ها، برنامه‌ها و غیره حفظ می‌شوند. همچنین پردازش‌های بسیار کارآمدتری با متمرکز کردن ذخیره‌سازی، حافظه، پردازش، پهنای باند و غیره ارائه می‌شود.

رایانش ابری، که در آن خدمات محاسباتی در هر جایی که اتصال اینترنتی وجود دارد، را می‌توان ارائه کرد، در سال‌های اخیر رشد قابل توجهی داشته است. زیرا بسیاری از شرکت‌ها به سمت استفاده از ابر برای ارائه خدمات خود حرکت کرده‌اند. داده‌های بزرگ و رایانش ابری با هم، روند ارتباط هر چه بیشتر، جمع‌آوری، و تجزیه و تحلیل داده‌ها را بهبود بخشیده‌اند.

البته برخی اعتقاد دارند ممکن است با گسترش نسل‌های جدید ارتباطی، از رونق خدمات مستقر در ابر کاسته شود. اما به عقیده برخی دیگر از صاحب نظران حتی با گسترش نسل پنجم در ارتباطات، موسوم به 5G که سرعت و گستردگی فناوری بیشتر از قبل می‌شود، همچنان باید مکانی برای ذخیره‌سازی آسان و به اندازه کافی بزرگ وجود داشته باشد که آن چیزی جز رونق رایانش ابری و خدمات مستقر در آن نیست.

جنبه جالب دیگر در مورد انفجار و بهره‌برداری از داده‌ها این است که مدل‌های کسب‌وکار نیازهای جدیدی دارند. اگرچه گوگل و فیس‌بوک در ابتدا قرار نبود شرکت‌های داده و هوش مصنوعی باشند، اما در نهایت به این نتیجه رسیدند که منبع داده و خدمات هوش مصنوعی باشند. این شرکت‌ها در حال حاضر، برای جمع‌آوری داده‌ها، به طور معمول خدمات مختلفی به صورت رایگان ارائه می‌کنند. نمونه‌ای از این مدل برای جمع‌آوری داده، اشاره به مدل یک طرح بین‌المللی^۱ است که در نگاه اول یک بازی شبیه یک بازی تلفن همراه به نظر می‌رسد، اما در واقع

¹ Sea Hero Quest

کاری که انجام می‌دهد این است که از نحوه بازی مردم برای درک بهتر زوال عقل^۱ استفاده می‌کند. در زمان نگارش این مطلب ۲.۷ میلیون نفر این بازی را انجام دادند. به این معنی که این بازی به بزرگترین مطالعه زوال عقل در تاریخ تبدیل شده است. کسب‌وکارهای تجاری هم از همین رویکرد استفاده می‌کنند [4].

ذخیره‌سازی داده‌های عظیم

انبار داده ارتباط تنگاتنگی با داده کاوی دارد. در حالی که داده کاوی بر بازیابی و تجزیه و تحلیل داده‌ها متمرکز است، انبار داده بیشتر بر ذخیره و ایمن سازی داده‌ها تمرکز دارد. اگر چه داده‌های عظیم می‌توانند در سازمان مفید باشند، اما بسیاری از شرکت‌ها خود را غرق در حجم واقعی داده‌هایی می‌بینند که باید نگهداری و مرتب سازی کنند.

برای اینکه این حجم انبوه داده به درستی مدیریت شود، ماشین‌ها باید توانایی کدگذاری برای استفاده از داده‌های بزرگ را داشته باشند و مرتب بهبود داده شوند. شرکت‌ها در حال جمع‌آوری داده‌ها از منابع مختلف مانند سوابق فروش، عادت‌ها و رفتار مشتریان و شیوه‌های خرید از یک سو، و ذخیره داده‌های بزرگ در انبارهای داده از سوی دیگر هستند. داده‌های ذخیره شده در انبارهای داده را می‌توان از پایگاه‌های اطلاعاتی شرکت، سامانه‌های اطلاعاتی خلاصه شده و از دیگر شرکت‌ها یا منابع خارجی جمع‌آوری کرد.

اکنون چندین فناوری در حال ظهور برای توسعه ظرفیت انبارهای داده وجود دارد. به طور سنتی، شرکت‌ها مجبورند فایل‌های داده عظیم را به صورت ایمن و مطمئن در انبارهای داده در محل شرکت ذخیره کنند. اما مدیریت سخت افزاری و نرم افزاری روی سرورهای پایگاه داده‌ها در شرکت‌ها، یکی از مشکلات تخصصی و در عین حال پر هزینه برای شرکت‌ها می‌باشد. این رویکرد هزینه نگهداری و پشتیبانی فنی را به میزان قابل توجهی افزایش می‌دهد. با این وجود، با رشد و ادامه فعالیت شرکت‌ها، حجم داده‌های آنها نیز افزایش می‌یابد. شرکت‌ها باید راهی برای مدیریت پایگاه داده که ممکن است حاوی اطلاعات حساسی باشد، پیدا کنند.

بنابراین، تنها شرکت‌های بزرگ قادر به استفاده از انبار داده و داده کاوی اختصاصی هستند. با این حال، فناوری‌های جدید قوانین بازی را تغییر داده است. با بهبود پهنای باند اینترنت و ارتباطات، و همچنین افزایش ظرفیت و فناوری‌های جدید سخت افزار و نرم افزارهای پردازش

¹ Dementia study

داده، شرکت‌ها امروزه بیشتر از مزیت داده کاوی استفاده می‌کنند. در طول ده سال گذشته، سه پیشرفت فناوری در خصوص بحث‌های اشاره شده پدید آمده است [2]:

- پردازش و خدمات مبتنی بر ابر: با مدیریت انبارهای داده در فضای رایانش ابری، پردازش داده‌های عظیم برای اکثر شرکت‌ها مقرون به صرفه شده است. این به شرکت‌های کوچک و متوسط اجازه می‌دهد تا با هزینه نسبتاً کم از حجم بیشتری از داده‌ها به نحو مطلوب و حرفه‌ای بهره برداری کنند.
- معماری پردازش موازی گسترده^۱: این می‌تواند پرس و جوهای کاربر را در صدها یا حتی هزاران ماشین پخش کند. این روش می‌تواند پیشرفت‌های زیادی در عملکرد داده کاوی به همراه داشته باشد. به عنوان مثال، BigQuery گوگل می‌تواند تطبیق کامل عبارات منظم^۲ را روی ۳۱۴ میلیون ردیف داده بدون شاخص انجام دهد و نتیجه را در عرض ۱۰ ثانیه برگرداند.
- پیشرفت فناوری‌های توسعه و گسترش انبارهای داده ستونی: در مقایسه با پایگاه‌های داده رابطه‌ای سنتی مبتنی بر ردیف یا رکورد، پایگاه‌های داده ستونی جدید تغییری در ساختار داده ایجاد می‌کند که امکان کارایی بالاتر در خواندن، مرتب سازی و نمایه سازی مجموعه داده‌ها را فراهم کرده است. همچنین داده‌ها را بیشتر فشرده می‌کند تا در فضای ذخیره‌سازی، داده‌های بیشتری را بتوان ذخیره کرد. البته شرکت‌های بزرگ پیشرو در فناوری، به دنبال توسعه روش‌های جدید برای مدیریت بهتر داده‌های عظیم هستند. برای روشن شدن مطلب، در ادامه به نوآوری‌های شرکت فیس بوک اشاره خواهد شد.

سه پیشرفت کلیدی در عرصه ذخیره‌سازی، پردازش، و ارتباطات موجب گسترش مدیریت و بهره برداری از داده‌های عظیم شده و زمینه کاربرد رایانش ابری را برای توسعه خدمات و کارایی هوش مصنوعی باز نموده است.

جدول ۵.۱ پیشرفت‌های مرتبط با گسترش شبکه رایانش ابری

ذخیره‌سازی	تحول در هزینه‌های نگهداری داده‌ها و افزایش اندازه ذخیره‌سازی،
پردازش	تراشه‌های رایانه‌ای سنتی به دلیل ناتوانی در پردازش مجموعه داده‌های عظیم، جای خود را به واحدهای پردازش گرافیکی داده‌اند.
ارتباطات	توسعه پهنای باند و نسل چهار ارتباطات، امکان تبادل مقادیر زیاد داده بین سرورها و سامانه‌های کاربری را فراهم کرده است.

¹ Massively Parallel Processing (MPP)

² Full regular expression match

ذخیره‌سازی پیشرفته‌تر

در سال ۱۹۸۰ یک گیگا بایت فضای ذخیره‌سازی به طور متوسط ۴۳۷۵۰۰ دلار هزینه داشت. پنج سال بعد این هزینه به حدود یک چهارم کاهش یافت و تا سال ۱۹۹۰ به یک چهارم هزینه سال ۱۹۸۰ یعنی ۱۱۲۰۰ دلار رسید. اما این در مقایسه با کاهش‌های بعدی نا چیز است. این هزینه در آغاز قرن بیست و یکم ۱۱ دلار، پنج سال بعد به ۱.۲۴ دلار و در سال ۲۰۱۰ به حدود ۹ سنت رسید. در سال ۲۰۱۶، هزینه آن چیزی کمتر از ۲ سنت در هر گیگا بایت شد. علاوه بر کاهش هزینه‌ها، اندازه ذخیره داده‌ها هم متحول شده است. در سال ۱۹۵۶ یک سخت دیسک متعلق به شرکت آی بی ام با یک کامیون بالابر در هواپیما بارگذاری می‌شد. این سخت دیسک به اندازه یک سوله بزرگ بود اما فقط ۵ مگا بایت ظرفیت داشت. آمازون اکنون ناوگانی از کامیون‌ها دارد که اساساً سخت دیسک‌های قابل حمل عظیمی هستند و هر کدام قادر به ذخیره ۱۰۰ پتا بایت هستند، در حالیکه کل اینترنت حدود ۱۸.۵ پتا بایت است. در زمان نگارش این متن، شرکت آی بی ام اعلام کرد، می‌تواند اطلاعات را روی یک اتم ذخیره کند. اگر بتوان این رویکرد را صنعتی نمود، به این معنی است که کل یک کتابخانه متشکل از ۳۵ میلیون آهنگ را می‌توان در دستگاهی به اندازه یک کارت اعتباری ذخیره کرد [4].

پردازنده‌های سریع‌تر

البته ارزانی ذخیره اطلاعات خبر خوبی است اما در ضمن پردازش اطلاعات هم باید سرعت بیشتری داشته باشد. چرا که فقط ذخیره بیشتر به تنهایی راه کار مناسب نیست. یکی از دست آوردهای فناوری برای هوش مصنوعی این است که تراشه‌های رایانه‌ای سنتی موسوم به CPU به دلیل ناتوانی در پردازش مجموعه داده‌های بزرگ امروزی جای خود را به تراشه‌های جدیدتر به نام واحدهای پردازش گرافیکی^۱ داده‌اند. چرا که به اجرای تجسم‌های رایانه‌ای سریع‌تر و قوی‌تری نیاز شده است.

بنابر این هر گونه بهبود در سرعت پردازنده‌ها کمک بزرگی به سودمندی سامانه‌های هوش مصنوعی در توسعه و طراحی مدل‌ها می‌کند. توانایی یادگیری ماشین در زمان اجرا و متعاقب آن تصمیم‌گیری در زمان اجرا یکی از آخرین مرزهای هوش مصنوعی واقعاً مفید است [4].

اتصال فراگیرتر

محرك نهایی که به نفع هوش مصنوعی کار می‌کند، اتصال است. واضح است که اینترنت تأثیر بسیار زیادی بر بهره‌برداری از داده‌ها داشته است. در چند سال گذشته به دلیل توسعه

¹ Graphic Process Unit (GPU)

پهنای باند و نسل چهار ارتباطات شبکه‌های تلفن همراه، امکان تبادل مقادیر زیاد داده بین سرورها و سامانه‌های کاربردی فراهم شد. برای هوش مصنوعی، این یعنی، بخش عمده‌ای از پردازش فشرده داده‌ها را می‌توان در زمان اجرا روی سرورهای مراکز داده انجام داد، و دستگاه‌های کاربران صرفاً به عنوان یک صفحه اصلی و نمایش عمل کنند. هم محصول سیری شرکت اپل (در گوشی‌های آیفون) و هم الکسای متعلق به شرکت آمازون نمونه‌های بارز برنامه‌های هوش مصنوعی بسیار پیچیده‌ای هستند که از قدرت پردازش در مراکز داده برای انجام بخش عمده‌ای از نقش خود بهره می‌برند، و اتکای کمتری به پردازنده دستگاه پیدا کرده‌اند. با این حال، دسترسی شبکه با پهنای مناسب از الزامات حتمی برای این توسعه خواهد بود.

این تنها پردازش بلادرنگ نیست که می‌تواند مزایای اینترنت باشد. تلاش بیشتر در آموزش یک مدل هوش مصنوعی هم از سوی دیگر یک نیاز است. در حالیکه در روش‌های استاندارد یادگیری مدل‌ها با حجم داده در مقیاس کنونی، ممکن است روزها یا هفته طول بکشد، استفاده از راه‌حل‌های مبتنی بر ابر که دارای سخت افزارهای تخصصی، بسیار پیشرفته، و در دسترس هستند، به میزان قابل توجهی به نیازهای امروزی هوش مصنوعی پاسخ داده است. این تحول نیز به نوبه خود، الزام شبکه‌های گسترده‌تر و سریعتر را بیش از پیش آشکار نموده است.

علاوه بر اینها، سامانه‌های هوش مصنوعی اکنون می‌توانند با استفاده از اینترنت به یکدیگر متصل شوند تا بتوانند آموخته‌های خود را به اشتراک بگذارند. در طرحی به نام Robobrain که با اشتراک دانشگاه استنفورد، دانشگاه کالیفرنیا در برکلی، دانشگاه براون و دانشگاه کرنل اجرا می‌شود، قرار است از داده‌های عمومی (متن، صدا، تصاویر، و فیلم‌ها) برای آموزش سامانه‌های هوش مصنوعی استفاده کنند و نتیجه توسط سایر سامانه‌های هوش مصنوعی قابل دسترس باشد. یک سامانه هوش مصنوعی خوب، همه چیزهایی را که یاد می‌گیرد به Robobrain باز خواهد گرداند. یعنی با اجرای این طرح، تمرکز سامانه‌های هوش مصنوعی محدود شده و همه چیز برای همه روبات‌ها فراهم می‌شود [4].

ذخیره‌سازی داده‌های عظیم در فیس بوک

فیس بوک از بسیاری از سامانه‌های مدیریت پایگاه داده^۱ برای مرتب سازی و ذخیره نمودن داده‌های بزرگ استفاده می‌کند. این سامانه‌ها از نوع پایگاه داده رابطه‌ای پیشرفته‌ای هستند و داده‌ها را برای تجزیه و تحلیل پردازش می‌کنند. با وجود این سامانه‌ها، فیس بوک هنوز هم به دنبال ایجاد سامانه‌های مدیریت پایگاه داده جدیدتر برای کارآمدتر شدن تجزیه و تحلیل‌ها و

^۱ Operational Data Store (ODS), Hadoop, Hive

ذخیره داده‌های عظیم است. فیس بوک هر روز و هر دقیقه حجم عظیمی داده دریافت می‌کند. به طور متوسط این شرکت ۲.۵ میلیارد قطعه محتوا و بیش از ۵۰۰ ترا بایت داده در روز را پردازش می‌کند. هر روز ۲.۷ میلیارد دنبال کننده و ۳۰۰ میلیون عکس جذب می‌شود و تقریباً یکصد و پنج ترا بایت داده را در هر نیم ساعت تصویربرداری می‌کند.

انبارهای داده فیس بوک که به نام Hive شناخته می‌شوند، و در چند سال پیش قادر به ذخیره بیش از ۳۰۰ پتا بایت داده در بیش از ۸۰۰۰۰۰۰ جدول بودند و همزمان بیش از ۶۰۰۰۰۰ پرس و جو در روز را اجرا می‌کردند. در فیس بوک از موتورهای پرس و جوی رایج^۱ در Hive برای برنامه‌های مختلف، از پردازش پایگاه داده سنتی گرفته تا تجزیه و تحلیل تصویر، یادگیری ماشین، و تجزیه و تحلیل تعاملی در زمان اجرا استفاده می‌شود.

فیس بوک از انبار داده عملیاتی^۲ خود برای پشتیبانی از داده کاوی داده‌های عملیاتی یا داده‌های پایه که برای یک انبار داده خلاصه می‌شود استفاده می‌کند. انبار داده عملیاتی حدود ۲ میلیارد رکورد سری زمانی را ذخیره می‌کند. داده‌ها پس از استخراج از انبارهای داده عملیاتی در یک معماری داده سازمانی بازگذاری می‌شوند. این فرآیند شامل استانداردسازی، پاک‌سازی، تثبیت و تبدیل است.

فیس بوک به منظور مرتب کردن سریعتر داده‌ها برای تبلیغات، دو سامانه مدیریت پایگاه داده به شرح زیر ایجاد کرده است. این سامانه‌ها داده‌هایی که می‌توانند برای تبلیغات هدفمند در فیس بوک استفاده شوند، را به سرعت پیدا می‌کنند. زمان لازم برای پردازش این داده‌ها به طور چشمگیری کوتاه شده است. فیس بوک در هر ثانیه میلیون‌ها داده دریافت می‌کند، اما انگیزه فیس بوک برای ایجاد سامانه‌های جدید مدیریت پایگاه داده، موجب ارتقای قابل توجه در سرعت تجزیه و تحلیل اطلاعات شده است.

- یکی از سامانه‌های مدیریت پایگاه داده موسوم به Scuba تنها یکی از انواع سکوها نرم‌افزاری داده‌های عظیم است که فیس بوک برای کنترل اطلاعات تولید شده توسط عملیات بر خط خود تولید کرده است. در فیس بوک از این سامانه بیشتر برای نظارت بر عملکرد، تشخیص روند، و الگوبرداری استفاده می‌شود.
- یکی دیگر از سامانه‌های مدیریت پایگاه داده در فیس بوک، Cubrick است که بیشتر برای مرتب سازی داده‌های عمومی استفاده می‌شود. جدول‌های حاوی اطلاعات به

^۱ Giraph, Hadoop, HiveQL, Presto

^۲ Operational Data Store (ODS)

سامانه مدیریت پایگاه داده وارد شده و این سامانه تمام ویژگی‌ها را می‌گیرد و موارد مشابه را به هم متصل می‌کند.

فیس بوک از این سامانه‌های مدیریت پایگاه داده به دلیل اینکه سریع‌تر هستند و داده‌هایی را که می‌خواهند دریافت می‌کنند، استفاده می‌کند تا آنچه را که مصرف کننده اکنون میخواهد، نه آنچه در گذشته می‌خواست، تبلیغ کند. آنها با استفاده از داده‌ها افراد را با هم گروه‌بندی می‌کنند و این می‌تواند بر اساس ویژگی‌های ساده مانند جمعیت شناسی، جنسیت، سن، درآمد، نوع مسکن و سطح تحصیلات افراد و دیگر ویژگی‌ها باشد.

فیس بوک از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای رتبه‌بندی مواردی که فکر می‌کند مشتری دوست دارد استفاده می‌کند. این الگوریتم‌ها فقط پیش‌بینی نمی‌کنند که واقعاً مشتری دکمه علاقه (لایک) را بر اساس رفتار گذشته خود می‌زند. بلکه پیش‌بینی می‌کند که روی آن کلیک کند، نظر دهد، به اشتراک بگذارد یا پنهان کند یا حتی ممکن است آن را به عنوان هرزنامه^۱ علامت گذاری می‌کند. هر یک از این نتایج و سایر نتایج را با درجه خاصی از اطمینان پیش‌بینی می‌کند، سپس همه آنها را ترکیب می‌کند تا یک امتیاز مرتبط ایجاد شود، در نتیجه هم برای مشتری و هم برای آن پست خاص مفید باشد. به این ترتیب فیس بوک نوع تبلیغات را انتخاب می‌کند و به نوبه خود باعث موفقیت تبلیغات می‌شود [2].

¹ Spam

فصل ۶: کاربردهای هوش مصنوعی

رشد نوآوری دیجیتالی با تقویت هوش مصنوعی به یک محرک مهم برای تغییر در مشاغل مختلف تبدیل شده است. امروزه هوش مصنوعی یک نوآوری بنیادی برای سازمان‌ها است [26]. با توجه به پیشرفت در سامانه‌ها و آماده‌سازی حجم زیاد اطلاعات، هوش مصنوعی به بخشی حیاتی از تغییرات رایانه‌ای تبدیل شده است [27]. در زمینه کاربردهای هوش مصنوعی در بخش‌های مختلف، عوامل سه گانه فناوری، سازمانی، و محیطی به شرح زیر مورد توجه قرار می‌گیرند [22]:

جدول ۶.۱ عوامل مؤثر در کاربردهای هوش مصنوعی

عوامل فناوری	عوامل سازمانی	عوامل محیطی
مقرون به صرفه بودن	آمادگی منابع انسانی	فشار رقابتی
مزیت نسبی	آمادگی سازمانی	پشتیبانی فروشندگان فناوری
امنیت و حریم خصوصی	پشتیبانی مدیریت ارشد	عدم اطمینان محیطی
پیچیدگی		

عوامل فناوری

مقرون به صرفه بودن: این فاکتور به هزینه‌های انتخاب و اجرای آخرین فناوری اشاره و بر پذیرش آن در یک سامانه هوش تجاری، تأثیر دارد. برای مثال، هوش مصنوعی در بخش سلامت، هزینه‌ها را به طور قابل توجهی در طول زمان کاهش می‌دهد. هزینه‌های استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی شامل زیرساخت، نرم افزار، اجرا، آموزش کارکنان و هزینه‌های پشتیبانی و مشاوره می‌باشد.

مزیت نسبی: مزیت نسبی به مزایای هوش مصنوعی در فرآیند جذب و استقرار اشاره دارد. اگر فناوری بتواند مزایای نسبی داشته باشد، احتمال بیشتری برای جذب آن توسط سازمان به

همراه خواهد داشت. برای مثال، هوش مصنوعی مزایای بسیاری در زمینه‌های هزینه، زمان، سودآوری و ارتقای تعالی عملیاتی را برای شرکت‌ها و سازمان‌ها به همراه خواهد داشت.

امنیت و حریم خصوصی: امنیت و حریم خصوصی از موضوعاتی است که سازمان‌ها قبل از پذیرش فناوری‌های نوآورانه در نظر دارند. امنیت برای پذیرش فناوری یک نگرانی قابل توجه است. از هوش مصنوعی برای شناسایی، ردیابی و نظارت بر رفتار و عملکرد افراد، در محل کار، در خانه، یا در جامعه استفاده می‌شود. به این مفهوم که اگر داده‌ها در یک مجموعه داده بزرگ گنجانده شوند، هوش مصنوعی می‌تواند آنها را بی‌نام نگهداری و حریم خصوصی افراد را حفظ کند. نگرانی‌های امنیتی و حفظ حریم خصوصی تأثیر مثبتی بر جذب هوش مصنوعی خواهد گذاشت.

پیچیدگی: پیچیدگی درجه‌ای از دشواری درک و استفاده از نوآوری است. پیچیدگی با نرخ پذیرش فناوری همبستگی منفی دارد. به دلیل کمبود مهارت و دانش، شرکت‌های کمتری به پذیرش نوآوری‌های پیچیده از قبیل هوش مصنوعی فکر می‌کنند.

عوامل سازمانی

آمادگی منابع انسانی: وظیفه مدیریت منابع انسانی، آماده‌سازی سازمان برای پذیرش آخرین فناوری است. آموزش کارکنان برای استفاده از فناوری نقش مهمی دارد. در ضمن بودجه و منابع لازم و همچنین مهارت‌های کارکنان هنگام پذیرش فناوری‌های جدید در نظر گرفته می‌شود. وظیفه مدیران سازمان ایجاد انگیزه، تأثیرگذاری و هماهنگی با کارکنان و ارائه دهندگان خدمات است. آنها باید اطمینان حاصل کنند که کارمندان تمام قابلیت‌ها و بایدها و نبایدهای هوش مصنوعی را فرا گرفته و به درستی در پیاده‌سازی همکاری می‌کنند.

آمادگی سازمانی: آمادگی سازمانی به قابلیت‌های یک سازمان در فرآیند پذیرش اشاره دارد. این قابلیت‌ها ممکن است مالی یا فنی باشند. سازمان‌ها نه تنها از بودجه و منابع در دسترس بلکه از بسترهای فنی در فرآیند پذیرش هوش مصنوعی استفاده می‌کنند. یکی از این الزامات، در دسترس بودن سخت افزار، داده، و شبکه است.

پشتیبانی مدیران ارشد: اصولاً پذیرش فناوری‌های نوآورانه بدون حمایت مدیران ارشد امکان پذیر نیست. این مدیران باید الزامات و مزایای هوش مصنوعی را بخوبی درک کرده باشند. اتخاذ راهبردهای مؤثر برای اجرای هوش مصنوعی از وظایف مدیران ارشد سازمان است. مدیران ارشد با ایجاد انگیزه و حمایت از کارکنان در جذب هوش مصنوعی کمک می‌کنند.

عوامل محیطی

فشار رقابتی: از آنجا که سازمان برای بقا در بازار نیاز به اتخاذ آخرین فناوری دارد، آنها آخرین فناوری را برای ایجاد برتری در بازار و متمایز کردن از رقبای اتخاذ می‌کنند. فشار رقابتی به معنای فشار رقابتی بعدی در بازار است. فشار رقابتی به عنوان میزان رقابت در صنعت که شرکت‌ها در آن فعالیت می‌کنند، تعریف می‌شود. این فشار به نوبه خود به شرکت‌ها کمک می‌کند تا آخرین فناوری‌ها از جمله هوش مصنوعی را بپذیرند.

پشتیبانی از سوی تامین کنندگان فناوری: پشتیبانی فروشندگان برای پذیرش آخرین فناوری قابل توجه است. سازمان‌ها باید فرآیند کلی جذب هوش مصنوعی را با حداقل استاندارد آسان کنند که هم برای سازمان و هم برای فروشنده فناوری مفید باشد. قطعاً بدون کمک تأمین کنندگان فناوری، پذیرش آن موفق نخواهد بود.

عدم اطمینان محیطی: ساختارهای سازمانی و نوآوری در محیط‌ها با عدم قطعیت بالا، نیازمند اطلاعات دقیق برای پاسخگویی به الزامات محیطی است. عدم اطمینان محیطی منجر به در دسترس نبودن اطلاعات نیز می‌شود. اما به هر حال، ساختار شرکت‌ها با نوآوری رابطه مثبت دارد.

هوش مصنوعی در بهینه‌سازی محیط و سازمان

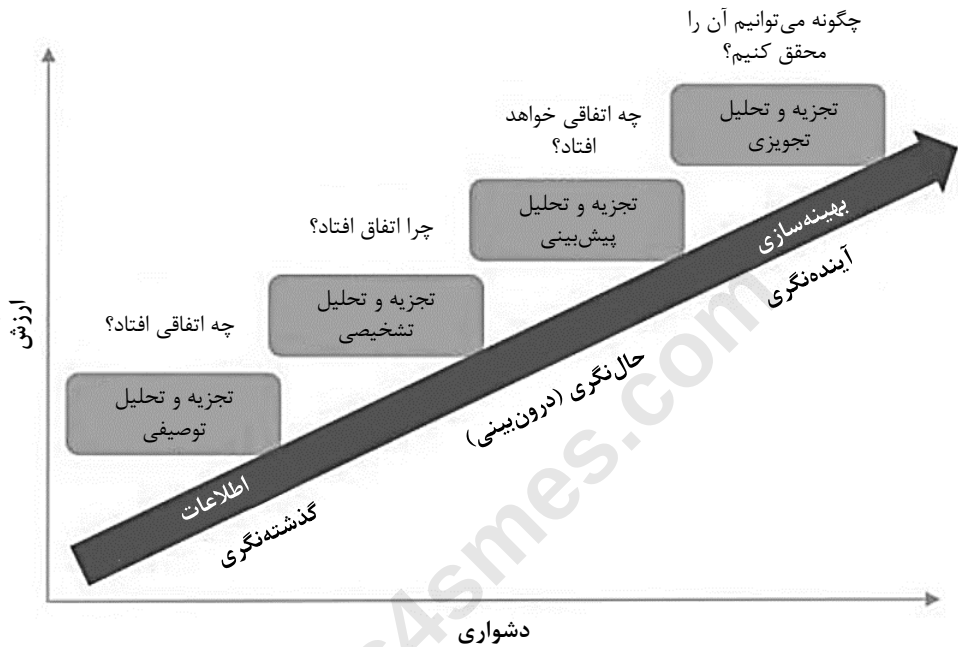
در فرآیند تغییر، سه وضعیت مشاهده می‌شود که بهره‌برداری از آنها منجر به بهینه‌سازی محیط و سازمان خواهد شد. در پی این سه وضعیت، شرایط برای بهینه‌سازی محیط و سازمان فراهم می‌گردد.

- گذشته نگری^۱ یا ادراک: برای تجزیه تحلیل آنچه در گذشته رخ داده است تا به عنوان درس‌هایی برای بهبود آینده مورد استفاده قرار گیرد. به این وضعیت، ادراک هم گفته می‌شود.
- درون بینی^۲ یا بینش: یعنی در حال حاضر هر آنچه رخ می‌دهد بلافاصله وضعیت آن شناسایی و در صورت نیاز به اصلاح، اقدام شود. در این وضعیت از تجربیات گذشته به خوبی استفاده می‌شود.

^۱ Hindsight

^۲ Insight

- آینده نگری^۱ یعنی بر اساس حال و گذشته، آنچه در آینده رخ می دهد را بتوان پیش بینی نمود.



شکل ۶.۱ روند بهینه سازی محیط و سازمان

بزرگترین مزایای هوش مصنوعی ارائه درون بینی است که از منابع جدید ارزشی ناشی از داده ها ایجاد می شود و امکان تصمیم گیری بهتر، سازگارتر و سریع تر را فراهم می کند. بنابر این هوش مصنوعی می تواند شرکت ها را قادر به کاهش مخاطرات، کاهش زیان های غیر ضروری و به حداقل رساندن کسری درآمد کند. یکی از مؤثرترین کاربردهای هوش مصنوعی تا به امروز شناسایی فعالیت های تقلبی در خدمات مالی بوده که نوعی درون بینی می باشد [4].

هوش مصنوعی در بهره برداری هر چه بیشتر از گذشته، حال و پیش بینی آینده با هدف بهینه سازی، کاربردهای موفقی دارد. در اینجا به مهمترین وضعیت ها یعنی درون بینی و آینده نگری با استفاده از هوش مصنوعی اشاره می شود:

¹ Foresight

گروه Paypal سالانه از چهار میلیارد تراکنش بین ۱۷۰ میلیون مشتری حدود ۲۳۵ میلیارد دلار پردازش مالی دارد. در این بین تراکنش‌های هر مشتری در زمان اجرا (یعنی کمتر از یک ثانیه) برای شناسایی هرگونه رفتار تقلب بالقوه نظارت می‌شود. در این حجم عظیم از تراکنش، تقلب از طریق مقایسه با الگوهای شناخته شده قبلی شناسایی می‌شوند. طبق گزارش PayPal، نرخ تقلب در این گروه، کمتر از ۰.۳۲٪ است در حالی که میانگین صنعت مشابه ۱.۳۲٪ است. یک شرکت خدمات بیمه آمریکایی نیز از هوش مصنوعی برای شناسایی سرقت هویت از مشتریان خود استفاده می‌کند. آنها قادر به شناسایی الگوهای رفتاری هستند که با هنجار تعریف شده مطابقت ندارند. یک شرکت دیگر خدمات بیمه، از خدمات TensorFlow گوگل برای پیش‌بینی اینکه کدام یک از مشتریانش احتمالاً حداقل یک تصادف رانندگی با زیان بزرگ خواهند داشت، استفاده کرده است. به طور معمول تا ۱۰٪ از مشتریان این شرکت هر سال تصادف رانندگی دارند، اما حدود ۱٪ منجر به زیان بزرگ می‌شوند. دانستن اینکه کدام مشتریان در آن ۱٪ قرار دارند به این معنی است که شرکت می‌تواند نرخ بیمه این مشتریان را متناسب سازی کند.

تیم تحقیق و توسعه شرکت خدمات بیمه اشاره شده در ابتدا یک رویکرد درخت تصمیم به نام جنگل تصادفی را برای مدل‌سازی داده‌ها امتحان کرده بود، اما دقت پیش‌بینی در این مدل تنها ۴۰ درصد بود. با اصلاح مدل، و استفاده از روش‌های یادگیری عمیق روی ۷۰ متغیر ورودی دقت پیش‌بینی اکنون به ۷۸ درصد ارتقا یافته است.

یک شرکت مد و لباس به روش برخط از هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی قیمت‌ها در زمان اجرا استفاده می‌کند. این شرکت از یادگیری ماشین برای مدل‌سازی فروش از دست رفته قبلی استفاده کرده تا قیمت‌ها را تعیین و تقاضا برای محصولات که قبلاً هرگز فروخته نشده‌اند را پیش‌بینی کند. این شرکت در تجزیه و تحلیل خود دریافته است که افزایش قیمت برای محصولات با قیمت متوسط و بالا، منجر به کاهش فروش نمی‌شود.

یک خرده فروش برخط آلمانی به نام Otto، از هوش مصنوعی برای به حداقل رساندن تعداد برگشت کالاهای فروخته شده خود استفاده می‌کند که این ممکن است میلیون‌ها یورو در سال برای شرکت هزینه داشته باشد. چالش خاص آنها این بود که می‌دانستند اگر سفارشات را طی یکی دو روز به مشتریان خود برسانند، احتمال بازگرداندن کالاها کمتر خواهد بود. آنها در ضمن متوجه شدند که مشتریان آنها دوست دارند تمام خریده‌های خود را در یک محموله دریافت کنند، اما چون این شرکت لباس‌ها و سفارشات مشتریان را از برندهای دیگر تهیه می‌کند، این خواسته به راحتی محقق نمی‌شد.

شرکت Otto با استفاده از یک الگوریتم یادگیری عمیق، حدود سه میلیارد تراکنش قبلی مشتریان خود را با ۲۰ متغیر تجزیه و تحلیل کرد تا بتواند پیش‌بینی کند که مشتریان از حداقل یک هفته قبل چه چیزی را خریداری می‌کنند. اکنون این شرکت ادعا می‌کند می‌تواند با دقت ۹۰ درصد پیش‌بینی کند که ظرف ۳۰ روز آینده چه چیزی فروخته خواهد شد. این بدان معناست که می‌تواند سفارش حدود ۲۰۰۰۰۰ کالا در ماه را با قابلیت‌های هوش مصنوعی خودکار کند. به این ترتیب مازاد موجودی آنها یک پنجم و تعداد بازگرداندن کالاهای فروخته شده بیش از دو میلیون قلم در سال کاهش یافت.

بانک HSBC که مقر آن در انگلیس است، از قابلیت‌های هوش مصنوعی شرکت گوگل استفاده می‌کند. از آنجا که حدود ۳۰ میلیون از مشتریان این بانک بیشتر به صورت برخط درگیر هستند، ذخیره داده این بانک از ۵۶ پتابایت در سال ۲۰۱۴ به بیش از ۱۰۰ پتابایت در سال ۲۰۱۷ افزایش یافته است. یعنی آنها اکنون می‌توانند ارزش و درون بینی بسیار بیشتری از داده‌ها استخراج کنند. یکی از نیازهای این بانک شناسایی فعالیت‌های احتمالی پول‌شویی است. به همین دلیل بانک مذکور به دنبال رفتارهای غیر عادی از سوی مشتریان است تا بخش‌های مربوطه بتوانند برای ردیابی مجرمان از این سر نخ‌ها استفاده کنند. علاوه بر بهبود نرخ تشخیص، استفاده از نرم افزار هوش مصنوعی موسوم به Ayasdi موجب شد موارد مثبت کاذب^۱ کمتری (یعنی مشتری سالم که به اشتباه متقلب شناسایی شده) مورد بررسی قرار گیرند، و این باعث صرفه جویی در وقت و منابع گران قیمت بانک گردید. این بانک موفق شد بدون کاهش تعداد پرونده‌های ارجاعی برای بررسی بیشتر، تعداد تحقیقات را ۲۰ درصد کاهش دهد.

نقش هوش مصنوعی می‌تواند فراتر از کاهش مخاطرات کسب‌وکار باشد. کسب ارزش ناشی از تجزیه و تحلیل داده‌های عظیم نیز می‌تواند برای کمک به مبارزه با بیماری‌ها، به ویژه سرطان استفاده شود. هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل مولکولی جهش‌های ژنی در سرتاسر بدن انسان به کار گرفته شده است.

از هوش مصنوعی همچنین برای تولید داروهای درمان سرطان استفاده می‌شود. یک شرکت زیست فناوری به نام Berg، داده‌های زیادی را که می‌توانست در مورد زیست شیمی سلول‌ها جمع‌آوری کند به یک ابر رایانه داد تا هوش مصنوعی بتواند راهی برای تبدیل سلول سرطانی به سلول سالم پیشنهاد کند. نتایج امیدوار کننده بود و منجر به تولید داروهای جدید شده است. البته این نتایج برای اصلاح بیشتر مدل محاسباتی، به هوش مصنوعی، به عنوان بازخورد مجدد بازگردانده شده است.

^۱ False-positive

کمیسیون کیفیت مراقبت^۱، سازمانی است که بر کیفیت مراقبت‌های پزشکی در سرتاسر انگلیس نظارت می‌کند. این کمیسیون سامانه‌ای را برای پردازش تعداد زیادی از اسناد متنی و درک نظرات و احساسات بیان شده در آنها پیاده‌سازی کرده است. اکنون می‌توان هجوم گزارش‌ها را با افراد کمتر مدیریت کرد و مهمتر از آن، می‌توان یک روش امتیاز دهی ثابت را اعمال نمود. یک خرده فروش برخط انگلیسی، برای درک آنچه مشتریان آنها در زمان اجرا در مورد محصولات و خدمات ارائه شده فکر می‌کنند از تجزیه و تحلیل احساسات مصرف کننده استفاده می‌کند. این تجربه به شرکت‌ها کمک می‌کند تا به سرعت پاسخ دهند و درک بهتری از نیازهای مشتریان خود داشته باشند.

موارد دیگر استفاده از هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیندها است که این می‌تواند پیش‌بینی خرابی موتورهای جت، پیش‌بینی خطر ریزش برای هر مشتری، پیش‌بینی فروش محلی و روند تقاضا، ارزیابی مخاطرات اعتباری درخواست کننده وام، پیش‌بینی بازده محصولات کشاورزی، و پیش‌بینی تقاضای محلی برای انرژی باشد.

بر اساس تجربیات و نتایج کاربردهای هوش مصنوعی مشخص شد که هوش مصنوعی ظرفیت زیادی برای کشف ارزش‌های پنهان در داده‌های یک شرکت، کمک به مدیریت مخاطرات و تصمیم‌گیری بهتر و آگاهانه‌تر دارد. البته چالش‌هایی پیرامون عدم شفافیت و سوگیری‌های ناخواسته در داده‌ها وجود دارد، اما اگر داده‌ها به درستی مدیریت شوند، می‌تواند منجر به درون‌بینی‌هایی شود که کشف آن برای انسان غیرممکن است [4].

هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیندها

الف: هوش مصنوعی در پیش‌خوان شرکت‌ها

هنگام پیاده‌سازی هوش مصنوعی، پیش‌خوان یا پیشگاه سازمان^۲ که در ارتباط مستقیم با مشتری است یکی از حوزه‌های فعال در خدمات مشتری محسوب می‌شود. به دلیل گسترش استفاده از هوش مصنوعی در این بخش، داده‌های زیادی در بخش‌های مرتبط با مشتری جمع‌آوری می‌شود.

^۱ Care Quality Commission

^۲ Front Office

روبات‌های گفتگو^۱

روبات‌های گفتگو در اشکال و اندازه‌های مختلف هستند. روبات‌های گفتگو که هدفشان گفتگوی طبیعی با مشتری از طریق یک رابط نوشتاری است، از قابلیت درک زبان طبیعی به عنوان یک قابلیت کلیدی در هوش مصنوعی استفاده می‌کنند. این بدان معناست که در تئوری، مشتری که می‌خواهد آدرس خود را در سامانه خدمات مشتری تغییر دهد، می‌تواند با هر عبارتی با روبات گفتگو تماس حاصل نماید. من به خانه جدیدی نقل مکان می‌کنم، من یک آدرس جدید دارم، من دیگر در مکان قبلی زندگی نمی‌کنم، یا کدپستی من تغییر کرده است، و غیره. روبات با هر یک از این عبارات، هدف اصلی مشتری را درک می‌کند.

برخی روبات‌های گفتگو از سؤالات چند گزینه‌ای استفاده می‌کنند. به جای تکیه بر درک آنچه مشتری تایپ کرده، روبات گفتگو یک سری سؤال با تعدادی پاسخ را پیش روی مشتری می‌گذارد. برای مثال، درخواست موجودی، پرداخت، تغییر آدرس، و غیره. این می‌تواند کارآمدتر و دقیق‌تر باشد، اما تأثیر مکالمه طبیعی را ندارد.

نحوه حرکت روبات گفتگو در مکالمه یک چالش است. چرا که این ساده‌ترین و رایج‌ترین رویکرد درخت تصمیم است و در آن هر سؤال، بسته به پاسخ، به سؤال جدیدی هدایت می‌شود. اگر فرآیند تکراری و پیچیده‌ای باشد، ممکن است منجر به درخت تصمیم بیش از حد پیچیده و سنگین شود. یک رویکرد بهتر در این موارد این است که در حالیکه روبات گفتگو به تعامل خود ادامه می‌دهد، یک موتور استدلال شناختی همه فرآیند ادراک را انجام دهد. این انعطاف بیشتری را در نحوه برخورد روبات گفتگو با جریان گفتگو فراهم می‌کند. سامانه‌های استدلال شناختی^۲ در فصل یادگیری ماشین در همین کتاب توضیح داده شده است.

بهترین رویکرد هوش مصنوعی برای روبات‌های گفتگو، آموزش از طریق هزاران مکالمه انسان با انسان است، که در آن هر تعامل، با هدف و اینکه آیا سازنده بوده یا نه، برچسب‌گذاری می‌شود. روبات‌های گفتگو به طور مؤثر نقشه دانش یا هستی‌شناسی^۳ را از طریق تعاملات گذشته به درستی یاد می‌گیرند. چالش این سامانه‌ها این است که باید داده‌های آموزش زیادی در دسترس باشد و پیاده‌سازی آنها بسیار پرهزینه است.

هر روبات گفتگو برای یک کار ساخته می‌شود. برخی ساده و حتی ممکن است رایگان باشند، از اینها برای تعاملات بسیار ساده و غیر بحرانی با مشتری استفاده می‌شود. اما به دلیل برخی

^۱ Robot-chat

^۲ Cognitive Reasoning Systems

^۳ Ontology

مخاطرات، پیاده‌سازی روبات‌های گفتگو در صورتی ارزشمند است که در جای خود و متناسب با هدف تعیین شده طراحی شده باشد. هر چه کیفیت روبات‌های گفتگو بالاتر باشد، با چالش‌های پیش رو بهتر کنار می‌آید.

یکی از بانک‌های اسکاتلند در سال ۲۰۱۷ روبات گفتگویی را پرده برداری نمود که به حدود ده سؤال مشتری پاسخ می‌داد. این روبات با قابلیت خدمات واتسون آی بی ام ساخته شد و قبل از انتشار عمومی، ابتدا به مدت یک سال فقط با کارکنان داخلی که روابط شرکت‌های کوچک و متوسط را مدیریت می‌کردند، و در ضمن با تعداد اندکی از مشتریان بیرونی آزمایش شد. این روبات که نام Luvo به خود گرفته، مانند اغلب روبات‌ها رویکرد محتاطانه‌ای از خود نشان می‌دهد. با گذشت زمان، همانطور که سامانه از تعاملات یاد می‌گیرد، بانک به آن اجازه می‌دهد تا به سؤالات پیچیده‌تر رسیدگی، و شخصی‌سازی بیشتری ایجاد کند. در ضمن از تحلیل‌های پیش‌بینی برای شناسایی مشکلات مشتریان و سپس توصیه مناسب‌ترین اقدامات، استفاده می‌کند.

در نمونه دیگر، روبات گفتگو در یکی از بزرگترین بانک‌های سوئد، ابتدا در میز خدمات داخلی بانک برای پاسخگویی به سؤالات فناوری اطلاعات کارکنان آزمایش شد و حدود نیمی از ۴۰۰۰ سؤال را بدون ارتباط با انسان حل کرد. سپس برای یک میلیون مشتری بانک به کار گرفته شد. این روبات که Aida نام گرفت، ابتدا تنها با سه فرآیند درگیر شد: ارائه اطلاعات در مورد فرآیند مشتری شدن، تقاضای شناسه الکترونیکی، و توضیح نحوه انجام پرداخت‌های خارجی.

یک روبات گفتگوی دیگری که Amelia نام دارد، هم از تعاملات گذشته درس می‌گیرد و هم از تحلیل احساسات استفاده می‌کند. اما در ضمن می‌تواند مسیرهای گردش کار تعریف شده را برای اطمینان از انطباق با مقررات بانکی دنبال کند. در حالی که اکثر روبات‌های گفتگو به صورت احتمالی کار می‌کنند اما این روبات یک سامانه قطعی است. زیرا پس از رسیدن به هدف، در صورت امکان، اقدامات مورد نیاز در سامانه‌های سازمانی را هم انجام می‌دهد.

شرکت دیگری که از خدمات واتسون آی بی ام برای افزایش تعامل با مشتری استفاده کرد، یک خرده فروش لوازم التحریر به نام Staples است. روبات استفاده شده در این خرده فروشی، طیف وسیعی از راه‌های مختلف از جمله ایمیل و برنامه کاربردی روی تلفن همراه را برای مشتریان پیشنهاد می‌کند تا بتوانند محصولات این شرکت را به آسانی خریداری کنند. استفاده از یک دکمه قرمز بزرگ از جمله روشی است که پیش روی مشتری قرار می‌گیرد. روش دکمه قرمز شبیه خدمت مشابه در آمازون (موسوم به آکسای) است که می‌تواند دستورات صوتی را درک کند. در برنامه کاربردی تلفن همراه نیز دستورات صوتی درک می‌شود و در ضمن مشتری می‌تواند

محصولات را از روی عکس‌ها شناسایی کند. استفاده از کانال‌های متنوع برای خرید، تأثیر مستقیم و مثبتی بر درآمد این شرکت خرده فروشی داشته است [4].

موتورهای توصیه^۱

علاوه بر روبات‌های گفتگو، موتورهای توصیه یکی دیگر از فناوری‌های متداول در هوش مصنوعی است که برای افزایش خدمات مشتری (و البته افزایش درآمد) استفاده می‌شوند. شرکت‌های آمازون و نتفلیکس شناخته شده‌ترین موتورهای توصیه را دارند و به طور عمیق در جریان کار عادی تعامل مشتری با شرکت‌ها قرار می‌گیرند. تمام داده‌های مورد نیاز از قبیل رفتارهای خرید، جستجوی هر مشتری، و داده‌های تاریخی همه مشتریان از طریق یک سری تعاملات عادی در دسترس است. البته برای غنی سازی سامانه، نیاز به هیچ کار دیگری از سوی مشتری نیست.

در برخی موارد، موتورهای توصیه به اطلاعات بیشتری از مشتری یا کسب‌وکار نیاز دارند تا به طور مؤثر کار کنند. یک خرده فروش لباس، موتور توصیه را برای مشتریان خود که می‌خواهند کت بخرند، پیاده‌سازی کرده است. در این راه حل از یک رابط روبات گفتگو برای ارائه یک سری سؤالات پالایش شده استفاده می‌شود، تا نیازهای مشتریان با فرآیندهای تولید در شرکت مطابقت داده شود [4].

روش‌های ترکیبی

برخی شرکت‌ها از رویکرد کمی متفاوت استفاده می‌کنند و عمداً انسان را در حلقه تعامل با مشتری قرار می‌دهند. در این مدل کسب‌وکار، بر اساس مجموعه‌ای از اطلاعات و داده‌هایی که مشتری ارائه می‌دهد، از جمله اندازه‌ها، نتایج نظرسنجی‌ها و غیره، توصیه‌هایی ارائه می‌شود. در این فرآیند، همه داده‌های ساخت یافته و بدون ساختار توسط راه حل‌های هوش مصنوعی تفسیر و جمع‌آوری می‌شوند.

در روش انسان در حلقه، هوش مصنوعی مهارت‌ها و تجربه کارکنان شرکت‌ها را افزایش می‌دهد و آنها را در شغل خود حرفه‌ای‌تر و در ضمن کارآمدتر می‌کند. در این روش، هر گونه خطا به سرعت توسط کارکنان تصحیح می‌شود. روش انسان در حلقه نوعی هوش مصنوعی است که در آن انسان و رایانه برای تکمیل وظایف، بهبود کارایی یا دقت، با هم کار می‌کنند. در این روش، انسان ورودی و بازخوردها را به سامانه می‌دهد که نتیجه این همکاری کمک به بهبود عملکرد هوش مصنوعی می‌شود.

¹ Recommendation Engines

یک شرکت ارائه دهنده بیمه عمر آسیایی به نام AIA طیف گسترده‌ای از ابتکارات هوش مصنوعی را اجرا کرده است که همگی بر نحوه تعامل آنها با مشتریان تأثیر می‌گذارند. از جمله این ابتکارات، شناخت بیشتر از مشتری احتمالی، ارزیابی پیشرفته‌تر نیازهای مشتری، روبات‌های گفتگوی ۷×۲۴ برای سؤالات برخط، مدیریت تماس‌ها توسط سامانه‌های مبتنی بر درک زبان طبیعی، مدل انطباق فروش پیشرفته، قیمت گذاری شخصی، پذیره نویسی پویا و یک موتور مشاوره و توصیه تقویت شده است.

برخی شرکت‌ها هوش مصنوعی را در هسته برنامه‌های ارتباط با مشتریان خود قرار می‌دهند. یک شرکت فعال در زمینه پوشاک ورزشی که مجموعه‌ای از برنامه‌های تناسب اندام را در اختیار دارد، از هوش مصنوعی برای ارائه آموزش و توصیه به کاربران استفاده می‌کند. هوش مصنوعی داده‌ها از منابع مختلف از جمله سایر برنامه‌های کاربران، پایگاه‌های اطلاعاتی تغذیه، داده‌های اندام شناسی^۱، داده‌های رفتاری سایر کاربران با نمایه‌ها و اهداف مشابه را جمع‌آوری، و سپس توصیه‌های آموزشی و تغذیه‌ای شخصی با در نظر گرفتن زمان، روز، و آب و هوا ارائه می‌کند. به وضوح بین استفاده از هوش مصنوعی برای ارائه خدمات بهتر به مشتریان و استفاده از هوش مصنوعی برای جمع‌آوری اطلاعات در مورد مشتریان تعادل وجود دارد. در برخی موارد، هوش مصنوعی هر دو قابلیت را اجرا می‌کند [4].

ب: هوش مصنوعی در عملیات پشتیبان شرکت‌ها

اگر بخش قبلی تماماً در مورد تقویت ارتباطات پیشخوان سازمان بود، در این بخش بر آنچه در بخش‌های عملیات پشتیبانی سازمان^۲ اتفاق می‌افتد، تمرکز می‌کند. محور منافع در اینجا، کاهش هزینه به صورت مستقیم یا غیر مستقیم است.

یکی از قابلیت‌های کلیدی مورد استفاده در عملیات پشتیبان شرکت‌ها، توانایی تبدیل داده‌های بدون ساختار به داده‌های ساخت یافته، یعنی استفاده از قابلیت‌های تشخیص تصویر، تشخیص صدا و استخراج اطلاعات است.

بسیاری شرکت‌های موفق از راه حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای بهبود بهره‌وری در فروشگاه‌های خود استفاده می‌کنند. از سامانه‌های تشخیص تصویر برای شناسایی قفسه‌های خالی در فروشگاه‌ها به نام تصویربرداری از شکاف^۳ استفاده می‌کنند. برخی شرکت‌ها در ضمن از

¹ Physiology

² Back Office

³ Gap Scanning

روبات‌های فیزیکی استفاده می‌کنند. این روبات‌ها به آرامی در راهروها حرکت می‌کنند تا از قفسه‌ها فیلم بگیرند و بتوانند موجودی انبار را اندازه‌گیری کنند و به کارکنان اطلاع دهند تا در صورت لزوم آنها را دوباره پر کنند. این نه تنها باعث صرفه جویی در وقت کارکنان می‌شود، بلکه از دست دادن درآمد به دلیل در دسترس نبودن موجودی را نیز کاهش می‌دهد.

یک شرکت ارائه دهنده خدمات بیمه آسیایی از ابتکارات مبتنی بر هوش مصنوعی برای بهبود ارائه خدمات و گردآوری مطالبات شرکت استفاده می‌کند. علاوه بر اینها، از هوش مصنوعی با اهداف افزایش خدمات، مدیریت سرمایه گذاری، نظرات تکمیلی پزشکی، مدیریت مخاطرات، مدیریت تقلب، قضاوت در مورد خسارت‌ها و توصیه‌های سلامت و تندرستی استفاده می‌کند.

پردازش تقاضای خسارت بیمه یکی دیگر از کارکردهای رایج هوش مصنوعی در شرکت‌های بیمه و خدمات مرتبط است. یک شرکت بیمه مستقر در بریتانیا که خدمات رسیدگی به خسارت را به مشتریان خود ارائه می‌کند، ورودی‌های بدون ساختار و نیمه ساخت یافته، برای مثال تقاضای خسارت، مکاتبات، شکایات، گزارش‌های پذیره نویسی، چک‌ها و سایر اسناد مرتبط با مطالبات بیمه‌ای را خودکار کرده تا به سامانه‌ها و نوبت‌های اجرایی هدایت شوند.

برخی اسناد را بدون هیچ گونه مداخله انسانی می‌توان پردازش کرد، اما برخی دیگر نیاز به دخالت انسان برای تأیید تصمیمات هوش مصنوعی یا تکمیل جزئیات احتمالاً غفلت شده دارند. از هوش مصنوعی در فرآیند شناسایی کلاهبرداری از طریق جستجوی رفتارهای غیرعادی، کمک به کارشناسان در پذیرش یا عدم پذیرش ادعای خسارت‌های بیمه‌ای از طریق موتورهای استدلال شناختی و تجزیه و تحلیل تصویرها برای ارزیابی آسیب استفاده می‌شود.

یک شرکت خدمات بیمه بلژیکی از قابلیت تشخیص تصویر برای کمک به ارزیابی ادعای خسارت وسایل نقلیه استفاده می‌کند. در این مدل، از آسیب دیدگی خودروها تصویر برداری می‌شود و میزان آسیب ارزیابی می‌شود. این فرآیند، همچنین به شناسایی ادعاهای جعلی کمک می‌کند.

یک تولیدکننده تجهیزات پلیس، از هوش مصنوعی برای برچسب‌گذاری هزاران ساعت فیلم‌های ویدئویی که از دوربین‌های نصب شده روی لباس افراد پلیس گرفته شده استفاده می‌کند. این فیلم‌ها قبلاً با پرداخت هزینه در اختیار پلیس قرار می‌گرفت، اما به دلیل حجم بالای آرشیو آنها، به ندرت به عنوان مدرک استفاده می‌شد. اکنون که فیلم‌ها برچسب‌گذاری می‌شوند، بخش‌های جرم و جنایت به طور خودکار چهره‌ها را برای محافظت از حریم خصوصی، استخراج اطلاعات مربوطه، شناسایی اشیا و تشخیص احساسات در چهره افراد، ویرایش می‌کنند. اگر چه

در زمان صرفه جویی می‌شود، اما توانایی استفاده بهتر از شواهد موجود احتمالاً تأثیر بیشتری خواهد داشت.

یک استفاده ارزشمند از تشخیص تصویر در زمینه تشخیص پزشکی است. گسترده‌ترین مواردی که گزارش شده، استفاده از سکوی واتسون آی بی ام برای تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی مانند اشعه ایکس و تصویربرداری MRI است تا به شناسایی و تشخیص سلول‌های سرطانی کمک کند. مزیت واقعی چنین سامانه‌هایی این است که آنچه را می‌بیند همراه با سوابق پزشکی بیمار که اغلب بدون ساختار است و هزاران تصویر دیگر که از آنها آموخته است، به بخش‌های تخصصی ارجاع می‌دهد. این رویکرد در حال حاضر ویژگی‌های تومورهای را شناسایی می‌کند که کارکنان پزشکی آن‌ها را ندیده بودند. پزشکان متخصص دریافته‌اند که جنبه‌های محیطی تومور یعنی آنهایی که در اطراف تومور توزیع شده تأثیر بسیار بیشتری در پیش‌بینی بدخیمی تومورها، نسبت به آنچه در ابتدا تصور می‌کردند، دارند.

در بانک‌ها از فناوری تشخیص گفتار برای گوش دادن به تعاملات ضبط شده از کارکنان بانک که با مشتریان سروکار دارند، استفاده می‌شود تا کارایی را بهبود ببخشند. اما مهم‌تر از آن، از عملکرد کارکنان در انطباق با قوانین و مقررات اطمینان حاصل شود.

این کار قبلاً وظیفه حسابرسان بانک بود و مستلزم گوش دادن به ساعت‌ها نوار ضبط شده بود، اما سامانه هوش مصنوعی می‌تواند همین کار را در چند دقیقه انجام دهد. این بانک همچنین از سایر قابلیت‌های هوش مصنوعی برای کمک به شناسایی مشتریان بالقوه بر اساس اطلاعات عمومی زیادی که در دسترس افراد است استفاده می‌کند. بخش حقوقی بانک‌ها اکنون به مرور اقدام به پذیرش هوش مصنوعی در مأموریت‌های خود نموده‌اند. کارشناسان حقوقی به مزایای هوش مصنوعی به ویژه استفاده از قابلیت‌های استخراج اطلاعات و درک زبان طبیعی برای کمک به مطالعه دقیق قراردادهای به خوبی پی برده‌اند.

قراردادهای حقوقی گرچه از برخی قوانین کلی پیروی می‌کنند اما اسناد نیمه ساخت یافته هستند. به طور معمول شامل اطلاعاتی از قبیل طرفین قرارداد، تاریخ شروع و پایان، ارقام، بندهای فسخ و غیره می‌باشند و این اطلاعات پر مخاطب و متغیر هستند. در حال حاضر تعدادی راه حل‌های نرم افزاری در بازار وجود دارد که در طول چرخه عمر قراردادهای به کار گرفته می‌شوند. بسیاری از این سامانه‌ها می‌توانند قراردادهای را بخوانند، بندهای خاص در آنها را شناسایی کنند و فرا-داده‌ها مانند تاریخ فسخ و مسئولیت‌ها را استخراج کنند. برخی این قابلیت را دارند که قراردادهای را با یک پیش‌نویس مدل مقایسه کنند و تفاوت‌های محتوایی را نشان دهند. همه این

قابلیت‌ها، شرکت‌ها و کارشناسان حقوقی را امکان می‌دهد تا قراردادهای خود را به خصوص از نقطه نظر مخاطرات، بسیار مؤثرتر از قبل نهایی و مدیریت کنند.

در حالی که در روش‌های معمولی و با دقت کافی فقط حدود ده درصد از اسناد به دلیل حجم زیاد، تجزیه و تحلیل می‌شوند. اما سامانه‌های تخصصی هوش مصنوعی قادرند همه چیز را تجزیه و تحلیل کنند و طی حدود یک ساعت ۳۴۰۰۰ سند را پردازش کنند. به طور کلی، زمان صرف شده برای کل فرآیند بررسی اسناد به نصف کاهش یافته است. یکی از مزایای انجام کارهای مبتنی بر دانش توسط سامانه‌های هوش مصنوعی این است که به وکلا اجازه می‌دهد روی کارهای پیچیده و با ارزش‌تر تمرکز کنند.

یک شرکت حقوقی مستقر در لندن، سامانه‌ای به نام TermFrame طراحی و ساخته است که گردش کار تصمیم‌گیری‌های حقوقی متکی بر قوانین را تقلید می‌کند. این سامانه وکلا را راهنمایی می‌کند تا در موضوعات مختلف کار کنند و آنها را در زمان مناسب به الگوها، اسناد و سوابق مربوطه متصل می‌نماید.

شرکت‌ها علاوه بر فراخوانی قابلیت‌های استخراج اطلاعات و درک زبان طبیعی، از راه‌حل‌های تولید ربات طبیعی نیز برای بهینه‌سازی برخی از فرآیندهای خود استفاده می‌کنند. با استفاده از این قابلیت، اداره هواشناسی بریتانیا می‌تواند روایت‌هایی را ارائه دهد که یک سامانه تخصصی توضیح می‌دهد و هر گزارش با توجه به مخاطبان آن پیکربندی می‌شود. خبرگزاری آسوشیتدپرس، با استفاده از Wordsmith حدود ۳۷۰۰ گزارش فصلی تولید می‌کند که نشان دهنده افزایش ۱۲ برابری نسبت به تلاش‌های دستی مشابه است.

از هوش مصنوعی برای مدیریت زیرساخت‌های فناوری اطلاعات در سازمان‌ها استفاده می‌شود. سامانه‌های هوش مصنوعی به طور معمول فراتر از مدیران کار می‌کنند و همه سامانه‌های نظارتی مختلف برای شبکه‌ها، سرورها، سوئیچ‌ها و غیره را به هم متصل می‌کنند. این اقدامات شامل نظارت پیشگیرانه و پیش‌بینی، و اجرای اصلاحات لازم با استفاده از روبات‌های نرم افزاری می‌باشد. با استفاده از این سامانه‌ها، شاخص‌های کلیدی عملکردها از قبیل زمان خرابی و توقف به طور قابل توجهی کاهش یافته و با انجام بسیاری از کارهای پیش پا افتاده، مهندسان فناوری اطلاعات آزاد شده‌اند تا روی کارهای نوآورانه و با ارزش بالاتر تمرکز کنند.

یک اپراتور مخابراتی در اروپا، از یک سامانه قدرتمند هوش مصنوعی برای کمک به مدیریت زیرساخت خود شامل ۲۰ میلیون شیء، از جمله ۱۲۰۰۰ سرور، استفاده کرد و منجر به کاهش ۳۰ درصدی در هزینه‌ها شد. یک شرکت سرمایه‌گذاری مستقر در نیویورک نیز از همین راه حل برای کمک به رفع اشکالات سامانه‌ها در معاملات اوراق بهادار با درآمد ثابت استفاده کرد. با این

روش، حدود ۸۰ درصد معاملات ناموفق اکنون بدون دخالت انسان برطرف شده‌اند و میانگین زمان تفکیک و رفع آنها تا ۹۳ درصد (از ۴۷ دقیقه به ۴ دقیقه) کاهش یافته است. این تحول منجر به کاهش ۳۵ درصدی در تعداد کارکنان هم شده است.

از هوش مصنوعی موسوم به DeepMind در شرکت گوگل، که مراکز داده بسیار بزرگی دارد، برای کاهش هزینه انرژی استفاده می‌شود. از طریق این سامانه کارآمدترین روش‌های خنک‌سازی با تجزیه و تحلیل داده‌های ارسالی از حسگرهای مستقر در میان رک‌ها، و اطلاعات دما و سرعت هواسازها، و غیره انجام می‌شود. شرکت گوگل با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، توانست تقاضای انرژی خنک‌کننده را تا ۴۰ درصد، و هزینه کلی مصرف انرژی در مرکز داده اصلی را تا ۱۵ درصد کاهش دهد. این سامانه اکنون حدود ۱۲۰ متغیر در مراکز داده از جمله فن‌ها، خنک‌کننده‌ها و همچنین پنجره‌ها را کنترل می‌کند.

غیر از موارد و نمونه‌های اشاره شده در این بخش، از هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیندها از قبیل بهینه‌سازی لجستیک و توزیع موجودی در انبارها و فروشگاه‌ها، تخصیص بیدرنگ منابع به فرآیندهای تولید، مسیر یابی بلادرنگ کامیون و سایر وسایل نقلیه باری و مسافری، بهینه‌سازی ترکیب و زمان بندی مواد خام در تولید، بهینه‌سازی نیروی کار و تخصیص منابع به منظور کاهش تنگناها استفاده می‌شود [4].

هوش مصنوعی در فرآیندهای کنترل

هوش مصنوعی و روبات‌ها بر توانمندی، بهره‌وری و کارایی انسان در سناریوهای مختلف از جمله فرآیندهای کنترل تاثیر شگرفی داشته‌اند. امروزه، کاربردهای هوش مصنوعی شامل پشتیبانی از روش‌های معمول در کنترل و جایگزینی روش‌های کلاسیک می‌باشد [22].

جدول ۶.۲ روش‌های هوش مصنوعی برای توصیف و کنترل فرآیندها، از سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۲۱

عنوان	سال	توضیح
خصوصیات شبکه‌های عصبی که به طور خودکار بر روی درجه ریز کنترل‌های خودرو تطبیق داده می‌شوند [28].	۲۰۲۱	یک سامانه شبکه عصبی برای کنترل و به روز رسانی حسگرهای شناسایی نفوذ بدون مجوز، و ظرفیت باتری در بخش خودرو است. کنترل کننده پیشنهادی، میانگین خطای مطلق ۰.۰۴۳۴ را نشان می‌دهد.

طراحی یک کنترل کننده هوشمند قوی برای سامانه بازوی مکانیکی روبات که دارای نوعی ارتباط مفید است [29].	۲۰۲۰	یک کنترل کننده تناسبی مشتق انتگرالی ^۱ فازی با الگوریتم ژنتیک برای کنترل بازوی روبات است. کنترل کننده پیشنهادی، خطای سامانه را تا ۲۰٪ کاهش می‌دهد.
مجموعه ویژگی‌های مناسب و پنجره انتخاب پارامترهای خصوصیات بخشی از بدن، برای شناسایی کارآمد قصد حرکت افراد معلول، به عنوان سامانه هوشمند تشخیص رفتار مبتنی بر علائم سطحی ماهیچه نگاری برقی ^۲ موسوم به EMG-PR است [30].	۲۰۲۰	یک الگوریتم تشخیص الگو یا رفتار که پروتورها را برای افراد دارای اندام قطع شده از سیگنال‌های الکترو مغناطیسی ادغام می‌کند و حداقل خطای رمزگشایی کمتر از ۱۰٪ در پارامترهای پنجره بهینه ۲۵۰ms/100ms را نشان می‌دهد.
کنترل زاویه شیب بهینه برای توربین بادی با استفاده از کنترل کننده هوشمند [31].	۲۰۲۰	در ابتدا از یک کنترل کننده تناسبی انتگرالی ^۳ برای زاویه شیب بهینه توربین‌های بادی استفاده شد، بعد یک شبکه عصبی نوع NARMA-L2 تولید برق را بیش از ۲۰ درصد بهینه کرد.
جایگزینی سامانه کنترل موتور الکتریکی همزمان، با آهنربای دائم بدون حسگر همراه با یک کنترل کننده هوشمند [32].	۲۰۲۰	این سامانه شامل کنترل آهنربای دائمی بدون حسگر، با استفاده از یک کنترل کننده PID مبتنی بر شبکه عصبی (RBFNN) است. خطای آن تقریباً صفر است.
سامانه شناسایی پاسخ ضربه‌ای نامحدود ^۴ با استفاده از مدل رفتار گریه‌ها برای ردیابی و جستجو [33].	۲۰۱۱	این کار رویکردی را برای توصیف توابع انتقال با استفاده از بهینه‌سازی مدل رفتار گریه‌ها، بهینه‌سازی توده ذرات، و الگوریتم‌های ژنتیک ارائه می‌کند. مورد آخر دارای خطای جذر میانگین مربع‌ها ^۵ برابر با 0.004922 واحد است.
شناسایی پارامترهای تابع انتقال مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای یک سامانه صفحه انعطاف پذیر مستطیلی [34].	۲۰۱۰	یک سامانه کنترل مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای کنترل و مشخص کردن ارتعاشات یک صفحه است. مدل گفته شده بهترین میانگین مربع را با خطای ۰.۰۰۰۸۸ پس از ۱۴۴ بار تولید، ایجاد کرد.

¹ Proportional–Integral–Derivative (PID)² Surface electromyogram (EMG)³ Proportional-Integral Controller⁴ Infinite Impulse Response (IIR)⁵ Root means square error (RMSE)

استفاده از الگوریتم ژنتیک برای مدل سازی ۱۹۹۹ یک روش الگوریتم ژنتیک برای تقریب تابع انتقال غیر خطی [35].
 انتقال غیر خطی جهت جایگزینی تابع چبیشف^۱
 بود. روش الگوریتم ژنتیک حداکثر خطای ۱.۲-
 ۱.۵ برابر کمتر از روش معمولی را نشان می داد.

در جدول بالا، روش های هوش مصنوعی برای توصیف و کنترل فرآیندها به طور مستقل از سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۲۱، توضیح داده شد و نشان می دهد الگوریتم های هوش مصنوعی مشکلات نظری کلاسیک در کنترل را حل کرده اند.

از کنترل کننده های تناسبی مشتق انتگرالی^۲ موسوم به PID در ۹۵ درصد کاربردهای صنعتی استفاده می شود. محبوبیت این کنترل کننده ها به توانایی آن در جبران فرآیندها و سادگی روش های تنظیم آن مربوط می شود. با این وجود، این کنترل کننده ها محدودیت های شدیدی برای کنترل عدم قطعیت ها، آشفتگی ها، فراجش^۳، مصرف انرژی، و خطا با استفاده از تنها سه درجه آزادی دارند. علاوه بر این، در چندین مورد، دست آوردهای کنترل کننده تناسبی مشتق انتگرالی به اشتباه انتخاب و باعث رفتارهای خطرناک و مصرف انرژی بالا می شوند [36, 37]. در انقلاب صنعتی چهارم، برای حل بسیاری از مشکلات فناوری های کنترل صنعتی، به چیزی نیاز است که قادر به شناسایی و کنترل خودکار سامانه ها باشد [22].

تشخیص ناهنجاری^۴ در خطوط تولید

در بسیاری صنایع، کیفیت و اثربخشی مطلوب در فرآیندهای حساس و پرهزینه در حد محدود است. برای دستیابی به مزیت های رقابتی، این فرآیندها باید به طور مداوم بهینه و ارتقا یابند. این فرآیندها به شدت به پارامترهای مختلف فناوری های کنترل، مواد و محیط وابسته هستند. با این حال، ابزارهای بازرسی فعلی که برای تشخیص عیوب به کار می روند، عمدتاً بر اساس قواعد انعطاف ناپذیر و ساده هستند. این ابزارها توسط مهندسان ساخته شده و فقط می توانند ویژگی های کم عمق را استخراج کنند.

با این توصیف، دقت دسته بندی ویژگی ها در این ابزارها بسیار پایین است، و اطلاعات ناقصی را برای بررسی علت اصلی فراهم می کنند. در نتیجه باعث کاهش بازده به دلیل رد بیش از حد

¹ Chebyshev Function

² Proportional Integral Derivative (PID)

³ Overshoot

⁴ Anomaly Detection

اقدام می‌شوند. از این رو، استقبال صنایع مختلف از ابزارهای بازرسی خودکار و هوشمند برای تشخیص عیوب، و بازرسی کیفیت نهایی قبل از ارسال به مشتری افزایش یافته است. به عنوان نمونه، مدل تشخیص انحراف بر اساس یادگیری ماشین یکی از این رویکردهای نوین است. از طرف دیگر، به دلیل عدم وجود تصاویر برجسب‌دار در این روش‌ها، تشخیص ناهنجاری به عنوان جایگزین مناسب در الگوهای جدید، پیشنهاد شده است که در برخی موارد به عنوان ابزار کمکی در جمع‌آوری تصاویر ناقص با تلاش کمتر است. نتایج نشان می‌دهد که راه حل‌های هوش مصنوعی می‌توانند عملکرد بهتری نسبت به ابزارهای کلاسیک داشته باشند و بر توانایی انسان در تشخیص انحراف در داده‌ها غلبه کنند. از این رو، هوش مصنوعی می‌تواند برای کاهش تلفات محصول، بهبود کیفیت محصول، و کاهش منابع انسانی، مورد استفاده قرار گیرند.

در بسیاری از فرآیندهای حساس و پر هزینه، از حسگرهای زیادی برای نظارت بر فرآیندها استفاده می‌شود. اما این سامانه‌ها فاقد ظرفیت‌های بعدی در استفاده مناسب و پیشرفته از داده‌ها هستند. بنابر این، روش‌های جدیدی برای حمایت از کیفیت و یافتن انحرافات در طول تولید مورد نیاز است تا از ضررهای پر هزینه تولید یا حتی بدتر از آن، شکایت مشتریان جلوگیری شود. تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری ماشین می‌تواند ابزار قدرتمندی برای نشان دادن داده‌های پرت، و ضمناً تغییرات نظام‌مند در فرآیندها و حتی مواد باشد.

در گام بعدی می‌توان انحرافات به دست آمده را برای دسته بندی و برجسب‌گذاری آنها تجزیه و تحلیل کرد تا علت اصلی انواع انحراف‌ها به دست آید. بنابر این یکی از عوامل موفقیت در بهینه‌سازی فرآیندهای صنعتی، تشخیص خودکار ناهنجاری، یادگیری نظارت شده یا هر دو است که منجر به جلوگیری از نقص تولید، بهبود کیفیت، افزایش بازده و سود بیشتر می‌شود [7].

محبوب‌ترین روش برای انجام تشخیص ناهنجاری در بسیاری از کاربردهای صنعتی، تنظیم پارامترها یا حسگرهای دوربین‌های دیجیتال در طول جمع‌آوری تصاویر یا داده‌های سری زمانی است. این اساساً یک مشکل تشخیص ناهنجاری تصویر یا سیگنال است که در مرحله آزمایشی در حال جستجوی الگوهایی است که با داده‌های معمولی متفاوت است. به طور معمول شیوع رویدادهای غیر عادی به طور کلی یک استثنا است، اما رویدادهای عادی بخش قابل توجهی از رخدادها را تشکیل می‌دهند.

بر اساس یک فرض ابتدایی، انسان به راحتی چنین وظایفی را با تشخیص الگوهای عادی مدیریت می‌کند، اما این برای ماشین امر راحتی نیست. برخلاف سایر رویکردهای کلاسیک، تشخیص ناهنجاری تصویری با برخی از چالش‌های زیر مواجه است:

- عدم تعادل در دسته‌ها،

- کیفیت داده‌ها،
- ناهنجاری ناشناخته.

در کاربردهای اولیه تشخیص عیب سطحی، ویژگی‌ها به صورت دستی روی داده‌های بدون نقص مدل سازی می‌شوند. در این خصوص تجربیات زیادی در منابع معتبر معرفی شده است [17]. با این حال، اکثر این روش‌ها با داده‌های همگن و کیفیت خوب همراه با دانش قبلی کار می‌کنند. در تجربیات جدیدتر استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق توصیه بسیار شده است. یکی از روش‌های رایج در یادگیری عمیق که برای تشخیص ناهنجاری استفاده می‌شود، رمزگذاری خودکار^۱، برای استخراج ویژگی‌ها و فشرده سازی نمایش داده‌ها با ابعاد بالا یا به عبارتی برای کاهش ابعاد داده‌ها است. سپس این مدل‌ها به روش بدون نظارت و با به حداقل رساندن خطاهای ورودی و خروجی آموزش می‌بینند [19].

البته تشخیص ناهنجاری به روش یادگیری بدون نظارت بر روی داده‌های چند بعدی، خود یک مشکل بسیار مهم در یادگیری ماشین و برنامه‌های کسب‌وکار خواهد بود. برای رفع مشکلات این روش و در ضمن ایجاد مزایای بیشتر در تشخیص انحرافات و ناهنجاری، توصیه‌های زیر پیشنهاد شده است:

- کنترل راه اندازی تجهیزات خطوط تولید،
- کنترل مواد مصرفی در خطوط تولید،
- برچسب‌گذاری انحرافات برای یادگیری تحت نظارت،
- مقایسه تجهیزات مختلف از نظر ثبات و تطبیق در فرآیندها.

از نظر فنی، تغییرات در داده‌های خام می‌تواند دلایل متعددی داشته باشد و لزوماً از قبل شناخته شده نیستند. ممکن است داده‌های ثبت شده سری‌های زمانی برای برخی فرآیندها، دارای نوسانات، صدای مزاحم، کیفیت بد و وضوح پایین باشد. چالش دیگر برای تشخیص عیوب در محیط تولید مربوط به کیفیت داده‌ها است که همیشه ثابت نیست و گاهی به شدت ناسازگار است. با این حال، شناسایی انواع نقص‌های جدید که قبلاً دیده نشده‌اند، با وجودی که چالش برانگیز است، اما برای تولید بسیار مهم است.

در واقع ناهنجاری‌ها به عنوان رویدادهایی تعریف می‌شوند که با انحراف از استاندارد، نادر، و یا عدم پیروی از بقیه الگوها شناخته می‌شوند. به طور کلی، الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری را می‌توان به دو نوع دسته‌بندی کرد [7]:

دسته اول: تشخیص ناهنجاری‌ها یا نقاط بیرونی

¹ Auto Encoders (AEs)

در این نوع تشخیص ناهنجاری، مجموعه داده‌ها از هر دو واحد خوب و غیرعادی تشکیل شده است. در اینجا مرز حوزه‌های بهینه داده‌های آموزش باید شناسایی شود. یعنی جایی که واحدهای خوب بیشتر متمرکز هستند، بنابر این واحدهای غیر عادی جدا می‌شوند. چنین الگوریتم‌هایی اغلب با استفاده از یادگیری بدون نظارت (به عنوان مثال، بدون برچسب) آموزش داده می‌شوند. این نوع تشخیص می‌تواند نقاط پرت سراسری^۱، زمینه‌ای^۲، یا جمعی^۳ را تشخیص دهد. با این حال، گاهی اوقات، چنین روش‌هایی می‌توانند به عنوان یک پیش‌فرآیند برای مجموعه داده‌ها، قبل از اعمال بیشتر روش‌های یادگیری ماشین، استفاده شوند [7].

دسته دوم: تشخیص تازگی

بر خلاف تشخیص نقاط پرت که شامل نمونه‌هایی از واحدهای عادی و غیرعادی است، در مرحله یادگیری در الگوریتم‌های تشخیص تازگی فقط از واحدهای عادی (داده‌های بدون رویدادهای ناهنجار) استفاده می‌شود. این الگوریتم‌ها تنها با نمونه‌های برچسب‌گذاری شده از واحدهای خوب (یادگیری نیمه نظارتی) آموزش داده می‌شوند. در مرحله استنتاج، الگوریتم‌های تشخیص تازگی باید تشخیص دهند که چه زمانی یک نقطه داده ورودی دور از نقاط خوب یا منحرف بوده است.

اکنون لازم است نسخه جدیدی از تشخیص ناهنجاری به نام تشخیص ناهنجاری بدل یا کاذب معرفی شود. این در واقع یک الگوریتم یادگیری نظارت شده است که برای انجام یادگیری بدون نظارت (تشخیص ناهنجاری) استفاده می‌شود [7].

تشخیص ناهنجاری بدل یا کاذب^۴

در این نوع تشخیص ناهنجاری، فرض بر این است که شیوع عیب‌ها نسبت به کل رخدادها بسیار کم است، و با احتمال بسیار کمی اتفاق می‌افتند. در این مورد تصاویر توسط یک متخصص بررسی می‌شود. فرض بر این است که اکثر واحدهای خوب الگوهای مشابهی دارند و با یک یا چند کلاس واقعی تطبیق دارند. با این حال، از منظر یادگیری ماشین، این امر تشخیص ناهنجاری‌ها را سخت می‌کند. چرا که تعداد زیادی از تصاویر خوب و تعداد کمی تصاویر از واحدهای ناهنجار در اختیار است. اما توزیع آنها در مجموعه داده‌ها یکنواخت است. حال سؤال این است که الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری که تمایل به کار بهینه با مجموعه داده‌های متعادل دارند، چگونه باید کار کنند در حالی که ناهنجاری‌هایی که قرار است تشخیص داده شوند، بر

¹ Global Outliers

² Contextual Outliers

³ Collective Outliers

⁴ Pseudo Anomaly Detection (PAD)

اساس فرض شیوع فقط ۰.۲٪ است. خوشبختانه، در این مواقع، الگوریتم تشخیص ناهنجاری بدل می‌تواند شباهت تصاویر خوب را دریابد و آنها را تنها در چند دسته ترسیم کند. این برای کاهش تلاش برای برچسب زدن تصاویر عیوب، بسیار مفید است. نتیجه این پردازش ارائه فقط نتایج برای ویژگی فردی است. با این حال اگر رویکرد اتخاذ شده نتایج معنی‌داری ارائه دهد، آن را می‌توان به کل مجموعه داده‌ها گسترش داد.

به طور خلاصه یک راه حل هوش مصنوعی متشکل از ترکیبی از تشخیص ناهنجاری (یادگیری بدون نظارت) و یادگیری تحت نظارت برای تشخیص انحرافات در فرآیندهای تولید محصولات حساس و پرهزینه از قبیل صنایع الکترونیکی است. با توضیحات ارائه شده معلوم شد چگونه هوش مصنوعی می‌تواند به طور مؤثر مشکلات دنیای واقعی را در محیط صنعتی حل کند. راه‌حل‌ها امیدوار کننده است و جایگزین خوبی برای رویکردهای رایج خواهند بود. در نتیجه، بازده به طور قابل توجهی افزایش و کیفیت بهبود می‌یابد. از طرف دیگر، تلاش دستی و ذهنی انسان نیز کاهش می‌یابد. گام‌های بعدی نظارت، بهینه‌سازی و اعتبارسنجی راه‌حل‌ها در طول زمان، و همچنین ادغام مدل‌های هوش مصنوعی در محیط تولید است. علاوه بر این، هدف بلند مدت نه تنها یافتن انحرافات، بلکه تشخیص نوع دقیق عیوب از طریق داده‌ها و تصاویر، و در ضمن اشاره به علت یا علل اصلی است [7].

هوش مصنوعی در صنعت

هوش مصنوعی محیط‌های صنعتی را متحول کرده است. فناوری‌های هوش مصنوعی مبتنی بر پردازش در لبه، مخاطرات عملیاتی را کاهش می‌دهند، ایمنی و کارایی تولید را بهبود می‌بخشند، فرآیندها را بهینه می‌کنند و امکانات تولید قابل اعتماد و پایدارتر را شکل می‌دهند. استفاده از فناوری هوش مصنوعی در بخش‌های مختلف صنعتی، پیش‌بینی دقیق‌تر ناهنجاری‌ها و نقص‌ها، مدیریت بهتر مصرف منابع و بهینه‌سازی فرآیندهای تولید را ممکن می‌سازد. انتظار می‌رود هوش مصنوعی به طور قابل توجهی بر تولید و توسعه صنعتی در جهان تأثیر بگذارد. ادغام با سایر فناوری‌ها مانند حسگرهای هوشمند، اینترنت اشیا، دوقلوهای دیجیتال، پردازش در لبه، واقعیت افزوده، اتصال بی‌سیم هوشمند و سلولی، تولید را در زمان اجرا بهینه و یکپارچگی‌های عمودی، افقی و سرتاسری را نیز تسهیل می‌کند.

از هوش مصنوعی برای افزایش کارایی و پایداری و در عین حال تسریع تحولات دیجیتال استفاده می‌کنند. با به‌کارگیری هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، تولید

کنندگان می‌توانند کارایی عملیاتی را ارتقا دهند، خطوط محصول را به‌صورت پویا کنترل و تطبیق دهند، جزئیات و ویژگی‌های محصول را یک به یک سفارشی بسازند و در نتیجه پیشرفت‌های فناوری را برنامه‌ریزی کنند [7].

هوش مصنوعی در صنعت ریز پردازنده‌ها

در دهه‌های گذشته، بیش از هر زمان دیگری، محصولات مبتنی بر ریز پردازنده‌ها با فناوری پیشرفته، به عنوان بخشی از زندگی روزمره بشر وارد بازار شدند. بنابر این، انتظارات مربوط به عملکرد، قابلیت اطمینان و قیمت‌های رقابتی در حال رشد است. برای پاسخ به شرایط، عملکردهای بیشتری یکپارچه می‌شوند و رشد مداوم عملکرد محصولات را تسهیل می‌کنند. در نتیجه، پیچیدگی فناوری قطعات ریز پردازنده‌ها و مقدار داده به دلیل کاربردهای صنعت نسل چهار در تأسیسات تولید، دائماً در حال افزایش است. علاوه بر این، وضعیت شدید بازار رقابتی برای شرکت‌های تولید نیمه رسانای صنعتی که تأمین‌کننده پیشرو در چنین محصولاتی با فناوری پیشرفته هستند، ناگزیر زمان ورود به بازار و رقابت در قیمت را افزایش می‌دهد. بنابر این، دانش و تجربه برای ایجاد نوآوری، تولید پایدار و پاسخ به پویایی بازار ضروری است.

در سطح جهانی، انتظار می‌رود روند بازار بلند مدت قطعات ریز پردازنده‌ها تا سال ۲۰۳۰ از ۱۰۰۰ میلیارد دلار فراتر رود. با توجه به گزارش‌های برخی تحقیقات و روندی که در توسعه هوش مصنوعی در این صنایع، پیش‌بینی می‌شود تنها با پیاده‌سازی هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، در این صنعت سالانه ۳۵ تا ۴۰ میلیارد دلار صرفه جویی خواهد شد. به عبارت دیگر، در یک بازه زمانی طولانی‌تر از ۳ تا ۴ سال، تقریباً ۲۰ درصد از درآمد فعلی این صنعت دو برابر می‌شود.

شرکت‌های تولید محصولات ریز پردازنده‌ها در حال ادغام هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، سامانه‌های خبره و سایر فناوری‌ها برای توسعه محیط‌های تولیدی هوشمند هستند تا برنامه‌ریزی، توزیع، بهره‌وری تجهیزات، کنترل فرآیند و تجهیزات، و مدیریت روبات‌ها را تغییر دهند. این فناوری‌ها کیفیت، بهره‌وری، کارایی و انعطاف‌پذیری را بهینه کرده و در عین حال مقرون به صرفه بودن را به حداکثر می‌رسانند و نوآوری کلی را تسریع می‌بخشند.

امروزه، فرآیندهای تولید محصولات ریز پردازنده‌ها، و در سطحی بسیار حساس‌تر، از جمله نیمه هادی‌ها بر اساس استفاده از روش‌های کنترل پیشرفته فرآیند^۱ کار می‌کنند. کنسرسیوم استانداردهای سامانه کنترل فرآیند^۲ دستورالعمل SEMI E133 را صادر کرده است که ارتباط بین

^۱ Advanced Process Control (APC)

^۲ Process Control System Standards

اجزا برای اجرایی کردن کنترل مرحله به مرحله^۱، تشخیص خطا^۲، طبقه‌بندی خطا^۳، پیش‌بینی خطا^۴ و کنترل آماری فرآیند^۵ را تعریف می‌کند.

کنترل پیشرفته فرآیند، همچنان یک محور اساسی در تولید محصولات ریز پردازنده‌ها است که به طور گسترده‌ای توسط هوش مصنوعی و فناوری‌های اینترنت اشیا صنعتی^۶ پشتیبانی می‌شود. امروزه، تجهیزات خطوط تولید محصولات حساس این شرکتها به دلیل ویژگی‌های آنها با افزایش هزینه و ضرورت بهبود بیشتر در کیفیت، چالش‌های بیشتری را تجربه می‌کنند.

توسعه فناوری‌های جدید در تولید ریز پردازنده‌ها نیازمند امکانات پیچیده تولیدی با سامانه‌های اندازه‌گیری پیشرفته است. این تحول در هر مرحله، به داده‌های دقیق و قابل اعتماد در فرآیند تولید و چاپ پردازنده‌ها^۷ و ترکیب مواد بستگی دارد.

فشارهای رقابتی بر تولید کنندگان محصولات ریز پردازنده‌های حساس از جمله نیمه هادی‌ها، برای کاهش زمان و هزینه‌های تولید، بهبود کیفیت، کوتاه کردن چرخه‌های نوآوری و تسریع افزایش فناوری‌های جدید بیشتر شده است [19]. در اینجا به چند پیشرفت قابل توجه هوش مصنوعی و اینترنت اشیا صنعتی در این صنایع اشاره می‌شود.

سامانه‌های خبره برای تجزیه و تحلیل علت اصلی شکست و ارزیابی مخاطرات در تولید، از انتقال دانش موجود در این حوزه به الگوریتم‌ها پشتیبانی می‌کنند. تصمیمات سریع و قابل اعتماد با استفاده از منابع داده اسنادی گرفته می‌شود. بهبود عملکرد با انجام تحلیل همبستگی‌های چند بعدی با استفاده از داده‌های غیر خطی، و از طریق روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق و کشف همبستگی‌هایی که در آن متخصصان انسانی به زمان نیاز دارند و مستعد خطا هستند، ممکن می‌شود.

در تضمین کیفیت خودکار از یکپارچه‌سازی سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، مانند تشخیص تصویر برای پشتیبانی از بازرسی چشمی و طبقه‌بندی عیوب در فرآیندهای تولید و مونتاژ و آزمایش، استفاده می‌شود. استفاده از فناوری‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی باعث افزایش اطمینان و کارایی این فرآیندها می‌شود.

¹ Run-to-Run control (R2R)

² Fault Detection (FD)

³ Fault Classification (FC)

⁴ Fault Prediction (FP)

⁵ Statistical Process Control (SPC)

⁶ Industrial Internet of Thing (IIoT)

⁷ Processor lithography

هوش مصنوعی، صنعت ریز پردازنده‌ها را متحول نموده و از دنیای کاربردی محور به دنیای داده محور حرکت کرده است. جایی که تقریباً تمام داده‌ها توسط ماشین‌ها و سامانه‌ها تولید و مصرف می‌شوند. رشد صنعت دیگر محدود به توانایی انسان برای ایجاد یا مصرف داده نیست. رویکردهای محاسباتی جدید از پردازش انبوه داده‌های موجود پدید می‌آیند و سخت افزار و نرم افزار مبتنی بر هوش مصنوعی برای افزایش بهره وری را به دنبال خود جذب می‌کنند.

فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توانند برای تنظیم پارامترهای ابزارهای تولید برای دستیابی به دقت بیشتر با به‌کارگیری داده‌های حسگر روی ابزارها، قرائت دقیق و هم‌زمان اوزان و مقادیر، الگوریتم‌های یادگیری ماشین را قادر می‌سازند تا روابط غیرخطی سری زمانی در فرآیند و نتایج آنها را ثبت کنند. به عنوان مثال در حکاکی عمیق، داده‌های جمع‌آوری شده می‌تواند شامل جریان‌های الکتریکی در فرآیند حکاکی، شدت نور در تولید پردازنده‌ها و دما در پخت باشد. مدل‌های هوش مصنوعی زمان پردازش را کاهش می‌دهند، بازده را بهبود می‌بخشند، بنابر این هزینه را کاهش و بهره‌وری عملیاتی را افزایش می‌دهند.

الگوریتم‌های بینایی رایانه‌ای^۱ و هوش مصنوعی، با استفاده از دوربین‌ها، و سایر ابزارهای تصویربرداری، توانایی‌های خود را در بازرسی بصری محصولات بسیار حساس، برای اطمینان از کیفیت، و تشخیص نقص در فرآیندهای تولید و پشتیبانی و مونتاژ نشان می‌دهند. بازرسی نوری برای تجزیه و تحلیل و تأیید در فرآیند تولید، حوزه‌ای با ظرفیت قابل توجه برای تحقیقات در هوش مصنوعی را نشان می‌دهد و می‌تواند عملکرد مورد انتظار تجهیزات را به طور قابل توجهی بهبود بخشد. علاوه بر این، ترکیب روش‌های مختلف توصیف و اندازه‌گیری فیزیکی و الکتریکی با داده کاوی و هوش مصنوعی بازده بهتری را ارائه می‌دهد. سامانه‌های بازرسی محصول مبتنی بر هوش مصنوعی با استفاده از یادگیری عمیق و بینایی رایانه‌ای آموزش دیده به طور خودکار عیوب تولید را با دقت بهتری نسبت به اپراتورهای انسانی شناسایی و طبقه‌بندی می‌کنند. استفاده از سخت‌افزارهای اختصاصی مبتنی بر گرافیک و واحدهای پردازش تانسور^۲ (مربوط به شرکت گوگل) و رایانش مرزی یا پردازش در لبه^۳، الگوریتم‌های بینایی رایانه را قادر می‌سازد تا در زمان اجرا به روشی مقیاس پذیر آموزش دیده و به کار گرفته شوند. الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای شناسایی الگوهای خرابی اجزاء، پیش‌بینی خرابی‌های احتمالی در روش‌های جدید و پیشنهاد بهینه برای بهبود بازده و افزایش کارایی در طراحی به کار می‌روند.

^۱ Computer vision

^۲ Tensor-Processing Units (TPU)

^۳ Edge Computing

دانش تخصصی در صنعت ریز پردازنده‌ها، به دانش و تجربه طراحی تراشه، بهره برداری و کنترل زیرساخت‌های بسیار پیچیده، علم اوزان و مقادیر، تضمین کیفیت، تأیید و اعتبار سنجی اشاره دارد. در این شرایط به یک سامانه مدیریت دانش مؤثر و کارآمد که بر حسب تقاضا، دانش موجود را به کار می‌گیرد و امکان یادگیری سریع از شکست‌ها را می‌دهد، نیاز است.

شناسایی روابط علی یا به عبارت صحیح‌تر، تجزیه و تحلیل حالات خرابی و آثار آن در کل فرآیند تولید بسیار جذاب و در عین حال بسیار مهم است.

برای تضمین کیفیت بالای محصولات ریز پردازنده‌ها، کارشناسان به طور کامل انحرافات در فرآیند تولید یا ویژگی‌های محصولات را بررسی می‌کنند. به طور عمده، دو فرآیند استاندارد پس از شناسایی انحراف برای پاسخ به سؤالات علی آغاز می‌شود:

- ارزیابی مخاطرات: تأثیر انحراف مشاهده شده چقدر است؟
- تجزیه و تحلیل علت: علت انحراف مشاهده شده چیست؟

به طور خلاصه، اسناد تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن در وضعیت فعلی، به گونه‌ای طراحی شده‌اند که توسط کارشناسان ایجاد و نگهداری شده و منحصراً توسط متخصصان تفسیر می‌شوند. با این حال، روش‌های تجزیه و تحلیل خودکار فاقد توانایی تصحیح اختلالات در کیفیت داده‌ها هستند و داده‌های ادغام شده و مختلط نمونه بارز آن است. در نتیجه، به روش‌هایی برای بهبود ثبات و کیفیت داده‌های تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن نیاز است [7].

فرآیند تجزیه و تحلیل خرابی^۱، گزارشات تجزیه و تحلیل خرابی^۲ و هستی شناسی^۳

هدف فرآیند تجزیه و تحلیل خرابی، ردیابی خرابی‌های شناسایی شده در ویژگی‌های عملکردی یک دستگاه است. این فرآیند بسیار پیچیده است و به دانش قابل توجهی در مورد دستگاه و ابزارهای تشخیصی مختلف نیاز دارد. علاوه بر این، فرآیند تجزیه و تحلیل خرابی شامل انجام آزمایش‌ها و تجزیه و تحلیل نتایج آنها است. در نهایت، نتیجه فرآیند تجزیه و تحلیل خرابی در گزارش تجزیه و تحلیل خرابی مستند می‌شود.

فرآیند شناخته شده تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن^۴ با شناسایی نقشه فرآیند و تجسم اجزای فرآیند با یک تیم چند رشته‌ای انجام می‌شود. در هر مرحله از نقشه فرآیند، چالش‌هایی که ممکن است منجر به خطا یا شرایط بالقوه نا امن باشد، شناسایی می‌شوند. هر یک

¹ Failure Analysis Process (FAP)

² Failure Analysis Reports (FAR)

³ Ontologies

⁴ Failure mode and effects analysis (FMEA)

از راه‌هایی که در گردش کار می‌تواند شکست بخورد، حالت خرابی یا شکست نامیده می‌شود. در نتیجه فهرستی از حالت‌های خرابی و علل و اثرات احتمالی آنها گردآوری می‌شود [17, 19]. در اسناد تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن، روابط بین حالات شکست یا علل ریشه‌ای آن، به عنوان روابط علّی تفسیر می‌شوند، و در آن سلول‌های تعیین شده در همان ردیف به صورت علّی به هم مرتبط می‌شوند. اینها به طور مؤثر زنجیره‌ای علّی را نشان می‌دهند که مخاطرات شناخته شده را معرفی می‌کنند.

فرآیند تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن از کارشناسان پشتیبانی می‌کند تا خرابی‌های احتمالی که روی محصول (نهایی) به علل ریشه‌ای بالقوه، بر می‌گردد را مستند کنند. در حالت ایده آل، در یک سلول معین، متن کوتاه و توصیفی یک مفهوم واحد را نشان می‌دهند. در این مورد، یک مفهوم در یک پدیده قابل شناسایی به شرح زیر خواهد بود:

- علت اصلی،
- اثر مشاهده شده در ویژگی‌های محصول،
- حالت خرابی در زنجیره علّت‌ها.

از آنجا که اسناد تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن، و ماهیت پیچیده روابط علّی، به صورت دستی توسط متخصصان هر حوزه گردآوری می‌شوند، احتمال بروز ناسازگاری وجود دارد. مهم این است که هر گونه ابهام در هر جایی از اسناد تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن در نهایت به دلیل ماهیت روابط علّی، کل زنجیره علّی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به طور معمول، گروهی از متخصصان از حوزه‌های مختلف (به عنوان مثال، فیزیکدانان، کارشناسان فناوری، و طراحان) در قالب جلسات طوفان فکری و کارگاه با هم کار می‌کنند. با توجه به ناهمگونی این گروه‌ها و حوزه‌های بسیار متفاوت آنها، به احتمال زیاد تفسیرهای متفاوتی از نقش‌های علّی هر سلول رخ می‌دهد که به ناسازگاری‌های تجربه شده در اسناد اشاره شده کمک می‌کند.

علاوه بر این، هرکسی که از نزدیک با فرآیند تولید آشنا نباشد، در تفسیر اسناد با مشکل مواجه خواهد شد. این نه تنها به دلیل وجود ناهم‌پوشی‌های اشاره شده است، بلکه به دلیل زبان استفاده شده در متن، و اصطلاحات خاص از جمله اختصارات به کار رفته می‌باشد.

گزارش تجزیه و تحلیل خرابی، عمدتاً یک سند بدون ساختار است که کل فرآیند بررسی یک دستگاه را خلاصه می‌کند، بنحویکه مجموعه فرضیه‌ها، آزمایش‌ها، اندازه‌گیری‌های به دست آمده و پیامدهای آنها در این گزارش دیده می‌شود. مجموعه‌ای از فرضیه‌های احتمالی را می‌توان به عنوان مدل علّی که متخصصان این حوزه در حین انجام فرآیند تحلیل خرابی بر آن تکیه می‌کنند، تفسیر کرد. هدف هوش مصنوعی در اینجا استخراج اطلاعات علّی از کارشناسان و گزارش‌ها، و

تقویت روش‌های خبره برای فرآیند تجزیه و تحلیل خرابی است. از این رو، کارشناسان آزادند که کار خود را بر اساس ترجیحات شخصی گزارش دهند. با این حال، بیان یافته‌ها ممکن است به طور قابل توجهی متفاوت باشد.

در صنعت ریز پردازنده‌ها، کسب دانش متخصصان در هر حوزه و ذخیره آن به شکل قابل خواندن توسط ماشین، راه را برای استفاده از روش‌های هوش مصنوعی که دانش هر حوزه را به طور خودکار در نظر می‌گیرند، هموار می‌شود. با روش‌های مختلف، دانش متخصصان در قالب ساختارهای سلسله مراتبی برای بازنمایی و استفاده‌های بعدی کدگذاری می‌شود. تدوین استاندارد اصطلاحات مورد استفاده در گزارش‌های تجزیه و تحلیل خرابی، که منجر به یک هستی‌شناسی رسمی می‌شود، یکی از دست آوردهای این مرحله خواهد بود. به طور معمول برای تعریف هستی‌شناسی‌ها از زبان هستی‌شناسی وب^۱، برای بیان دانش متخصصان استفاده می‌شود. علاوه بر این، با توجه به معناشناسی رسمی مبتنی بر منطق، عبارات فرمول بندی شده بدون ابهام تفسیر می‌شوند.

با تجزیه و تحلیل یک گزارش خرابی، متخصصان قادر به ردیابی تمام فرآیندهای آزمایشگاهی، از اولین بازرسی بصری دستگاه تا روش کلیدی مورد استفاده برای شناسایی خرابی، خواهند بود. علاوه بر این، هستی‌شناسی، اطلاعات دانش متخصصان که در گزارش‌های تجزیه و تحلیل خرابی نیست را تکمیل می‌کند. در نتیجه، هدف ابزار هوش مصنوعی پیشنهادی، که در آزمایشگاه تجزیه و تحلیل خرابی استفاده می‌شود، ترسیم گزارش مکتوب به دانش مفهومی موجود در هستی‌شناسی است. نگاشت گزارش مکتوب به دانش مفهومی موجود در هستی‌شناسی، امکان اجرای الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی بیشتری را فراهم می‌کند.

در صنعت ریز پردازنده‌ها، اطلاعات زمینه از محصولی به محصول دیگر و از فرآیندی به فرآیند دیگر بسیار متفاوت است. بنابر این، رویدادی که در زمینه‌های مختلف، یعنی فرآیندهای مختلف تولید یا محصولات مختلف رخ می‌دهد، ممکن است معنای به طور کامل متفاوتی داشته باشد.

در نتیجه، رابطه علی بین دو رویداد ممکن است بسته به زمینه تغییر کند یا حتی ناپدید شود. با این حال، کارشناسان قادر به قضاوت در مورد امکان تعمیم روابط علی بین زمینه‌های مختلف هستند. هوش مصنوعی به بازنمایی دانش علی در تولید صنعت ریز پردازنده‌ها می‌پردازد و اثربخشی ترکیب اطلاعات زمینه را با توجه به الگوریتم‌های استنتاج و استدلال مطالعه می‌کند. علاوه بر این، به دلیل دستی بودن برخی از این اسناد و ماهیت رابطه علی، برخی از این اسناد، یعنی تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن، حاوی تعدادی ناسازگاری است که نیاز به بررسی

¹ Web Ontology Language (WOL)

سازگاری و ابزار خودکار بهبود کیفیت دارند. با توجه به گزارشات تجزیه و تحلیل خرابی، ماهیت ساخت نیافته متن آنها به رویکردی متفاوت از آنچه در تجزیه و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن استفاده می‌شود، نیاز دارد. بنابر این، کشف روابط علی با دیدگاه‌های مختلف، با هستی‌شناسی انجام می‌شود. از هستی‌شناسی به عنوان مجموعه‌ای رسمی برای توصیف اصطلاحات مربوط به تجزیه و تحلیل خرابی و پیوندهای مختلف بین آنها، سپس برای تهیه گزارش‌ها استفاده می‌شود. در نتیجه، در حالی که کارشناسان همچنان منبع کلیدی دانش باقی می‌مانند، هدف سامانه‌های هوش مصنوعی مناسب، تقلید از توانایی انسان برای استخراج اطلاعات از منابع داده‌های مختلف و گسترش دانش بین سناریوهای مختلف برای حمایت از کارشناسان در وظایف حساس و تکراری آنها است [7].

هوش مصنوعی در پیش‌گیری از خطرات محیط صنعتی

هر روز، کارگران در صنایع مختلف روی قطعات پیچیده ماشین آلات، برای کارهایی مانند نجاری، ساخت ماشین، لحیم کاری مدار، ساخت لباس و غیره کار می‌کنند. تقریباً همه این ماشین آلات به کارگران آموزش دیده و ماهر نیاز دارند. اغلب این مشاغل همراه با حوادث و خطرات بعضاً جانی است. بنابر این حفاظت از سلامت کارکنان بدون ایجاد اختلال در عملکرد، یک نگرانی اساسی در محیط‌های صنعتی است. همین نگرانی، دلیل تعیین استانداردهای صنعتی برای ایمنی کار با تجهیزات شده است. تضمین‌هایی برای توقف ماشین‌آلات در شرایط خطر از جمله موارد مورد توجه در این استانداردها و آموزش‌های مرتبط می‌باشد.

پردازش‌های مرتبط با قابلیت‌های بینایی رایانه‌ای، تجزیه و تحلیل داده‌ها، و الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به ویژه یادگیری عمیق، در فضای رایش ابری یا در دستگاه‌های خطوط تولید (پردازش در لبه) انجام می‌شود. معروف‌ترین خانواده الگوریتم‌ها، شبکه‌های عصبی عمیق^۱ اکنون یک فناوری بالغ است که نتایج بسیار خوبی برای بسیاری از وظایف تحلیلی نشان داده‌اند. این شبکه‌ها یک فناوری امیدوار کننده برای بهبود عملکرد تجهیزات ایمنی هستند که با داده‌های ارسالی از حسگرها کار می‌کنند. شبکه‌های عصبی عمیق با پردازش در لبه^۲ داده‌های خام دریافتی از کارکرد دستگاه‌ها را مستقیماً در نزدیکی حسگرها انجام می‌دهند، و از قابلیت اطمینان بالا، و پاسخ با تأخیر بسیار کم، برخوردارند. ضمناً در موقعیت‌های بحرانی و فوری موجب اطمینان از رفع مخاطرات پر هزینه می‌شوند.

¹ Deep Neural Network (DNN)

² Edge Deep Learning

سامانه‌های جلوگیری از برخورد^۱ در محیط صنعتی، با حسگرهای فرا-صوت^۲ ارزان قیمت، کار می‌کنند. پردازش در این سامانه‌ها با یک الگوریتم از خانواده شبکه‌های عصبی عمیق، که به طور خاص به تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی اختصاص دارند، صورت می‌گیرد. البته یکی از مشکلات این سامانه‌ها، وجود صداها و نور مزاحم و غیر ضروری ناشی از سایر عملیات در یک محیط تولیدی و شلوغ است.

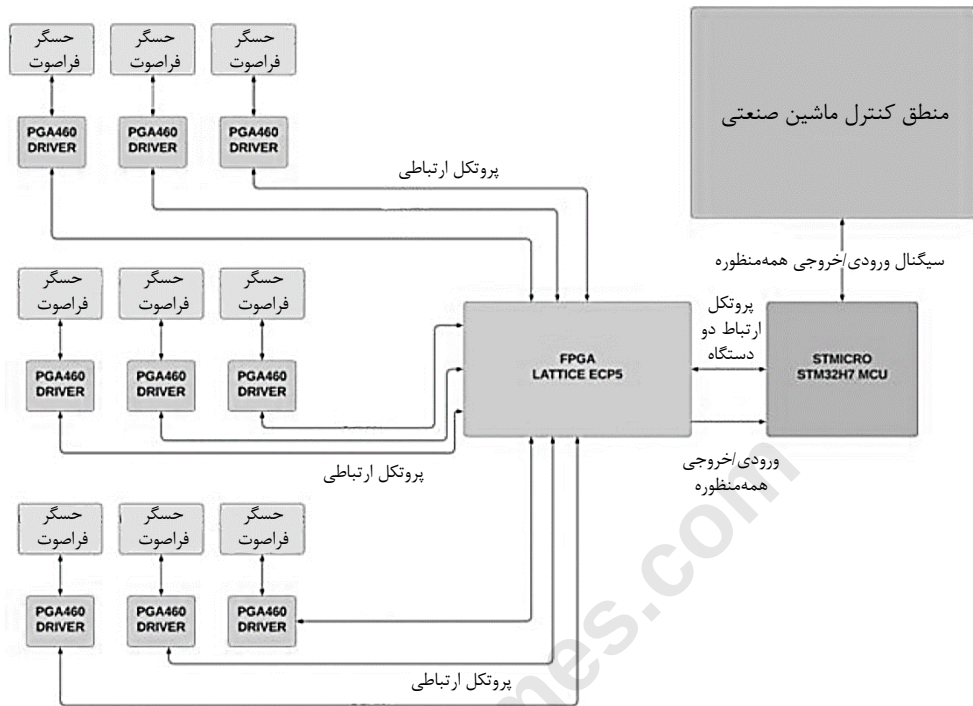
این سامانه‌ها با استفاده از علائم ارسالی از یک رادار یا اشعه لیزر یا حسگر یا دوربین، وجود انسان یا اشیاء را تشخیص و در صورت احتمال تصادف، به اپراتور پیام می‌دهند. در برخی مواقع ممکن است سامانه به طور خودکار وارد عمل شده و اقدام لازم برای مثال توقف اضطراری را انجام دهد. برای افزایش انعطاف پذیری این سامانه هادر برابر امواج مزاحم، داده‌های به دست آمده با استفاده از یک شبکه عصبی پردازش می‌شوند تا علائم ارسالی از سایر امواج ناخواسته تشخیص و حضور انسان یا شیء در مسیر ماشین به درستی شناسایی و اطلاع‌رسانی شود.

در سال‌های اخیر، شبکه‌های عصبی عمیق با پردازش در لبه، به راه حل‌های پیشرفته در طیف گسترده‌ای از پردازش‌های هوش مصنوعی تبدیل شده‌اند و به راحتی در سایر فناوری‌ها ادغام می‌شوند. گسترش سریع اینترنت اشیاء و پردازش‌های شناختی فراگیر^۳، صنعت را به سمت استنباط یادگیری ماشین روی فناوری‌های پردازش در لبه، برای پردازش بلادرنگ داده‌ها امکان‌پذیر می‌کند و فشار را بر شبکه‌های رایانش ابری کاهش می‌دهد. با این حال، این سکوها، محدودیت‌های شدیدی در مصرف انرژی، تأخیر و ردپای حافظه ایجاد می‌کنند. این چالش منجر به توسعه و خلق فناوری‌های پیشرفته‌تری در زمینه یادگیری ماشین شده است [7].

¹ Collision Avoidance System

² Ultrasound

³ Ubiquitous Cognitive Computing



شکل ۶.۲ شمای معماری یک سامانه جلوگیری از برخورد

هوش مصنوعی در صنایع غذایی و نوشیدنی

صنایع غذا و نوشیدنی برای پذیرش فناوری‌های جدید، سرعت بخشیدن به خودکارسازی، افزایش کارایی، ایمنی و جلوگیری از اختلال در تولید، دستخوش تحولات قابل توجهی شده است. ترکیب هوش مصنوعی و اینترنت اشیا صنعتی امکان دیجیتالی کردن این صنعت را فراهم کرده‌اند. استقرار راه‌حل‌های هوش مصنوعی، اینترنت اشیا صنعتی و روبات‌ها این صنایع را در کاهش احتمال خطاهای انسانی در تولید و بسته‌بندی و همچنین برای رسیدن به انتظارات کیفیت و هزینه کمک کرده است. برای دستیابی به سطح مطلوب کیفیت و قیمت، از فناوری‌های هوش مصنوعی و اینترنت اشیا در فرآیندهای مختلف مانند طراحی محصول، کنترل کیفیت، نگهداری و تعامل با انسان استفاده می‌شود.

استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی، یادگیری ماشین، ابزارهای تحلیل پیشرفته، بینایی رایانه‌ای، تشخیص صدا و استخراج اطلاعات از متن، بهره‌وری را در صنایع غذا و نوشیدنی افزایش داده، و موجب کاهش قابل توجه زمان توقف، هزینه‌های تعمیر و نیازهای نیروی کار و سایر هزینه‌ها شده است.

برای بهینه‌سازی زمان و بهبود تجربیات کارکنان، شرکت‌های تولید مواد غذایی از هوش مصنوعی برای مرتب سازی، تمیز کردن میوه‌ها و سبزیجات و سایر ورودی‌ها و در ضمن دفع خودکار ضایعات و سموم احتمالی همراه با مواد اولیه، استفاده می‌کنند. کار دستی با استفاده از دوربین‌ها، حسگرها و محرک‌های ادغام شده در ماشین‌آلات مستقل خودکار شده است. با این فناوری‌ها، ظرفیت‌های نظارتی بهبود یافته و از میلیون‌ها تن ضایعات مواد غذایی جلوگیری می‌شود. کیفیت و ایمنی غذا با استفاده از سامانه‌های اینترنت اشیا صنعتی، شبکه حسگرها، شبکه‌های بی‌سیم و فناوری پردازش در لبه، با هدف شناسایی مخاطرات غذایی و آلودگی‌ها پشتیبانی می‌شود.

این صنعت یک زنجیره یکپارچه از تامین کنندگان، فروشندگان، تاسیسات، نیروی کار، دینفعان، لوازم جانبی و تولید است و افزایش کارایی در هر بخش از زنجیره تامین، و بهره‌وری کلی را بهبود می‌بخشد. فناوری‌های هوش مصنوعی مشکلات احتمالی در زنجیره تامین را کنترل می‌کنند و از تولید مواد غذایی برای ایمن‌تر، سالم‌تر و کارآمدتر شدن حمایت می‌کنند. مدیریت دقیق موجودی، یک اصل در تولید مواد غذایی و نوشیدنی‌ها است و اطمینان می‌دهد که خطوط تولید با تجهیزات، مواد تشکیل دهنده و الزامات، برای اجرای یک کسب‌وکار مؤثر و سودآور در حال پشتیبانی است. ضمناً از راهبردهایی مانند پیش‌بینی هوشمند از داده‌های فروش، رفتار مصرف کننده و اطلاعات میزان مواد اولیه و بهبود نحوه نگهداری دقیق انبارها، بهره‌بردای می‌شود. با تفسیر داده‌های ارسالی از حسگرها، الگوها یا رفتارهای ناهنجار شناسایی و زمان انجام کارهای ضروری به طور خودکار تعیین می‌شود. حسگرها، داده‌هایی تولید می‌کنند که تجمع و سپس طبقه‌بندی شده، و داده‌های مفید با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی تجزیه و تحلیل می‌شوند. از این فناوری‌ها برای تشخیص ناهنجاری‌ها، مانند علائم هشدار اولیه مبنی بر اینکه یک دستگاه یا خط تولید ممکن است از کار بیفتد یا نیاز به نگهداری و مراقبت داشته باشد، استفاده می‌شود. از فناوری هوش مصنوعی برای تمایز الگوها، گسترش پایگاه دانش، تشخیص روابط علت و معلولی، استفاده از بینش‌های تحلیلی مربوط به نتایج احتمالی، یا گام‌های بعدی استفاده می‌شود [7].

تشخیص پیشرفته و دقیق خطاها، پیش‌بینی عمر مفید باقی مانده برای دستگاه‌های حساس با توجه به زمینه عملیاتی آنها، در یک محیط مجازی شبیه‌سازی شده و در سامانه‌های دوقلوی دیجیتال استفاده می‌شود. دوقلوی دیجیتال هوشمند یک سامانه یادگیری مستمر است که به طور خودکار به روز می‌شود تا تغییرات و پارامترهای دستگاه‌های خط تولید را منعکس کند.

دوقلوهای دیجیتال می‌توانند رفتار دستگاه‌ها و خط تولید را پیش‌بینی و نتایج را در چارچوب پارامترها و محدودیت‌های هزینه‌ای ارائه کنند.

در بازار محصولات غذایی و نوشیدنی‌ها، هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۰ دارای ارزش ۳ میلیارد دلاری بود و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۲۶ به حدود ۳۰ میلیارد دلار برسد [17, 18, 19]. تغییر در نیازهای مصرف‌کننده با ترجیح گزینه‌های غذایی سریع، مقرون به صرفه و به راحتی در دسترس بودن، منجر به تحول در صنعت غذا و نوشیدنی شده است و بسیاری از شرکت‌ها از فناوری‌های پیشرفته مانند هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، اینترنت اشیا صنعتی و روبات‌ها برای گسترش و کمک به عملیات استفاده می‌کنند.

از فناوری‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی در کاربردهای مختلفی در صنایع غذایی و نوشیدنی تجربه شده و همچنان این نوآوری‌ها در حال رشد و گسترش است. در اینجا، به اختصار به مهمترین حوزه‌های کاربرد هوش مصنوعی در این صنعت عظیم اشاره می‌شود [7]:

بهینه‌سازی تولید: پیش‌بینی تمام مسائل مربوط به تولید و مواد اولیه تحت تاثیر تغییرات آب و هوایی، استقرار سامانه‌های نظارتی هوشمند و دقیق، و تغییرات چابک‌تر در خطوط تولید، موجب کاهش زمان مورد نیاز برای تغییر از یک محصول به محصول دیگر شده است. شناسایی گلوگاه‌های تولید قبل از تبدیل شدن به یک مشکل از جمله پارامترهایی هستند که در بهینه‌سازی تولید و هزینه تاثیر دارند. با به‌کارگیری الگوریتم‌های هوش مصنوعی و محرک‌ها همراه با مدل‌های آموزش دیده، تجهیزات تولید به طور خودکار تنظیم می‌شوند، و کیفیت و سرعت بهبود می‌یابد. ایمنی و کیفیت: سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با پشتیبانی از شبکه اینترنت اشیا صنعتی، راه‌حل‌های کارآمدی را برای تشخیص مسائل مرتبط با ایمنی و کیفیت در تولید که منجر به سرعت بالاتر و ثبات بیشتر نسبت به انسان است ارائه می‌کنند. تشخیص‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در کف کارخانه این ظرفیت را دارد که کارکنان و تجهیزات را ایمن تر نگه دارد و مخاطرات احتمالی را شناسایی کند.

بهداشت: فناوری‌های هوش مصنوعی با استفاده از سامانه‌های تمیز کننده خودکار، و یکپارچه با انواع حسگرها، ضایعات ورودی و بقایای میکروبی روی میوه‌ها را برای تعیین میزان مجاز تشخیص می‌دهند. این سامانه‌ها ظرفیت بهینه‌سازی اقدامات بهداشتی و نظافتی را در تأسیسات و خطوط تولید غذا و نوشیدنی بعهدده دارند.

نگهداری: فراوری مواد و تجهیزات در کل زنجیره ارزش، از کاشت و رشد، برداشت، دریافت مواد تا تولید، تضمین کیفیت و بازرسی و بسته بندی و ارسال محصولات نهایی توسط سامانه‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی در ترکیب با سایر فناوری‌ها پوشش داده می‌شود. در هر مرحله از

زنجیره ارزش، فرایندها در یک محیط خاص (گرم، سرد، خشک، مرطوب و غیره) که نیاز به نگهداری و مدیریت مستمر مواد، تجهیزات، ذخیره‌سازی و فضاهای کاری مناسب دارند، اجرا می‌شوند.

کاهش ضایعات: با هوش مصنوعی به طور مؤثر رویکردهای جدیدی برای اندازه‌گیری و نظارت بر مواد ورودی و خروجی تولید ارائه می‌شود و به طور قابل توجهی بر کاهش ضایعات تأثیر می‌گذارند. تجزیه و تحلیل‌های هوش مصنوعی در نظارت بی‌درنگ و شناسایی ناهنجاری‌ها در خروجی‌های تولید و بررسی کیفیت تولید استفاده می‌شود.

پایداری محیطی: بهینه‌سازی در مصرف انرژی و آب و سایر نیازها از مزایای زود هنگام برای کاهش هزینه‌های عملیاتی و حاشیه‌ای است. این تأثیرات در عین حال تأثیر مثبتی بر محیط زیست دارند. مواد خام مورد استفاده به طور قابل توجهی از نظر اندازه، شکل، رنگ، رطوبت و بافت متفاوت است و لایه‌ای از پیچیدگی را به خط تولید اضافه می‌کند. پیاده‌سازی قابلیت‌های بینایی رایانه‌ای و تشخیص الگوها مبتنی بر هوش مصنوعی همراه با اندازه‌گیری پارامترها با استفاده از حسگرها می‌تواند به راحتی تغییرات را تشخیص دهد، آلاینده‌ها را بدون هدر دادن کلی حذف کند و به طور پیوسته مصرف آب و انرژی را بر اساس نیازهای فرآیند تنظیم کند. کل فرآیند تولید که 7×24 کار می‌کند، با استفاده از راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در سرتاسر خط تولید، با روبات‌ها و شبکه حسگرها، می‌تواند به طور کامل خودکار شود.

پایداری محیط با کاهش ضایعات، آلودگی، تأثیرات دی اکسید کربن، و انرژی، و استفاده از ابزارهای پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی، هشدارها و مدیریت انرژی با استفاده از الگوریتم‌های پیش‌بینی کننده در یادگیری ماشین، به دست می‌آید. این به مدیران کمک می‌کند مخاطرات را قبل از تبدیل شدن به مشکل شناسایی و تاخیرها و آسیب‌های پرهزینه را کاهش دهند.

بسته بندی: خودکار سازی با استفاده از روبات‌ها مبتنی بر هوش مصنوعی، دوربین‌های سه بعدی، شبکه حسگرها حوزه‌ای است که برای برنامه‌هایی مانند بسته بندی و پاسخ به تقاضاها برای تحویل سریع و کارآمد، در حال پیشرفت است. فرآیندهای صنعت غذا و نوشیدنی‌ها برای خودکار سازی هوشمند و کاهش پیچیدگی، و خودکار کردن فرآیندهای فشرده، کاهش هزینه، افزایش کارایی، دقت و کار در مقیاس مطلوب، ظرفیت قابل توجهی دارند. هوش مصنوعی در مدیریت زنجیره تامین، لجستیک، تجزیه و تحلیل پیش‌بینی و شفافیت نیز استفاده می‌شود. هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل داده‌های زنجیره تامین و درک بهتر متغیرها در زنجیره تامین با پیش‌بینی سناریوهای آینده و کاهش زمان عرضه به بازار و ایجاد یک شبکه چابک با قابلیت پیش‌بینی و مقابله با عدم قطعیت‌ها استفاده می‌شود.

هوش مصنوعی در خطوط تولیدات صنعتی

هوش مصنوعی برای اهداف کسب و کارهای مختلف استفاده می‌شود و به اتکای آن تصمیمات بهتری گرفته می‌شود، فرآیندهای عملیاتی بهبود، و محصولات و خدمات ارتقا می‌یابند. در خروجی تجزیه و تحلیل‌های پیشرفته کسب و کار به طور معمول از یادگیری ماشین استفاده می‌شود. بیشتر خطوط تولیدات صنعتی از نوع محصول محور هستند و هوش مصنوعی در شرکت‌های با فناوری پیشرفته، خودروسازی، و تولیدات پیشرفته رایج‌تر است. تاکنون این نوع خطوط تولید ظرفیت آماده‌تری برای جذب فناوری‌های هوش مصنوعی از خود نشان داده‌اند [1]. امروزه هوش مصنوعی یک منبع قدرتمند و ابزاری برای دستیابی به مزیت رقابتی در تولید صنعتی است. انتظار می‌رود شرکت‌های تولیدی که اهمیت هوش مصنوعی را درک نمی‌کنند، مزیت رقابتی خود را از دست بدهند. بسیاری از عوامل صنعت، اکنون هوش مصنوعی را در سرتاسر زنجیره ارزش خود پیاده‌سازی کرده‌اند، اما هنوز هم بسیاری از آنها فقط در کارکردهای اصلی مانند مهندسی، توسعه محصول، مونتاژ و آزمایش کیفیت از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند. دلایل اصلی پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی در محیط‌های صنعتی ناشی از نیاز به کمک در تصمیم‌گیری یا اقدام، خودکار سازی وظایف دستی و شناختی، و افزایش تصمیم‌گیری از طریق یادگیری ماشین است. توسعه و استقرار هوش مصنوعی در دهه گذشته رشد سریعی داشته بنحویکه بر اساس برخی آمارها، هوش مصنوعی ۲۹ درصد از کارهای ساده یا پیچیده در صنایع را انجام می‌دهد.

امروزه فرآیندهای تولید در صنعت به سطح بحرانی پیچیدگی رسیده است. عملکرد پایدار و کیفیت محصول تنها از طریق نظارت پیوسته، بازرسی و سازگاری حفظ می‌شود. این امر به ویژه در چشم انداز صنعتی اروپا صدق می‌کند، که به جای تولید انبوه استاندارد، تمرکز زیادی بر تولید سفارشی و فرآیندهای بسیار تخصصی دارد. مدل‌های کسب و کار جدید و رقابت شدید از سمت خارج از اروپا ضرورت افزایش سرعت و کاهش هزینه‌های سربار ناشی از پیچیدگی را پیش روی صنایع این قاره قرار داده است. اکنون هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، فناوری‌های کلیدی برای مدیریت این پیچیدگی فزاینده در صنعت تولید و فرآیندهای آینده هستند. به عنوان مثال می‌توان به پیکربندی مجدد کارخانه‌ها بر اساس شرایط و الزامات صنعت نسل چهارم، سازگاری برخط و خودکار سازی، بهینه‌سازی پارامترهای فرآیند و برنامه‌ریزی تولید بر مبنای پیش‌بینی اشاره کرد.

ادغام هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، در خطوط و فرآیندهای تولید در آینده، خبر از عصر جدیدی می‌دهد که در آن تعاملات بین افراد و ماشین‌ها یکپارچه‌تر و تصمیم‌گیری توسط داده‌ها و هوش مصنوعی هدایت می‌شود. به عبارت دیگر، استقلال و عدم تمرکز عناصر فعلی در داخل و خارج از خطوط تولید به سمت سامانه‌های تکامل یافته و یکپارچه می‌رود که در آن فرآیندهای تولید به هم متصل می‌شوند، و تصمیمات بر این اساس با تجزیه و تحلیل داده‌های حاصل از منابع مختلف اتخاذ می‌شود.

در روش‌های ادغام هوش مصنوعی و یادگیری ماشین کارگران ماهر همچنان نقش اساسی را ایفا می‌کنند، بنابر این حیاتی‌ترین عاملی هستند که باید در خودکار سازی‌های پیشرفته در نظر گرفته شوند.

با ورود هوش مصنوعی به بخش تولید، استفاده از فناوری‌های دیجیتال برای جایگزینی نه تنها «عضلات» بلکه «مغز» انسان آغاز شده است. در چند سال اخیر، هوش مصنوعی به طور عمیق در بین برنامه‌های کاربردی صنعتی جا باز کرده است.

ماشین آلات صنعتی در حال دیجیتالی شدن هستند و با ابتکارات و نوآوری‌های متعدد ادغام شده‌اند. مشاغلی که تکراری، خسته کننده و نیاز به مهارت بالایی ندارند کم کم جای خود را به سامانه‌های تولید هوشمند می‌دهند. رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی در سطوح بین‌المللی به عنوان محرک اصلی برای دیجیتالی کردن و متحول نمودن کارخانه‌ها پذیرفته شده است. با نگاهی به روند تولید هوشمند و دیجیتالی شدن، کارخانه‌های فردا چند منظوره خواهند بود و می‌توانند در مدت زمان بسیار کوتاهی با طرح‌های جدید تولید سازگار شوند.

در ضمن، سامانه‌های کنترل صنعتی هوشمند به روبات‌ها اجازه می‌دهند تا با محیط پر از تصادف سازگار شوند و با انجام کارهایی که مستقیماً برای روبات برنامه‌ریزی نشده، به طور شهودی با انسان‌ها تعامل و همکاری داشته باشند. این عملکردها بیشتر شبیه فعالیت و نقش انسان خواهد بود. نظارت در زمان اجرا مبتنی بر هوش مصنوعی و اینترنت اشیا صنعتی در ماشین آلات، می‌تواند تولید را بهینه کند، مراحل مختلف تولید را ردیابی و تغییرات در پارامترهای تولید را شناسایی کند. الگوریتم‌های یادگیری تحت نظارت و بدون نظارت در هوش مصنوعی می‌توانند داده‌های بلادرنگ از تغییرات متعدد در خطوط تولید را تفسیر کرده و الگوهای ناشناخته در فرآیندها، محصولات و گردش کارها را شناسایی کنند. با همکاری روبات و انسان، سامانه‌هایی به نام کوبات^۱ خلق شده و فناوری بینایی رایانه‌ای نیز این کوبات‌ها را پشتیبانی می‌کند.

^۱ COBOT

دستاوردها در زمینه هوش مصنوعی به روند نوآورانه کنترل روبات‌های صنعتی کمک می‌کند. استفاده از هوش مصنوعی در سامانه‌های متکی به روبات به طور جدی تبدیل به یکی از حوزه‌های اصلی شده است. ماشین‌آلات صنعتی نیازمند افزایش عملکرد، سازگاری با تغییرات محصول، افزایش ایمنی، کاهش هزینه‌ها و غیره است.

کاربردهای هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلف تولید ماشین‌آلات صنعتی با تمرکز بر بهبود کنترل و ارزیابی کیفیت، بهره‌وری انرژی، ایمنی، نگهداری و بهینه‌سازی فرآیند در حال پیشرفت است. در اینجا به تعدادی از حوزه‌هایی که با فناوری‌های هوش مصنوعی امکان گسترش ظرفیت دارند اشاره می‌شود [7]:

شبیه‌سازی پویا و بهینه‌سازی فرآیندها: کارشناسان را قادر می‌سازد تا استفاده از ماشین‌آلات و تجهیزات را به طور مؤثرتری برنامه‌ریزی، جریان مواد را به صورت پویا عرضه، و سناریوهای غیرعادی احتمالی را پیش‌بینی کنند.

کنترل کیفیت با هوش مصنوعی: کنترل کیفیت به دلیل الزامات کیفی سختگیرانه برای محصولات صنعتی اهمیت فزاینده‌ای در تولید ماشین‌آلات صنعتی دارد. روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند راه‌حل‌های جدید بازرسی کیفیت را به صورت هوشمند اجرا کنند. قابلیت بینایی رایانه‌ای مبتنی بر هوش مصنوعی برای بازرسی کیفیت در خطوط تولید تجهیزات پیشرفته و در تمام مراحل استفاده می‌شود.

تعمیر و نگهداری: یکی از کاربردهای حیاتی هوش مصنوعی در خطوط تولید ماشین‌آلات صنعتی است که در حال تحول از تعمیرات پیشگیرانه به تعمیرات پیش‌بینی شده و تجویزی می‌باشد. افزایش کارایی ماشین‌آلات و تجهیزات و به حداقل رساندن یا حذف خرابی‌های برنامه ریزی نشده نیاز به راه‌حل‌های تعمیر و نگهداری پیش‌بینی شده جدید دارد. از داده‌های ماشین‌آلات در حال کار، برای شناسایی الگوهای خرابی قطعات و پیش‌بینی زمان وقوع خرابی استفاده می‌شود.

مدیریت و بهره‌وری هرچه بیشتر از انرژی یکی نگرانی‌های مهم در طراحی ماشین‌آلات و تجهیزات صنعتی و فرآیندهای تولید است. روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مورد استفاده در صنعت می‌توانند از استفاده کارآمدتر از انرژی در تاسیسات تولیدی، بهینه‌سازی مدیریت انرژی برای خطوط تولید و کارخانه‌های تولیدی مختلف پشتیبانی کنند. این راه‌حل‌ها می‌توانند نیاز انرژی و نوع انرژی در زمان استفاده را در سطح بهینه ادغام و استفاده از منابع مختلف انرژی (تجدید پذیر، و فسیلی) را در فرآیندهای تولید پیشنهاد کنند.

هوش مصنوعی می‌تواند کمک کند تا تجزیه و تحلیل‌های توصیفی سریع‌تر انجام گیرند و روش بصری و یکپارچه‌تر برای تعامل با مجموعه داده‌های بزرگ ارائه شود. همچنین قابلیت‌های زبان طبیعی و ابزارهای مدرن کسب‌وکار هوشمند می‌توانند برخی از نیازها و فعالیت‌های روزمره را از فعالیت‌ها کلیدی و حیاتی تولید پیشرفته جدا کنند.

تشخیص خرابی: تجزیه و تحلیل و شناسایی قطعات معیوب در مراحل ساخت، در برخی صنایع از قبیل محصولات الکترونیکی نیز برای اطمینان از کیفیت تولیدات بسیار مهم است. عوامل متعددی ممکن است منجر به خطا در مراحل ساخت هر محصول باشد. بنابر این، برای اطمینان از عاری بودن قطعات از هرگونه نقص، یک بازرسی بینایی خودکار لازم است. بازرسی و طبقه‌بندی خرابی‌ها از مراحل مهم اکثر فرآیندهای تولید در صنایع حساس الکترونیکی می‌باشد و در زمان بسته بندی مورد نیاز است. داشتن یک بازرسی مناسب برای جداسازی قطعات، قالب‌ها یا بسته‌ها در موارد درست و جداسازی آنها از موارد نادرست، نه تنها برای اطمینان از تحویل با کیفیت قطعات بسته بندی شده به مشتریان، بلکه برای بهبود کیفیت فرآیند تولید نیز ضروری است.

برای نمونه، جهت تشخیص و طبقه‌بندی عیوب قطعات صفحه اصلی^۱ در صنایع الکترونیکی، استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق در هوش مصنوعی توصیه می‌شود. تشخیص زود هنگام خرابی‌ها در فرآیندی که طی آن صفحات اصلی، تولید و آزمایش می‌شوند، تنظیم مجدد پارامترهای خاص در خط تولید، می‌تواند به افزایش بازده و در نتیجه کاهش هزینه‌ها کمک کند. هنگام تولید صفحات اصلی در صنایع الکترونیکی، و در مرحله بازرسی دقیق آنها، تصاویر دو بعدی متفاوتی تولید می‌شود که نشان می‌دهد کدام قالب‌ها به درستی کار می‌کنند. این تصاویر، برای استخراج ویژگی‌ها و بررسی، در دسته‌های مختلف طبقه‌بندی می‌شوند. این روش تعیین می‌کند آیا تمام اجزای صفحات اصلی سالم است و می‌توانند به بخش بسته بندی بروند، یا اینکه مقایسه تصاویر، الگوی خاصی از خرابی را نشان می‌دهد. این ممکن است نشان دهنده یک مشکل در برخی از مراحل تولید باشد. برخی نواقص خاص ممکن است دلیل اصلی یک مشکل را نشان دهند.

هوش مصنوعی در این مرحله بسیار دقیق است و حتی ممکن است وجود ذرات گرد و غبار روی سطح صفحات اصلی را هم نشان دهد. چنانچه نشان از حلقه‌ای از قالب‌های معیوب در صفحات اصلی باشد، ممکن است این موضوع به دلیل ناهماهنگی چندین مرحله در طول فرآیند تولید باشد. هنگامی که خرابی‌ها در مرکز صفحه باشد، یا از یک الگوی حلقوی پیروی می‌کنند،

^۱ Board

ممکن است نشان دهنده فشار غیر یکنواخت روی سطح صفحه برای صاف و مسطح شدن، یا توزیع غیر یکنواخت دما روی آن، یا مشکلی در حین اکسیداسیون باشد. وجود علائمی از رگه‌های خطوط غیر معمول در سطح صفحه نشان از خطای انسانی در حمل و نقل تجهیزات یا به دلیل مشکل در مرحله پرداخت شیمیایی- مکانیکی است. علاوه بر اینها، بسیاری علائم دیگر هم ممکن است وجود داشته باشد که هر کدام نشان از یک مشکل در فرآیند یا خدمات جانبی فرآیند تولید است. این علائم با استفاده از مقایسه تصویرها از طریق سامانه هوش مصنوعی کمک شایان توجهی به اصلاح فرآیندهای تولید خواهند نمود.

روش‌های مختلفی برای تشخیص و طبقه‌بندی خودکار الگوهای معیوب در خطوط تولید، با استفاده از یادگیری ماشین، یا یادگیری عمیق تجربه شده است. در برخی رویکردها استخراج ویژگی‌ها برای تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی ضروری است.

بر اساس تحقیقات گزارش شده در اجرای مدل‌های یادگیری ماشین، مجموعه جدیدی از ویژگی‌ها معرفی می‌شوند که نیاز به محاسبات و ذخیره‌سازی اندک دارند. در این مواقع، از رویکرد ماشین‌های بردار پشتیبان به عنوان یک طبقه‌بندی کننده استفاده می‌شود. از سوی دیگر، چندین رویکرد پیاده‌سازی در مدل‌های یادگیری عمیق مشاهده می‌شود که در سال‌های گذشته رشد تصاعدی داشته‌اند. برای مثال، طبقه‌بندی نقشه‌های محصول با استفاده از یادگیری انتخابی عمیق یکی از این رویکردها است.

علاوه بر اینها، از شبکه‌های عصبی پیچشی به عنوان ظرفیت بالایی برای شناسایی و طبقه‌بندی الگوها بدون نیاز به استخراج دستی ویژگی‌ها استفاده شده است. با استفاده از لایه‌های شبکه عصبی پیچشی، ویژگی‌ها را می‌توان به طور خودکار استخراج نمود. لایه‌های ادغام در این شبکه‌ها آخرین استخراج را با کاهش اندازه نقشه ویژگی‌ها، خلاصه کرده، و با استفاده از لایه‌های متصل، الگوها را به طور مؤثر در دسته‌های به طور کامل جدا از هم طبقه‌بندی می‌کنند.

برخی محققین یک رویکرد واحد برای ایجاد مدل‌های طبقه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی برای هر الگو و تعیین کلاس نهایی با ترکیب نتایج چندین مدل جداگانه پیشنهاد می‌کنند. بر اساس مدل‌های ترکیبی، از شبکه‌های عصبی پیچشی، به عنوان طبقه‌بندی کننده پایه استفاده می‌شود. در این تجربه، امتیاز دهی بر اساس میانگین وزنی است، سپس بر اساس این امتیازها، وجود یا عدم وجود خرابی‌ها تعیین می‌گردد. در اصل برای پرداختن به طبقه‌بندی با کیفیت بالا و استفاده از شبکه عصبی پیچشی، داشتن مجموعه‌ای از نمونه‌ها حاوی مقدار زیادی از الگوهای برجسب‌دار، مورد نیاز است.

در این روش‌ها، حتی در برخی مواقع، داشتن مقدار زیادی از الگوها هنوز کافی نیست، اما همچنان لازم است تا حد ممکن یک مجموعه داده متعادل که در آنها نسبت نقشه‌های محصول در هر کلاس تقریباً یکسان است در دسترس باشد. از آنجا که دستیابی به این داده‌ها دشوار است، برای برچسب‌گذاری داده‌های حاصل از فرآیند تولید در قالب نقشه‌های محصول به مهندسان متخصص نیاز است. البته این فرآیند هزینه قابل توجهی در بردارد. به همین دلیل در برخی تجربیات روی روش‌های مختلف کار شده تا از به‌کارگیری مجموعه داده‌های نامتعادل اجتناب شود و به طور خودکار مجموعه نمونه‌ها افزایش و مداخله کارشناسان کاهش یابد.

الزامات یک سکوی مشترک: بر اساس تجربیات اشاره شده و با توجه به نیاز روزافزون به شناسایی و طبقه‌بندی عیوب به روشی خودکار، بلادرنگ و کم‌مصرف، الزامات یک سکوی خودکار برای تشخیص عیب محصولات که بازدهی پر قدرت و استنتاج بلادرنگ را هدف قرار می‌دهد، ضروری است. البته چنین سکویی باید به اندازه کافی عمومی باشد تا از برنامه‌های مختلف پشتیبانی کند، اما در درجه اول شناسایی و طبقه‌بندی نقشه‌های محصولات معیوب را هدف قرار می‌دهد. در این خصوص بر الزامات ارائه شده در زیر تکیه می‌شود تا تجهیزات تصویر برداری صنعتی، فعال و به طور مؤثر مشکل اشاره شده را برطرف کند.

طبقه‌بندی یادگیری عمیق با قابلیت برنامه‌ریزی، و پیکربندی مجدد سخت افزاری: وقتی به یادگیری عمیق اشاره می‌شود، اشاره به الگوی برنامه نویسی جدیدی است که در آن داده‌های ورودی و پاسخ‌های مورد انتظار، توسط انسان ارائه می‌گردد. این می‌تواند یک سامانه لایه‌ای، با پردازش شبکه عصبی عمیق باشد. یک نمایش معنی‌دار ذخیره می‌شود تا بعداً برای انجام خودکار وظایف، به عنوان مثال برای شناسایی مجموعه‌ای از تصاویر، استفاده شود. مرحله‌ای که این سامانه‌ها، داده‌های ورودی را تبدیل می‌کنند و نمایشی از آن‌ها را در قالب پارامترهایی که وزن نامیده می‌شوند، ذخیره می‌کنند، فرآیند یادگیری نامیده می‌شود.

در این سکو، وزن‌های مناسب مرتبط با هر لایه در شبکه عصبی، با تخصیص مقادیر تصادفی انتخاب، و یک پیش‌بینی زمانی از مجموعه‌ای از ورودی‌ها محاسبه می‌شود، سپس پیش‌بینی از طریق کمینه تابع زیان^۱ و با توجه به پاسخ مورد انتظار، مقایسه می‌شود. در ادامه، وزن‌ها در جهت صحیح، با استفاده از «الگوریتم انتشار رو به عقب خطاها» موسوم به روش پس انتشار^۲ تنظیم می‌شوند. هنگامی که سامانه از مجموعه داده ورودی به میزان کافی یاد گرفت، از آن برای طبقه‌بندی خودکار که استنتاج نامیده می‌شود استفاده می‌کند.

^۱ Loss Function

^۲ Backpropagation

به عقیده صاحب نظران فنی، چالش این مجموعه داده این است که نامتعادل است، بنابر این برای بهبود دقت طبقه‌بندی، به پیش پردازش تصویر و تقویت داده‌ها نیاز است. برای آگاهی بیشتر فنی و آشنایی با جزئیات معماری و طراحی سکوه‌های پیشنهادی در خطوط تولید بسیار حساس الکترونیکی به منبع [7] مراجعه شود.

تجزیه و تحلیل یکپارچه در فرآیند تولید

چارچوب یک فرآیند تجزیه و تحلیل در جدول زیر نشان داده شده است. فرآیند آزمایشگاهی ایجاد شده از طریق دو مرحله نرم افزاری (پردازش داده‌ها) گسترش می‌یابد.

جدول ۶.۳ چارچوب تفسیر سطوح مقطع^۱ [7]

زیر فرآیندها	مراحل فرآیند تجزیه و تحلیل	نتایج
کار آزمایشگاهی	آماده‌سازی نمونه فیزیکی استخراج تصویر SEM	تصویرهای مقیاس‌پذیر خاکستری
استخراج ویژگی	بخش‌بندی تصویر بردار سازی اشیا	تصویرهای بردار شده اشیا هر کلاس
پردازش ویژگی	اندازه‌گیری ویژگی تعیین فناوری	ویژگی‌های فناوری سکوی فناوری

آماده‌سازی نمونه و استخراج تصویر: چنانچه برش مقطعی یک فرآیند استاندارد، به صورت دستی انجام شود ممکن است چندین سال طول بکشد. اما استخراج تصویر دیجیتالی بهترین روش برای آماده‌سازی سامانه جهت پردازش تصاویر می‌باشد. تصویر برداری الکترونی^۲ موسوم به SEM به عنوان رایج‌ترین فناوری در این خصوص پیشنهاد شده است.

پردازش تصویر: هدف از مرحله پردازش تصویر، ارائه تقسیم‌بندی سریع، قابل اعتماد و دقیق بر اساس تصاویر SEM است. تصاویر خاکستری با شدت تاریکی مختلف متناسب با کلاس‌های اشیا ایجاد می‌شوند. علاوه بر این، دشواری کار با سطوح مختلف زوم و تغییر اندازه‌های مورد علاقه افزایش می‌یابد.

¹ Cross-Section Interpretation

² Scanning Electron Microscope (SEM)

اندازه‌گیری ویژگی: تصاویر تقسیم‌بندی شده از طریق فرا-داده‌های SEM یا تطبیق الگوی ابعادی کالبره شده و سپس در چند ضلعی‌ها کلاس بندی می‌شوند. چند ضلعی‌ها امکان استفاده از ویژگی‌های ذاتی مانند مرکز، محیط یا مساحت را فراهم می‌کنند.

تعیین فناوری: هدف از ارزیابی سکوی فناوری صحیح از طریق بردار ویژگی فرآیند محاسبه شده است. این بردار دارای ده‌ها ویژگی اندازه‌گیری شده خواهد بود که با تعاریف شناخته شده فناوری همبستگی دارند. بهبود بیشتر از طریق ارزیابی اهمیت ویژگی‌های فردی توسط روش‌های انتخاب متغیر به دست خواهد آمد.

در نتیجه به کارگیری رویکردهای پیشرفته هوش مصنوعی این امکان را فراهم می‌کنند تا گردش کار موجود را با تجزیه و تحلیل فناوری خودکار گسترش داد. استخراج ویژگی‌های فناورانه از تصاویر به روش SEM به شیوه‌ای کاملاً مستقل امکان‌پذیر است. سخت‌ترین بخش در این فرآیند تلاقی دانش متخصصان زمینه اجرایی و کارشناسان هوش مصنوعی یا یادگیری ماشین است.

چارچوب ارائه شده امکان بررسی خودکار پارامترهای فنی استنباط شده را برای تأیید و اعتبار سنجی در برابر مشخصات فراهم می‌کند. علاوه بر این، بر طراحی ماژولار ابزارهای فرعی نیز تأکید شده است. به این ترتیب مهاجرت به برنامه‌های کاربردی دیگر و گسترش وضعیت ارائه شده با کلاس‌های دیگر برای بخش بندی، بیش از حد پیچیده نیست. به طور خلاصه، این مشارکت گامی در جهت بهبود بازرسی فیزیکی برای تضمین سخت افزارها است [7].

مسیریابی بهینه برای روبات‌های صنعتی

در اینجا به تشریح مفهومی بهینه‌سازی مسیرهای روبات‌های صنعتی با استفاده از یادگیری تقویتی عمیق در شبیه سازها پرداخته می‌شود. هوش مصنوعی در صنعت خودرو نسبت به سایر صنایع از حد بلوغی برخوردار است و یکی از این کاربردها (به عنوان نمونه) نصب درزگیر روی بدنه خودرو برای جلوگیری از نفوذ آب و در نتیجه خوردگی خودرو است. این کار که توسط روبات‌های مخصوص انجام می‌شود، نیاز به انتخاب مسیرهای مطلوب برای حرکت و نصب درزگیر دارد. برنامه نویسی مسیرهای روبات برای متخصص انسانی بسیار خسته کننده است. عامل یادگیری تقویتی عمیق، مسیرهایی را در نمونه‌های مجازی ایجاد می‌کند تا در شبیه‌سازی استفاده شود.

شایان ذکر است که انبوهی از نازل‌ها و محرک‌های پایانی وجود دارند که وظایف متفاوتی بعهده دارند و قبل از شروع برنامه نویسی روبات این وظایف باید مشخص شوند. برای ایجاد مسیر

حرکت روبات، کارشناس برنامه نویسی به صورت دستی دنباله‌ای از حرکات را به صورت پارامتری و با استفاده از ابزارهای نرم افزاری تعریف می‌کند. به طور معمول از دو روش حرکت نقطه به نقطه^۱ و خطی برای مشخص کردن حرکت نهایی در یک مسیر آزاد یا محدود به سمت یک هدف خاص استفاده می‌شود.

با استفاده از مسیرهای خودکار، وظیفه متخصص به جای بهینه‌سازی مسیر به اقدامات جزئی‌تر کاهش می‌یابد. کنترل از طریق روبات‌های مبتنی بر داده این ظرفیت را دارد که دو نقص عمده در برنامه نویسی معمولی در روبات‌ها را به شرح زیر برطرف کند [7]:

- برنامه نویسی کلاسیک روبات‌های صنعتی به صورت دستی توسط متخصصان انجام می‌شود تا دقیقاً مسیر حرکت بازوی روبات مشخص شود. برای این منظور، برنامه نویس در تماس نزدیک با مهندس مسئول کارخانه و سایر دست اندرکاران است تا تمام خواسته‌ها با توجه به محدودیت‌ها و الزامات را برآورده کند. البته توجه به این محدودیت‌ها و الزامات برای برنامه نویسی کاری بسیار سخت و طاقت فرسا است.
- برنامه نویسی دستی یک شیوه ثابت و غیر سازگار است که سازگاری و انعطاف‌پذیری روبات با متغیرهای محیطی و همچنین تغییر مشخصات محصول در حال تولید را ندارد. کنترل‌های متغیر که با شرایط مختلف سازگار باشد، با برنامه نویسی کلاسیک محقق نمی‌شود.

هر دو کاستی اشاره شده با یک روش خودآموز و خودکار برای برنامه نویسی کنترل روبات‌ها، برطرف می‌شوند. با اتخاذ روش یادگیری تقویتی، سامانه کنترل روبات بر اساس تجربه حاصل از یک کار نمونه و تعامل آموزشی با محیط مجازی آماده می‌شود. در این زمینه، یک تابع امتیاز دهی از پیش تعریف شده حرکات روبات را به سمت نتیجه مطلوب، اصلاح و هدایت می‌کند. یادگیری تقویتی همراه با تقریب تابع غیر خطی^۲ (مانند شبکه‌های عصبی) خود را با مشکلات فضاهای بزرگ و پیچیده (برای مثال، یادگیری از داده‌های بدون ساختار مانند سیگنال دوربین‌ها) سازگار می‌کند. مدل‌های پیشرفته‌تر در زمینه یادگیری تقویتی، الگوریتم‌هایی هستند که می‌توانند با محیط اطراف تعامل پیوسته داشته باشند و امکان کنترل روبات را فراهم کنند. این تحولات به یدیده‌های جالبی مانند یادگیری حرکت یک روبات چهار پا یا روبات‌هایی که یاد گرفته‌اند درها را باز کنند، منجر شده است.

¹ Point-to-Point (PTP)

² Non-linear Function Approximators

دستاوردهای شناخته شده در زمینه یادگیری تقویتی مبتنی بر محیط‌هایی است که امکان تولید حجم زیادی از اطلاعات به عنوان تجربیات جدید را فراهم می‌کند. در نتیجه، روبات‌ها به تعامل فیزیکی با محیط نیاز دارند. کاربرد یادگیری تقویتی در روبات‌های صنعتی به مقدار قابل توجهی داده به دلیل دو ویژگی زیر نیاز دارد:

- پیچیدگی در وضعیت محیطی و داده‌های در دسترس: به عنوان مثال، یادگیری بر اساس داده‌های بدون ساختار از قبیل تصاویر، و فضای کار و همچنین کنترل گشتاورها در هر محور است،

- الزامات ایمنی و دقت کنترل روبات در محیط صنعتی.

یک جایگزین جذاب برای آموزش در دنیای واقعی، شبیه‌سازی تعامل با محیط و انتقال کنترل به دنیای واقعی است. بر اساس برخی ادعاها، زمانی که یک روبات به جای دنیای واقعی، همزمان در محیط مجازی آموزش داده می‌شود، می‌تواند به افزایش قابل توجه مقیاس کار با ضریب ۵۰ دست یابد. یکی دیگر از مزایای استفاده از روش‌های مجازی، اجتناب از حوادثی است که ممکن است حین آموزش روبات‌ها در دنیای واقعی رخ می‌دهد.

با این توضیحات، یادگیری تقویتی عمیق بهترین مدل برای مسیریابی بهینه روبات‌ها جهت نصب درزگیرهای خودرو بر روی قاب درب خودرو و جلوگیری از نفوذ آب و در نتیجه خوردگی خواهد بود. اکنون مسیریابی توسط روبات با توجه به جنبه‌های زیر بهینه شده است:

- سرعت یکنواخت برای قسمت انتهایی بازوی روبات^۱،
- اطمینان از جهت‌گیری درست نازل انتهایی بازوی روبات روی سطح بدنه خودرو،
- اجتناب از برخورد یا تصادف.

از کارهای مرتبط دیگری که در آنها از یادگیری تقویتی عمیق برای برنامه‌ریزی مسیر و بهینه‌سازی آن استفاده می‌شود می‌توان به کنترل روبات‌های شش محوره اشاره نمود. این کاربردها، اولین گام به سمت دیگر کاربردهای صنعتی مانند جوشکاری، چسباندن یا برش هستند. نوع دیگری از کاربردهای عملی، پیشنهاد یک محیط شبیه‌سازی شده برای یادگیری مسیرهای بهینه جهت رنگ پاشی روی بدنه خودرو می‌باشد. با استفاده از قابلیت یادگیری یک کار مشخص، این مدل در ضمن می‌تواند برای بهینه‌سازی برخط مسیرها برای روبات‌هایی که با جزئیات حرکتی ناشناخته و کوچک روبرو می‌شوند، استفاده شود.

فراتر از کاربردهای بازوی مکانیکی، از یادگیری تقویتی عمیق در ضمن برای مسیریابی روبات‌های متحرک و پویا به شرح زیر استفاده می‌شود:

¹ End Effector

- برنامه‌ریزی مسیر برای روبات‌های متحرک با یک نقشه شناخته شده، و ناوبری با تولید نقشه پیشنهادی همزمان،
 - بهینه‌سازی در جمع‌آوری داده‌ها برای عواملی که محیط را کاوش می‌کنند،
 - ارزیابی مسیرهای بهینه برای وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین^۱ که نقاط دسترسی را به کاربران نهایی ارائه می‌کنند.
- ویژگی منحصر به فرد این کار، محیط شبیه‌سازی شده یشرفته‌ای است که می‌تواند بدنه خودرو و روبات را با هندسه دقیق و با در نظر گرفتن رفتار فیزیکی و پیشرفته‌ترین فرآیند پردازش تصویر^۲ شبیه‌سازی کند [7].

هوش مصنوعی در صنعت حمل و نقل

هوش مصنوعی اثراتی خواهد داشت که تمامی بخش‌های حمل و نقل را در بر می‌گیرد. این امر بر نحوه مدیریت بخش‌هایی مانند حمل و نقل، خطوط هوایی، راه‌آهن، لجستیک دریایی، حمل و نقل عمومی و حتی شخصی تأثیر خواهد گذاشت. ترافیک با کمک وسایل نقلیه خودران در جاده‌ها به میزان قابل توجهی کاهش می‌یابد. برخی از این اثرات ممکن است برای مصرف کنندگان به دلیل کمک به زندگی آنها، مفید باشند، چرا که هوش مصنوعی برای همین هدف طراحی شده است. با این حال، ممکن است اثرات نا مطلوبی هم داشته باشند. به این مفهوم که ممکن است منجر به اتکای بیش از حد به هوش مصنوعی و از دست دادن مشاغل یا شرکت‌های خدماتی فعال شوند.

یکی از صنایعی که وسایل نقلیه خودران به بهبود آن کمک می‌کند، صنعت حمل و نقل است. این صنعت در حال حاضر دچار کمبود شدید راننده کامیون است. برای نمونه، آمریکا در سال ۲۰۱۵ با کسری نزدیک به ۴۵۰۰۰ راننده کامیون مواجه بود. در گزارش دیگری که توسط انجمن حمل و نقل آمریکا تهیه شد، به دلیل بازنشستگی و خروج افراد با تجربه، شرکت‌های حمل و نقل باید سالانه نزدیک به صد هزار راننده جدید را در دهه آینده استخدام کنند تا با نیازهای رو به رشد حمل و نقل فقط در آمریکا همگام شوند.

حمل و نقل حوزه بسیار بزرگی است که داده‌های زیادی در آن جریان دارد. صنعت حمل و نقل دارای پوشش گسترده‌ای از بسیاری از زمینه‌ها و کاربردهای مختلف هوش مصنوعی است. تاکنون برخی روش‌های مهم یادگیری ماشین، از جمله یادگیری عمیق، کنترل‌های فازی مبتنی

¹ UAV

² Rendering Pipeline

بر جستجوی گروهی^۱، حسگرهای بی‌سیم و شبکه‌های محرک در این صنعت تجربه شده‌اند. با فناوری هوش مصنوعی، شاهد تجهیزات روزمره بیشتری هستیم که دارای نوعی خودکارسازی هستند و در برخی موارد، سامانه‌ها به طور کامل توسط هوش مصنوعی کنترل می‌شوند.

صنعت حمل و نقل یک موضوع حیاتی برای تضمین زندگی روزمره بشر است. به دنبال روندهای قبلی در دهه گذشته، صنعت حمل و نقل با دیجیتالی کردن فرآیندهای خود و معرفی سامانه‌های گسترده داده و عوامل خودکار، از خودرو تا سامانه‌های ترافیکی، پیشگام بوده است.

هوش مصنوعی در صنعت حمل و نقل بر آینده زنجیره تامین و لجستیک، به ویژه در شرکت‌ها تأثیر می‌گذارد. به عنوان مثال، حمل و نقل سریع‌تر ارائه می‌شود زیرا شرکت‌ها می‌توانند هزینه‌ها را کاهش داده و کالاها را سریع‌تر تحویل دهند. شرکت‌ها می‌توانند دقت بهتری در زمان تحویل داشته باشند. دیگر اینکه هوش مصنوعی می‌تواند هر خطر یا مشکل آینده را با کمک داده‌های قبلی، پیش‌بینی کند. از آنجایی که پیش‌بینی آب و هوا دشوار است، هوش مصنوعی می‌تواند الگوهای آب و هوا و اینکه آیا فصل حمل و نقل کند یا سریع خواهد بود را پیش‌بینی کند [2].

یکی از مشکلات توسعه پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی این است که داده‌های آموزش به راحتی در دسترس نیست، زیرا اکثر شبکه‌های داده‌ای به حسگرهای اندازه‌گیری ترافیک مجهز نیستند. داده‌های ترافیکی را می‌توان از طریق دستگاه‌های تلفن همراه هم جمع‌آوری کرد و این داده‌ها اغلب از ارائه دهندگان داده‌های نقشه جهانی مانند Google یا Here در دسترس قرار می‌گیرند. در بسیاری موارد، چندین منبع داده با هم استفاده می‌شود تا نتایج بهتری حاصل شود. مجموعه داده‌های عمومی با کیفیت بالا از دنیای واقعی برای پیش‌بینی دقیق ترافیک ضروری است. اینها به تدریج در برخی کشورها به عنوان داده‌های عمومی باز در دسترس قرار گرفته‌اند. برای درک و کنترل این داده‌ها، بهینه‌سازی فرآیندها در سطح خرد و کلان در این زیست بوم پیچیده و همیشه در حال تغییر الزامی است. با این حال، از آنجا که داده‌ها به تنهایی کارایی، ایمنی یا خودکار سازی بالاتر را ممکن نمی‌سازند، تقاضا برای پردازش داده‌ها به طور مداوم در حال افزایش است. سامانه‌های غیرمتمرکز و هوشمندی که از مدل‌های کارآمد هوش مصنوعی و سکوها پردازش در لبه استفاده می‌کنند، در حال حاضر برای از بین بردن شکاف فعلی مورد بررسی قرار می‌گیرند. این پیشرفت‌ها به راهبردهای بلند مدت کاهش تلفات جاده‌ای تا صفر کمک می‌کنند.

داده‌های باز در حمل و نقل عمومی یک شهر ممکن است فرصت‌های زیادی برای توسعه ابزارهای جدید مبتنی بر هوش مصنوعی فراهم کند. امروزه، اکثر وسایل نقلیه عمومی مجهز به

¹ Swarm-based Fuzzy Controllers

سامانه‌های موقعیت یاب هستند به عنوان مثال، سامانه ماهواره‌ای ناوبری جهانی^۱ که اطلاعات لحظه‌ای دقیق در مورد مکان فعلی و حرکت وسایل نقلیه را ارائه می‌کند. به طور معمول، داده‌های حمل و نقل عمومی باز شامل موقعیت‌های وسیله نقلیه، برنامه‌های حمل و نقل عمومی و شناسه‌های مسیر، و غیره است. این نوع جریان داده باز و پیوسته، توسعه روش‌های پیش‌بینی زمان‌های ورود وسیله نقلیه را با استفاده از یادگیری ماشین فعال کرده است. اخیراً در بسیاری از مطالعات، چندین منبع داده خارجی مانند آب و هوا، ترافیک و اطلاعات مربوط به مسافران برای توسعه مدل یادگیری ماشین ترکیب شده‌اند.

با افزایش قدرت پردازش رایانه‌ای امکانات بیشتری برای پیاده‌سازی راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای کمک به ترافیک و هدایت خودروها وجود دارد که به نرخ بالاتری از پردازش بلادرنگ نیاز دارند. برای مثال، شبکه عصبی پیچشی یکی از راه‌حل‌های رایج برای تشخیص اشیاء دو بعدی است. در حالی که این شبکه‌ها برای پردازش تصویر، دقیق‌تر و از ظرفیت بالاتری بهره‌مند می‌شوند، در برخی روش‌ها به شناسایی و ردیابی دقیق اشیاء سه بعدی نیاز است [7].

هزینه عمده‌ای که با کمک هوش مصنوعی کاهش می‌یابد مصرف سوخت خواهد بود. با انتخاب بهترین مسیر برای پیمودن، عبور از موانع و عدم تحت تاثیر قرار گرفتن آب و هوا، به وضوح، به میزان قابل توجهی در سوخت صرفه جویی خواهد شد. هوش مصنوعی به شرکت‌هایی که با صنعت دریایی سر و کار دارند کمک می‌کند تا از هر طریق ممکن در داخل و موضوعات بیرونی شرکت‌ها کارآمدتر شوند [2].

تولید و لجستیک در صنعت حمل و نقل، شبکه پیچیده‌ای است که باید فرآیندهای برنامه‌ریزی، بهره‌برداری، کیفیت و امنیت بالایی در آن اجرا شود. برای مدیریت این پیچیدگی‌ها و اطمینان از بهره‌وری بالا، از چندین دهه پیش به این سو، از پیشرفت‌های فناوری به خوبی استفاده شده است. توسعه سامانه‌های شبکه‌ای و فرآیندهای هوشمند، عصر جدیدی را در خودکار سازی و بهینه‌سازی فرآیندهای این صنعت فراهم نموده است.

هوش مصنوعی در صنعت خودرو

با پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی، فرصت‌های جدیدی برای اجرای کارآمدتر و با کیفیت‌تر تولیدات در صنعت خودرو ایجاد شده است. امروزه، هوش مصنوعی به انعطاف‌پذیری و ماژولار کردن فرآیندها و سامانه‌های تولید خودرو کمک کرده است.

¹ Global Navigation Satellite System (GNSS)

در حال حاضر، هوش مصنوعی از برنامه ریزی و تولید پشتیبانی می‌کند. روبات‌ها متناسب با تغییرات تقاضا و سلیقه مشتری، خطوط تولید را پشتیبانی، دوربین‌ها کیفیت محصولات را تضمین، و الگوریتم‌های هوشمند لجستیک عرضه را بهینه می‌کنند. با فعالیت مستمر حسگرها در سطح کارخانه، شبکه سازی هوشمند و سریع آنها از طریق گذرگاه‌های خدمات و تجزیه و تحلیل داده‌های مربوطه به کمک الگوریتم‌های هوش مصنوعی، کیفیت جدیدی از شفافیت و ارزش داده ایجاد می‌شود. توسعه عملکردهای اصلی در فرآیندهای صنعت خودرو از طریق قابلیت‌های هوش مصنوعی در شکل زیر نشان داده شده است [7].



شکل ۶.۳ توسعه بیشتر وظایف اصلی در فرآیندهای صنعت خودرو سازی با استفاده از قابلیت‌های هوش مصنوعی [22]

قابلیت‌های هوش مصنوعی باعث شده نسبت به مشکلات فرآیند و کیفیت، زودتر واکنش نشان داده شود، یا تصمیمات درست برای مراحل بعدی در فرآیندها به طور پیشگیرانه خودکار شوند. استفاده از سامانه‌های جدید که وظایف تکراری و ساده صنعت را خودکار می‌کنند به افراد

اجازه می‌دهد تا بر شایستگی‌های واقعی عملکرد خود در پشتیبانی و مدیریت تولید تمرکز کنند. در چند سال گذشته اغلب روی سه موضوع اساسی عملیات، پیش‌بینی، و تشخیص از طریق هوش مصنوعی، برای صنعت خودرو تاکید شده است [7]:

- هوش عملیاتی: به تجزیه و تحلیل فرآیندها در زمان اجرا مربوط می‌شود و درون بینی در مورد ماشین‌ها، داده‌های تولید شده در فرآیندها، رویدادهای جریان فرآیندها و عملیات کسب‌وکار را ارائه می‌کند. راه حل‌های هوش مصنوعی از نتایج تحلیلی به عنوان دستورالعمل‌های عملیاتی استفاده می‌کنند.
- هوش پیش‌بینی: این موضوع به راه حل‌هایی اشاره دارد که از دانش به دست آمده از عملیات هوشمند، با استفاده از روش‌های محاسباتی در سری‌های زمانی آینده نگر، جهت تعیین اثرات داده‌های بلندمدت استفاده می‌کند. پیش‌بینی‌هایی در رابطه با رفتار فرآیند یا محصول بر اساس مقایسه‌های سوابق آموخته شده انجام می‌شود.
- هوش تشخیص: به راه حل‌هایی می‌پردازد که انحرافات و ناهنجاری‌ها را متناسب با اهداف و ویژگی‌های تعریف شده و همچنین آموخته شده نشان می‌دهند. اینها از گزینه‌های مختلف فناوری حسگر مانند سامانه دوربین‌ها، حسگرهای صدا یا سایر حسگرهای مجاورتی^۱ برای تشخیص اشیاء، مقایسه آنها با هدف، و اظهار نظر در مورد وضعیت آنها استفاده می‌کنند.

شبکه‌های عصبی، یادگیری ماشین، و یادگیری عمیق حوزه‌های ضروری توسعه فناوری‌ها و روش‌های مرتبط با هوش مصنوعی هستند. به اتکای این روش‌ها و فناوری‌ها، اشیاء فیزیکی نقش مهمی را ایفا می‌کنند و داده‌ها پردازش می‌شوند تا رفتار سامانه را پیش‌بینی کنند. بنابر این، پیش پردازش داده‌ها با الگوریتم‌های خوشه‌بندی، پیش‌بینی سری‌های زمانی و تشخیص ناهنجاری‌ها با شبکه‌های عصبی، زمینه‌های اصلی برای توسعه و پیاده‌سازی بیشتر هوش مصنوعی در صنعت خودرو خواهند بود.

پیاده‌سازی فناوری‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی در محیط‌های گسترده و پیچیده به جا مانده از قبل، نیازمند استانداردسازی رابط‌های مورد نیاز برای سامانه‌ها و منابع در سطح حسگرها است. در نتیجه نگهداری و مدیریت کیفیت مبتنی بر پیش‌بینی، حوزه‌ای ضروری از راه‌حل‌های کاربردی و کارآمد هوش مصنوعی را نشان می‌دهد [7].

¹ Proximity Sensors

یکی از وضعیت‌هایی که جهان می‌تواند بدون آن باشد، ترافیک است و امید است که اتومبیل‌های خودران بتوانند ترافیک را کاهش یا حتی حذف کنند. چرا که سهم عمده‌ای از ترافیک شهرها و بین شهرها، اغلب توسط نحوه رانندگی مردم ایجاد می‌شود.

قوانین راهنمایی و رانندگی تغییر می‌کنند و بیشتر به سمت استاندارد سازی قوانین و مقررات و ابلاغ به صنایع تولید خودرو پیش خواهد رفت. مالکین خودروها و راننده‌های فعلی دیگر نیازی به دانستن و اجرای بسیاری از مقررات رانندگی نخواهند داشت. این صنعت است که باید مقررات و الزامات نحوه رانندگی را در الگوریتم‌های یادگیری ماشین در نظر بگیرد.

خودروهای خودران با هوش‌تر از رانندگی انسان‌ها عمل می‌کنند، زیرا می‌توانند بهترین راه‌حل‌ها را اجرا کنند. بنابر این فاصله مطمئن بین آن‌ها و خودروهای جلویی ایجاد می‌شود. نکته دیگری که باید به آن اشاره کرد این است که اگر خودروهای خودران به هم مرتبط شده و تبادل اطلاعات داشته باشند، به معنای بهره‌وری بهینه در جاده‌ها خواهد بود که این وضعیت منجر به حداقل شدن تراکم ترافیک می‌شود.

فناوری وسایل نقلیه مرتبط به هم در ضمن می‌تواند کارایی و قابلیت اطمینان وسایل نقلیه خودران را افزایش دهد. اگر قرار باشد وسایل نقلیه خودران به هم مرتبط شده و بتوانند با یکدیگر در مورد اینکه کجا و با چه سرعتی می‌روند ارتباط برقرار کنند، این به حذف تصادفات و کاهش زمان صرف شده در ترافیک کمک می‌کند.

هوش مصنوعی برای ایمن‌تر کردن این صنعت تأثیرات زیادی دارد، هزینه‌ها را کاهش می‌دهد و رانندگی را بسیار آسان‌تر می‌کند. با یک ماشین هوش مصنوعی، رانندگی طولانی بسیار آسان و مطمئن خواهد شد. مالک خودرو به جای رانندگی، استراحت می‌کند و خودرو تمام کارها را به بهترین نحو خودش انجام می‌دهد. به ندرت برای استراحت متوقف می‌شود مگر اینکه بنزین یا شارژ بخواهد. ایمنی کلی رانندگی نیز بالاتر از اکنون خواهد بود. بر اساس برخی مطالعات، وسایل نقلیه به طور کامل خودران درصد ایمنی بالاتری نسبت به وسایل نقلیه با رانندگی انسان خواهند داشت.

وسایل نقلیه خودران آنهایی هستند که از هوش مصنوعی برای هدایت خودرو، بدون دخالت انسان استفاده می‌کنند. اکنون وسایل نقلیه خودران در حال تبدیل شدن به واقعیت هستند، و خودروسازان رقابت شدید دارند تا اولین شرکت‌هایی باشند که این رویا را به واقعیت تبدیل می‌کنند. امروزه برخی وسایل نقلیه با کمک راننده و برخی کاملاً خودران هستند. این سامانه‌ها با دوربین‌ها و حسگرهای اطراف خودرو، می‌توانند داده‌های محیطی را دریافت و بر اساس موقعیت، در زمان اجرا و بلادرنگ تصمیم بگیرند.

سامانه‌های هوش مصنوعی در یک وسیله نقلیه خودران، از طریق یادگیری ماشین، قادر خواهند بود با تجربه حرکت کنند و یاد بگیرند. امید است با این تحولات، زمانی را شاهد باشیم که اکثر وسایل نقلیه در جاده‌ها مستقل و خودران باشند. اگر چه بسیاری از چنین خودروهایی هنوز در مراحل آزمایشی هستند، اما خودروهای خودران با سرمایه‌گذاری میلیاردها دلار برای تحقیق و توسعه، در شرف ورود به بازار هستند. البته هنوز باید سال‌های بیشتری برای آزمایش خودروهای به طور کامل خودران سپری شود [2].

تحرك پذیری به عنوان یک خدمت^۱ در صنعت حمل و نقل

در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی به تدریج به یک رویکرد ضروری برای پردازش داده‌های مربوط به سامانه‌های حمل و نقل هوشمند^۲ تبدیل شده است. این روند، که با پشتیبانی گسترده صنعتی تقویت می‌شود، یک پایه محکم برای ایجاد معماری تحرك پذیری به عنوان یک خدمت کارآمد موسوم به MaaS است. بر این اساس، آخرین پیشرفت‌ها برای کاربردهای یادگیری ماشین در سه وظیفه اصلی ادراک، پیش‌بینی و مدیریت مورد توجه قرار گرفته است [18, 19].

ادراک: امروزه به دلیل استفاده گسترده از حسگرهای مختلف مانند دوربین، رادار لیزری و دیگر رادارها، تنوع و کمیت داده‌های درک ترافیک به طور تصاعدی افزایش یافته است. بر این اساس، رویکردهای یادگیری ماشین به تدریج به عنوان اولین گام برای پردازش این داده‌ها و برای بازیابی اطلاعات ارزشمند مورد استفاده قرار می‌گیرند. جنبه‌های ادراک با دنیای فیزیکی (جاده، وسایل نقلیه و عابران پیاده) و نظارت بر اجزای دیجیتال یعنی قابلیت اطمینان و امنیت شبکه ارتباطات سر و کار دارند.

در حالی که کارهای قبلی برای طبقه‌بندی، تشخیص و دسته‌بندی اشیاء عمدتاً از الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت نظارت مانند ماشین‌های بردار پشتیبان^۳ با استفاده از ویژگی‌های دستی استفاده می‌کردند، هدف روندهای اخیر به کارگیری مدل‌های یادگیری عمیق است که می‌توانند ویژگی‌های اطلاعات را در معماری شبکه عصبی خود تعیین کنند. در رویکردهای رایج در ضمن از شبکه عصبی پیچشی هم استفاده می‌شود. برخلاف الگوریتم‌های سنتی، این مدل‌ها با درجه وضوح، جهت‌گیری، منظره و در برابر ناهنجاری‌ها یا شرایط خارجی مانند نور آفتاب یا آب و هوا تمایل به تطبیق پذیری بیشتر و قوی‌تری دارند. علاوه بر الگوریتم‌های ادراک که بر یک ورودی

¹ Mobility as a Service (MaaS)

² Intelligent Transportation Systems (ITS)

³ Support Vector Machines (SVM)

نوع حسگر تکیه می‌کنند، رویکردهای ترکیب داده‌ها در حال حاضر در دست توسعه است. اینها در سطح پایین، از یک مدل واحد از تمام ورودی‌های خام حسگرها برای استخراج اطلاعات استفاده می‌کنند، یا در سطح بالا در شبکه‌های متعدد استفاده شده و خروجی‌ها در مرحله بعدی به هم متصل می‌شوند.

پیش‌بینی: رویکردهای متنوع یادگیری ماشین برای سامانه‌های حمل و نقل هوشمند مورد بررسی قرار می‌گیرند تا اهداف پیش‌بینی، از جمله پیش‌بینی ترافیک، زمان سفر، رفتار وسیله نقلیه و اشغال جاده را برآورد کند. این روش‌ها مدیریت ناوگان را، به خصوص در پشتیبانی از آخرین مایل سفر، بهبود می‌بخشند. روش‌های پیش‌بینی جریان ترافیک بر اساس نتایج مدل‌های ادراک اعمال شده و برای تعیین زمان سفر برای وسایل نقلیه و مسافران استفاده می‌شوند. پس از آن، نتایج برای بهینه‌سازی خودرو و انتخاب مسیر در مقیاس جهانی مورد استفاده قرار می‌گیرند. از آنجا که این وظایف به مدل تغییرات زمانی-مکانی نیاز دارند، از معماری‌ها و مشتقات شبکه عصبی بازگشت‌پذیر^۱ مانند حافظه کوتاه و بلند مدت^۲، استفاده می‌کنند.

مدیریت: یادگیری ماشین برای وظایف مدیریتی جهت افزایش کارایی در سطح وسیله نقلیه، زیرساخت و منابع در نظر گرفته می‌شود. این مشمول در نظر گرفتن چراغ‌های راهنمایی و انتخاب مسیر برای ناوگان خودکار است. وظایف ثانویه، مانند مشکلات شبکه و پردازش، شامل مدیریت منابع برای ارتباطات خودرو با هر چیز^۳ و بارگذاری پردازش در لبه با آگاهی از حرکت انجام می‌شود.

برخلاف حوزه قبلی، یادگیری ماشین اغلب از روش‌های یادگیری تقویتی عمیق برای تصمیمات مدیریتی استفاده می‌کند. به عنوان مثال، از نوعی یادگیری ماشین در محیط پایتون^۴ موسوم به DQN برای بهینه‌سازی مدیریت چراغ راهنمایی برای به حداقل رساندن زمان انتظار در صف استفاده می‌شود. علاوه بر این، بهینه‌سازی سیاست تقریبی^۵ برای فرمان و کنترل سرعت یک وسیله نقلیه خودکار استفاده می‌شود.

در زمینه برنامه‌های کاربردی، تحرک پذیری به عنوان یک خدمت مبتنی بر هوش مصنوعی، و فرآیندهای مدیریت داده‌ها را می‌توان تحت تأثیر اصولی قرار داد که به طور کامل متفاوت از آن‌هایی است که بر محیط‌های پردازش سنتی حاکم هستند. استقرار ابر، جریان داده، حجم داده،

^۱ Recurrent Neural Network (RNN)

^۲ Long Short-Term Memory (LSTM)

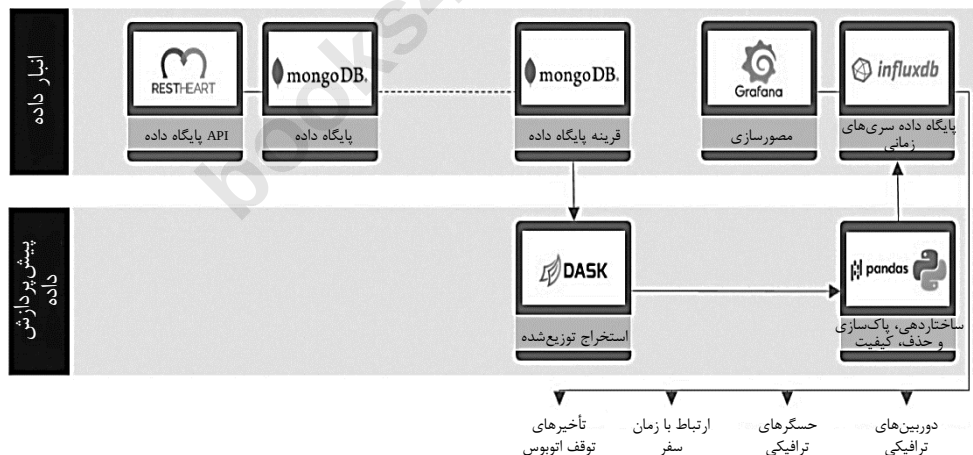
^۳ Vehicle-to-everything (V2X)

^۴ Deep Q-Learning (DQN)

^۵ Proximal Policy Optimization (PPO)

نوسانات و ناهمگونی، چالش‌های جدیدی را برای تجزیه و تحلیل مبتنی بر داده ایجاد می‌کنند. علاوه بر این، توضیح محدود بسیاری از مدل‌های هوش مصنوعی که به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند، لایه دیگری از ابهام را اضافه می‌کند، زیرا مسائل مربوط به عملکرد را می‌توان به عوامل مختلفی نسبت داد (به عنوان مثال، انتخاب مدل، اجرا، و کیفیت داده‌ها). بنابر این، ارزیابی و بهبود کیفیت داده‌ها اولین گام در فرآیند تکراری طراحی، ساخت و ارزیابی راه‌حل‌های هوش مصنوعی است. حتی پس از استقرار، نظارت مستمر بر توزیع داده‌ها برای شناسایی و جابجایی داده‌ها و اجرای سریع آموزش مجدد برای جلوگیری از زوال عملکرد بسیار مهم است. برای بهبود کیفیت و یکپارچگی داده‌ها، به چهار دسته خطا توجه می‌شود: داده‌های تکراری، داده‌های از دست رفته، مقادیر ناسازگار^۱ و موارد ناقص یا سنجش‌های حسگرها با دوره شمارش کمتر از آنچه در مشخصات تعریف شده است.

همه این خطاها برای به دست آوردن یک مجموعه داده با کیفیت بالا برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین اهمیت حیاتی دارند [20]. برای هر کلاس خطا و هر دسته از داده‌های ترافیک، نسبت خطا به داده، یعنی تعداد خطاها تقسیم بر تعداد کل موارد را محاسبه می‌کنند [7]. همانطور که در شکل زیر مشاهده می‌شود، ویژگی‌های پردازش شده را می‌توان به صورت سری زمانی، بازیابی و تجسم کرد و برای آموزش مدل‌های پیش‌بینی در هوش مصنوعی استفاده نمود.



شکل ۶.۴ ذخیره داده و پردازش در ابر

¹ Inconsistent Values

روند توسعه هوش مصنوعی در صنعت خودرو

خودروهای خودران برای ده‌ها سال توسط دانشمندان و مهندسان مختلف در کشورهای پیشرفته مورد تحقیق و توسعه قرار گرفته است. در سال ۱۹۶۱، اولین کشتی هوارو^۱ شبیه هورکرافت توسط ویلیام برتلسن اختراع شد. انواع خودروهای خودران از جاده‌ها گرفته تا نوع دریایی و هوایی آنها، طی ۴۰ سال گذشته پیشرفت چشمگیری داشته است.

خودروی زمینی خودران^۲ یک وسیله نقلیه با بودجه نظامی بود که از یک دوربین برای مشاهده رنگ پیکسل‌هایی که دوربین می‌گرفت استفاده می‌کرد و فرمان خودرو تنظیم می‌شد. در سال ۱۹۸۴، تیمی به نام محاسبات راهبردی، بر اساس یک برنامه سنگین و فشرده که توسط ارتش آمریکا تامین می‌شد، وظیفه داشت اولین وسیله نقلیه خودران را تولید کند. با این قرارداد ده‌ها میلیون دلاری قرار بود بعد از ۹ ماه طرح تکمیل شود [2].

براساس این طرح قرار شد، یک خودروی به طور کامل مستقل در یک جاده ۲ کیلومتری، بدون مانع آزمایش شود. تیم تحقیقاتی یک وسیله نقلیه به اندازه کافی بزرگ برای قرار دادن تمام ژنراتورها، رایانه‌ها و خنک کننده ساختند. سپس یک دوربین فیلمبرداری رنگی در بالای خودرو قرار دادند. وسیله نقلیه تنها می‌بایست با استفاده از تصاویر دوربین فیلمبرداری در جاده هدایت شود. آنها تصمیم گرفتند از رنگ پیکسل‌ها در تصویر، برای هدایت وسیله نقلیه استفاده کنند. از آنجا که رنگ پیکسل‌های جاده به طور معمول با پیکسل‌های آسمان متفاوت است، تیم محقق، محل پیکسل‌ها را روی صفحه نا دیده گرفته و در عوض روی رنگ تمرکز کردند. سپس پیکسل‌ها را در فضای رنگی قرمز و آبی سازماندهی و از معادلات ریاضی برای تشخیص رنگ پیکسل‌ها در هر گروه رنگی مجزا استفاده کردند. در نهایت نسخه نمایشی طرح موفق شد، اما وسیله نقلیه تنها ۱۰ کیلومتر در ساعت سرعت داشت. این روش بعدها روش تحلیلی وسایل نقلیه خودران^۳ نام گرفت. این روش ایرادات زیادی داشت و طرح مذکور زود تعطیل شد و در سال ۱۹۸۹ جای خود را به طرح خودروی زمینی خودران در شبکه عصبی^۴ داد [38].

از سال ۱۹۸۹ یک جهش در انقلاب خودروهای خودران رخ داد. دو تن از اساتید دانشگاه کارنگی ملون، تصمیم گرفتند طرح خودروی خودران با مشخصه جدیدتری را آغاز کنند. آنها به جای محاسبات راهبردی مورد استفاده در طرح قبلی و به‌کارگیری فرمول‌هایی که به رنگ

¹ Air-Cushion Vehicle (ACV)

² Autonomous Land Vehicle (ALV)

³ Analytical Method of Autonomous Driving Vehicles

⁴ Autonomous Land Vehicle in Neural Network (ALVINN)

پیکسل‌های دوربین فیلمبرداری در بالای خودرو متکی بود، تصمیم گرفتند کل شبکه عصبی را در خودرو قرار دهند.

البته این وسیله نقلیه باید مانند طرح قبلی بزرگ ساخته می‌شد تا تمام رایانه‌ها و تجهیزات در آن جای گیرد. این طرح با جایگزینی شبکه عصبی جدید به جای تمام فرآیندهایی که الگوریتم‌های استفاده شده در خودروی قبلی انجام می‌دادند، ساده‌تر شد. شبکه عصبی اولین بار نحوه رانندگی را از یک انسان یاد گرفت. این شبکه روی تصویری که از دوربین رنگی وارد می‌شد تمرکز کرده و به درجه‌ای که فرمان نسبت به آن تصویر قرار داشت توجه می‌کرد. بعد از صدها مرحله یادگیری از شبکه عصبی بالاخره خودرو یادگرفت چگونه به تنهایی رانندگی کند. محققین این رویکرد را یادگیری تحت نظارت نامیدند.

وقتی این خودروی آزمایشی توانست به تنهایی رانندگی کند، سامانه بدون اینکه نشانگرهای خطوط برای آن برنامه‌ریزی شده باشد، به دنبال نشانگرهای خطوط در جاده حرکت می‌کرد. این روش یادگیری تحت نظارت در یک وسیله نقلیه خودران، به عنوان روش تجربی شناخته شد. روش تجربی مدت زیادی طول کشید تا داده‌های کافی برای کارکرد سامانه به دست آورد. پس از اینکه شبکه داده‌های کافی در اختیار گرفت، به طور کامل موفق شد. با این حال، این روش در حال حاضر توسط سازندگان عمده خودروهای خودران استفاده نمی‌شود، زیرا مدت‌ها طول می‌کشد تا داده‌های کافی برای هدایت موفق یک وسیله نقلیه به دست آید.

در سالهای اخیر، بسیاری از شرکت‌های بزرگ در کشورهای مختلف شروع به سرمایه‌گذاری در صنعت خودروهای خودران کردند. شرکت گوگل طرح خودروی خودران خود را در سال ۲۰۰۹ آغاز کرد. رهبران این طرح بعدها روی Google Glass و Google Street View کار کردند. این طرح‌ها در دانشگاه استنفورد با تیمی از اساتید و دانشجویان که قبلاً روی روبات‌ها کار می‌کردند هدایت شد. افراد با سوابق رانندگی عالی استخدام شدند تا پشت فرمان خودروهایی که گوگل طراحی کرده بود بنشینند. خودروهای گوگل از حسگرها، دوربین‌ها، رادار، لیزر و موقعیت یاب جغرافیایی، با فناوری‌های پیشرفته استفاده کردند. فناوری موجود در این وسایل نقلیه می‌توانند خودروها، اشیاء، دوچرخه سواران و مناطق خطر یا مزاحم را حتی در فاصله دورتر شناسایی کنند. تنها در یک سال، هفت خودروی آزمایشی بیش از ۱۴۰۰۰۰ مایل پیمودند. سال ۲۰۱۴، گوگل اعلام کرد که خودروها بسیار بهتر شده‌اند.

با تمام پیشرفت‌ها، این خودروها تنها ۲۵ مایل در ساعت را طی می‌کردند. در سال ۲۰۱۶، اولین خودروی خودران ساخت گوگل دچار سانحه شد. در سال ۲۰۱۷، طرح خودروهای خودران گوگل به Waymo تغییر نام داد. Waymo بعداً در نقش یک تاکسی خودران آزمایش شد [2].

شرکت معدنی ریو تینتو در حال حاضر از ۵۳ کامیون سنگ معدن به صورت خودران استفاده می‌کند که تا زمان این گزارش ۲.۴ میلیون مایل طی کرده و ۲۰۰ میلیون تن مواد را حمل کردند [39, 40]. این کامیون‌ها هنوز به سفرهای دورتر از معادن در آمریکا عادت ندارند و برای این هدف به زمان بیشتری نیاز است. این نشان می‌دهد که شرکت‌ها در حال حاضر این کار را برای افزایش کارایی انجام می‌دهند.

با پیشرفت‌ها به سمت کشتی‌های بدون سرنشین، بسیاری از فناوری‌ها و هوش مصنوعی باید برای ایجاد چنین فناوری بزرگ و هوشمند از یادگیری ماشین استفاده کنند. رولزرویس بیش از ۱۰ سال است که در تلاش برای تکمیل این نوع فناوری است. هدف این است که تا دهه ۲۰۳۰ کشتی‌های به طور کامل خود مختار عملیاتی شوند. این شرکت با کمک یادگیری ماشین و همکاری با گوگل و اینتل قطعاً قادر به انجام این کار خواهد بود.

در دسامبر ۲۰۱۸، رولزرویس اولین سفر به طور کامل خود مختار جهان را در فنلاند در مسیری به طول ۱ مایل در دریا انجام داد. این شرکت در طول آزمایش از یک کشتی دولتی استفاده کرد و با استفاده از هوش مصنوعی، کشتی در مسیر خود از موانع عبور کرد و توانست با موفقیت پهلو بگیرد. به لطف سامانه‌های هوش مصنوعی نصب شده بر روی کشتی، این کشتی قادر به حرکت در آب‌های خروشان، و در برف و بادهای شدید در زمستان هم بود. این یک شاهکار شگفت‌انگیز است که رولزرویس توانست آن را انجام دهد و در آینده نزدیک به پیشرفت هوش مصنوعی ادامه خواهد داد.

از آنجایی که پیشرفت فناوری در چند دهه گذشته به سرعت تغییر کرده است، بهبود الگوریتم‌های هوش مصنوعی به سامانه یادگیری ماشین در کشتی، به ویژه قابلیت تشخیص تصویر موجود کمک می‌کند. حسگرها در اطراف کشتی نصب شده تا سطح خطر اشیاء را تعیین کنند و می‌توانند در مواقع لزوم آن را دور بزنند و حتی اشیاء بر اساس میزان خطرناک بودن آنها طبقه‌بندی شوند.

این کار برای هدایت و سفر کشتی‌ها بسیار دلهره آور، و تقریباً غیرممکن به نظر می‌رسد. چرا که در مقایسه با خودروی خودران قابل مقایسه نیست. زیرا در خودرو، فقط یک نفر تعویض می‌شود، در حالی که در کشتی‌های کانتینری، ممکن است یک تیم خدمه ۲۰ نفره با هوش مصنوعی جایگزین شوند. ناوبری و کنترل هم برای خودرو و هم برای کشتی ضروری است اما با کشتی‌ها، تمرکز بر آنچه در داخل، و پایین عرشه می‌گذرد نیز وجود دارد. با تمام این پیچیدگی‌ها، شرکت رولزرویس در حال کشف این فناوری‌ها است.

محموله و امنیت هر دو برای کشتی و ایمن ماندن از افرادی مانند دزدان دریایی، بسیار مهم است. یادگیری ماشین از یک نرم افزار مبتنی بر شبکه عصبی استفاده می کند که توسط برنامه های جستجوی تشخیص صدا و تصویر پشتیبانی می شود. به طور دقیق تر، این بدان معنی است که کشتی از قبل می داند که با دیدن یک شیء خطرناک چه کاری انجام دهد. به دلیل یادگیری ماشین و کمک به اشتراک گذاری داده ها با دیگر کشتی های خود مختار، کشتی (ها) از قبل می دانند چه کاری باید انجام دهند.

هوش مصنوعی این توانایی را دارد که داده ها را با کشتی های دیگر در سراسر جهان به اشتراک بگذارد و گزینه های دیگری را نیز پیش از دور شدن از یک شیء یا حتی تنظیم مسیر، به سرعت در نظر بگیرد. با تمام نکات مثبت در طرح کشتی های خودران، اما چالش هایی وجود دارد که شرکت رولزرویس با آن روبرو است. برخی از آنها مانند مشکلات خاص ناوبری، برنامه نویسی و آموزش هوش مصنوعی برای هدایت کشتی های کانتینری صد هزار تنی و پهلوی گرفتن در اسکله و در نهایت قوانین و دستورالعمل های خاص در سطح ملی، بین المللی و خصوصی از جمله این چالش ها است [2].

سطوح هوشمندی در خودروهای خودران

در وسایل نقلیه خودران که امروزه ساخته می شوند، فناوری های هوش مصنوعی بسیار زیادی وجود دارد. فنونی مانند تشخیص صدا، کنترل حرکات^۱، ردیابی چشم و سایر سامانه های نظارتی برای رانندگی، نقشه برداری و سامانه های ایمنی، همگی روش هایی هستند که از طریق هوش مصنوعی در خودروهای خودران و حتی برخی از وسایل نقلیه معمولی امروزی استفاده می شوند. فناوری های اصلی هوش مصنوعی در خودروهای خودران شامل برخی از الگوریتم های پیشرفته یادگیری ماشین مانند شبکه های عصبی مصنوعی، یادگیری عمیق و الگوریتم های ژنتیک است. این فناوری ها در هوش مصنوعی با استفاده از حسگرها و کنترل کننده ها ترکیب می شوند تا به خودروهای خودران در پارک خودکار، و جلوگیری از برخورد و هدایت سرعت کمک کنند. وسایل نقلیه خودران به سطوح مختلفی طبقه بندی می شوند. اداره ملی ایمنی ترافیک بزرگراه ها در آمریکا یک معیار شش سطحی را برای تعیین سطوح خودکارسازی خودروهای خودران تعریف نمود.

¹ Gesture Controls

جدول ۶.۴ سطوح ارزیابی خودروهای خودران

سطوح صفر و یک	خودکار سازی در سطح محدود است.
سطح دو	سامانه هوشمند به کمک راننده، فرمان و سرعت را هدایت می‌کند.
سطوح سه و چهار	هنوز دارای ویژگی‌هایی می‌باشد که راننده می‌تواند ماشین را کنترل کند. اما در یک سفر ایده آل، هیچ دخالت انسانی وجود نخواهد داشت.
سطح پنج	تمام عملیات خودکار و هوشمند است. همزمان جاده‌ها هم باید تجهیز شوند

با وجود کمک‌های جزئی، کروزر کنترل انعطاف پذیر و سایر کمک‌های فناوری، اکثر خودروهای پیشرفته موجود در جاده‌ها، در سطح ۰ یا ۱ قرار دارند. در این دو سطح، خودکار سازی در سطح محدود است.

در سطح ۲، سامانه هوشمند به کمک راننده، فرمان و سرعت را هدایت می‌کند. به عنوان مثال، وسایل نقلیه تسلا در سطح ۲ قرار دارند. آنها می‌توانند بسیاری از عملکردهای خودکار را بر اساس شرایط محیطی انجام دهند، اما به میزان مناسبی از تعامل انسانی نیاز دارند. در این سطح، به راننده کمک می‌شود تا برخی عملیات اساسی را خود انجام دهد. طرح شرکت آئودی در سطح ۳ قرار دارد. با این حال راننده هنوز مداخله می‌کند، اما در یک سفر ایده آل، هیچ دخالت انسانی وجود نخواهد داشت.

پیشرفته ترین وسایل نقلیه خودران در سطح ۴ و ۵ قرار دارند و تمام عملیات خودکار و هوشمند است. شرکت‌هایی که با تحقیق و توسعه برای این نوع وسایل نقلیه درگیر هستند، آماده بودن جاده‌ها را برای یک دهه آینده پیش‌بینی می‌کنند.

انواع مختلفی از روش‌های یادگیری ماشین در وسایل نقلیه خودران و حتی وسایل نقلیه معمولی استفاده شده و امروزه بشر از همه این فناوری‌ها استفاده می‌کند. در اکثر سامانه‌های خودران، یک ویژگی اصلی گنجاندن الگوریتم‌های شبکه عصبی است. این به خودرو اجازه می‌دهد تا از داده‌های ورودی که دریافت می‌کند، یاد بگیرد. یکی از چیزهایی که وسیله نقلیه می‌تواند بیاموزد این است که به دنبال الگوهای نشانگر خط و علائم ترافیکی باشد. دوربین‌ها و حسگرها به شدت مورد استفاده قرار می‌گیرند تا خودروی خودران بتواند مکان و محیط اطراف را به خوبی تشخیص دهد.

روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک به خودرو کمک می‌کنند از طریق تجربه یاد گرفته و سپس تصمیم بگیرند. در نتیجه خودروی خودران، بر اساس داده‌های قبلی، می‌تواند تصمیم بگیرد، و این منجر به افزایش ایمنی و سایر مزایای بالقوه در این

خودروها می‌شود. در شبکه‌های عصبی که شبکه‌ای از نورون‌های محاسباتی به هم متصل هستند، با تطبیق وزن‌ها، آنها را می‌توان طوری آموزش داد که تقریباً هر تابع غیر خطی را با درجه‌ای از دقت، اجرا کنند [2].

یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که با الگوریتم‌های الهامی از ساختار و عملکرد مغز انسان به نام شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ مرتبط است [41]. دلیل اینکه یادگیری عمیق در خودروهای خودران به طور گسترده‌تری نسبت به سایر فناوری‌ها مانند یادگیری مبتنی بر قوانین استفاده می‌شود، این است که در مقایسه با استفاده از سایر فناوری‌ها، هنگام استفاده از یادگیری عمیق، سرعت بهبود فوق‌العاده است.

اگرچه مهندسان، داده‌های بی‌شماری را در سایر فناوری‌های یادگیری ماشین قرار می‌دهند، اما در برخی مواقع هوش مصنوعی به سطح بالایی در یادگیری می‌رسد و از آن به بعد پیشرفتی صورت نمی‌گیرد. اما زمانی که از یادگیری عمیق استفاده می‌شود، وضع ثابت در یادگیری رخ نمی‌دهد. به عبارت دیگر، با اضافه شدن داده‌های بیشتر به فناوری یادگیری عمیق، عملکرد یادگیری بهتر و بهتر می‌شود. برای توسعه یادگیری عمیق در خودروی خودران از روش شبیه‌سازی استفاده می‌شود. مهندسان شبیه‌سازهایی را برای یادگیری عمیق راه‌اندازی می‌کنند و نرم‌افزارهایی را می‌سازند که با چندین میلیون تکرار، شبیه‌سازی انجام شود.

یکی از طرح‌های بزرگی که در یادگیری عمیق برای خودروی خودران، از شبیه‌سازها استفاده کرده، Waymo است. در این طرح به شدت در شبیه‌سازی سرمایه‌گذاری شد و بیش از یک میلیارد مایل رانندگی از طریق شبیه‌سازی رایانه‌ای تجربه شده است. بنابر این، با پیشرفت شبیه‌سازی، نرم‌افزار یاد می‌گیرد هنگام مواجهه با موقعیت‌های مختلف در جاده، تصمیمات منطقی بگیرد. از آنجا که در ساخت خودروهای خودران، رفتارهای رانندگی مشابه انسان‌ها هنوز نقش مهمی دارد، توسعه فناوری یادگیری عمیق آن چیزی است که بسیاری از شرکت‌ها و مهندسان باید آن را بیشتر توسعه دهند.

فناوری یادگیری عمیق را می‌توان در سطوح مختلف وسایل نقلیه خودران به خصوص برای سطوح ۴ یا ۵ که رانندگی به طور کامل خودکار است اعمال کرد. با این حال، آن را می‌توان برای وسایل نقلیه خودران سطوح ۲ یا ۳ که هنوز برای رانندگی به انسان نیاز دارند، به کار برد. اگر چه از سامانه یادگیری عمیق به عنوان عامل اصلی برای رانندگی یک خودرو استفاده نمی‌شود، اما این می‌تواند به عنوان کمک راننده در وسایل نقلیه خودران سطوح ۲ یا ۳ استفاده شود. امروزه

¹ Artificial Neural Networks

استفاده از سامانه‌های یادگیری عمیق به عنوان کمک راننده در دنیای واقعی، به سهولت دیده شده است.

شبکه‌های حسگر و محرک بی‌سیم^۱ از گروهی از حسگرها تشکیل شده‌اند که اطلاعات محیط و محرک‌های خود را جمع‌آوری می‌کنند. مهمترین عامل این سامانه هماهنگی بین شبکه‌های حسگر بی‌سیم و محرک‌ها است. هنگامی که این سامانه در یک خودروی خودران قرار می‌گیرد، حسگرهای دو طرف خودرو فاصله بین وسیله نقلیه و موانع را اندازه‌گیری می‌کند.

شبکه‌های محرک در رایانه اصلی خودرو که در خودرو قرار دارند، داده‌های حسگرها را تجزیه و تحلیل و نقشه‌های ذخیره شده را با هم مقایسه می‌کنند تا دستور کنترل خودرو برای جلوگیری از برخورد اتخاذ شود. شبکه‌های حسگر و محرک بی‌سیم می‌توانند بدون هیچ مداخله و علی‌رغم محدودیت‌های سخت‌افزاری در حسگرها، اشیا و محیط را حس و استدلال کنند و به عنوان یک گروه با هوش غیر متمرکز واکنش نشان دهند. یک حسگر CMOS جهت تشخیص مسیر برای حفظ خط مرکزی جاده از طریق تجزیه و تحلیل تصویر است، و بازخورد سرعت منجر به تشکیل یک سامانه کنترل به نام کنترل مدار بسته^۲ می‌شود. دوربین خودروهای خودران تصویر جاده را می‌گیرد و سپس یک سامانه کنترل فازی می‌تواند ترافیک خودروها را در طول جاده کنترل کند. کنترل فازی مبتنی بر جستجوی گروهی برای جستجوی پارامترهای کنترل کننده فازی طراحی شده و در زمان پارک کردن خودرو استفاده می‌شود که نزدیک‌ترین مسیر محاسبه شده نسبت به مسیر مورد نظر را با حداقل خطا به دست می‌آورد. این سامانه می‌تواند مسیر بهینه پارکینگ را بر اساس فضای پارک، محیط اطراف و زمان پارک محاسبه کند، سپس سرعت هر چرخ خودرو را کنترل می‌کند تا اطمینان حاصل شود که وسیله نقلیه می‌تواند با دنبال کردن مسیر پارک به طور خودکار به محل پارک دست یابد.

سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در وسایل نقلیه خودران راه‌حل‌ها را یاد می‌گیرند و «فکر» می‌کنند و بر اساس الگوریتم‌ها و شبکه‌های عصبی تصمیم می‌گیرند. علاوه بر فناوری ساخته شده در خودرو، عامل مهم دیگر تجربه بر مبنای ورودی داده است. داده‌ها یا اطلاعات مورد استفاده برای پشتیبانی از هوش مصنوعی را می‌توان در دو بخش طبقه‌بندی کرد [2]:

- بخش اول داده‌ها یا اطلاعات محیط بیرونی است. این داده‌ها ممکن است نقشه، وضعیت جاده، تصویر بیرونی یا وضعیت ترافیک باشند. این اطلاعات به رایانه اصلی خودرو کمک می‌کنند تا بر اساس شرایط واقعی تصمیم بگیرند.

¹ Wireless Sensor and Actuator Networks (WSAN)

² Closed-loop Control

- بخش دوم داده‌های داخلی است. این داده‌ها توسط یک الگوریتم یا فرمول، توسط رایانه خودرو پردازش می‌شوند. این داده‌ها می‌توانند به خودروهای خودران کمک کنند تا شرایط رانندگی را تجزیه و تحلیل کنند.
 - به عنوان مثال، در پارک کردن خودکار، داده‌های زیادی برای پشتیبانی از فناوری هوش مصنوعی وجود دارد. پارک خودکار را نیز می‌توان به سه مرحله تقسیم کرد [2]:
 - مرحله اول: استفاده از یک حسگر برای تشخیص فاصله خودرو تا پارکینگ و ایجاد نقشه دو بعدی از محیط،
 - مرحله دوم: برنامه ریزی مسیر بهینه برای پارک خودرو بر اساس نقشه محیطی دو بعدی،
 - مرحله سوم: تخمین مسیر حرکت خودرو در زمان اجرا و ردیابی مسیر پارک برنامه‌ریزی شده توسط کنترل کننده پارک خودکار.
- بنابر این در این مثال، نقشه دو بعدی از دسته داده‌های خارجی است و الگوریتم جستجوی مسیر بهینه پارک خودرو با استفاده از داده‌ها یا اطلاعات داخلی رخ می‌دهد.
- خودروهایی که شرکت‌هایی مانند اوپر، گوگل یا تسلا طراحی کرده‌اند، در درجه اول وسایل نقلیه خودران سطوح ۳ و ۴ هستند، به این معنی که هنوز دارای ویژگی‌هایی می‌باشند که راننده می‌تواند ماشین را کنترل کند. برای اینکه بشر بتواند وسایل نقلیه خودران سطح ۵ را پیاده‌سازی کند، که خودروهای به طور کامل خود مختار و بدون کمک راننده انسانی هستند، سال‌ها و میلیون‌ها مایل باید با این وسایل نقلیه آزمایش شود زیرا شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک در این خودروها، برای تصمیم‌گیری در دنیای واقعی، به کسب تجربه و اطلاعات کافی نیاز دارند. این فناوری‌ها در وسایل نقلیه خودران زندگی و مرگ انسان را تعیین می‌کنند، و به همین منظور، الگوریتم‌ها، شبکه‌های عصبی و سایر سامانه‌های هوش مصنوعی مهم هستند. در نتیجه آموزش و یادگیری ماشین، تا آنجا که مقدور است ادامه یافته و تجربیات زیادی جمع‌آوری می‌شود، تا بتوانند در برابر هر مانع و شرایطی به خوبی تصمیم گرفته و راه حل‌ها را برای هر موقعیتی در جاده تجزیه و تحلیل کنند.

برنامه‌های شرکت تسلا برای خودروهای خودران

تسلا به سرعت در بازار خودروهای خودران وارد شده و نقش آفرینی می‌کند. کار آفرین و مهندس فناوری، آقای ایلان ماسک، به عنوان یک سرمایه گذار اولیه به این شرکت پیوست و تامین مالی سری الف را رهبری کرد و چندین نقش دیگر را نیز بر عهده گرفت. پس از تلاش‌های ناموفق جنرال موتورز در اواخر دهه ۱۹۹۰ و اوایل دهه ۲۰۰۰، برنامه آن‌ها این بود که با یک خودروی اسپورت پر حاشیه و با عملکرد بالا، با هدف از بین بردن عیب خودروهای الکتریکی شروع کنند.

تا زمانی که شرکت‌های دیگر یک قدم به جلو بردارند، آینده هوش مصنوعی در بخش سفر در حال حاضر به تسلا تعلق دارد، زیرا ایلان ماسک در کنار خودروهای خودران، برنامه‌های بیشتری برای ارتقای تجربه سفر از طریق فناوری‌ها و قابلیت‌هایی مانند هایپر لופ^۱ به عنوان سریع‌ترین سامانه حمل و نقل جهان، و تونل شرکت Boring در دست دارد.

در کنار خودروهای خودران، آقای ماسک یکی از بنیانگذاران OpenAI است، یک سازمان تحقیقاتی که برای اطمینان از توسعه و استقرار هوش مصنوعی به روشی ایمن و قابل مدیریت است، و با هدف به حداقل رساندن هرگونه مخاطرات ناشی از روبات‌ها که حیات انسان را تهدید می‌کند ایجاد شده است.

در بخش جمع‌آوری داده‌ها، تسلا در حال شکست دادن تمام رقبا است. در واقع، هر وسیله نقلیه‌ای که تا به حال توسط تسلا فروخته شده، با این ظرفیت ساخته شده که روزی خودران شود. تسلا داده‌های خود را از همه وسایل نقلیه خود و همچنین رانندگان آنها، و با حسگرهای داخلی و خارجی جمع‌آوری می‌کند تا تجربیات و اطلاعات مرتبط با قرار گرفتن دست راننده روی ابزار هدایت و نحوه کار با آن‌ها به دست آید. تسلا تمرکز خاصی بر گردآوری، تجزیه و تحلیل و توسعه داده‌ها دارد و به آن افتخار می‌کند.

قابلیت خودروی خودران تسلا دارای سخت‌افزاری است که امکان سفرهای کوتاه و طولانی را بدون نیاز به هیچ اقدامی از جانب صاحب آن فراهم می‌کند. تنها کاری که کاربر باید بکند این است که بنشینند و بگویند کجا می‌خواهد برود. اگر چیزی نگویند، هوش مصنوعی اطلاعات را از برنامه‌های دیگر مانند تقویم و قرارهای مسافر جمع‌آوری می‌کند. وقتی به مقصد رسید، کاربر از خودرو پیاده می‌شود و خودرو وارد حالت جستجوی پارک می‌شود و خود را در یک نقطه پارک می‌کند. در مرحله بعد تنها کاری که مسافر انجام می‌دهد این است که روی تلفن خود ضربه بزند تا خودرو به وی نزدیک شود.

¹ Hyperloop

مؤلفه‌هایی که در هوش مصنوعی برای ایجاد خودروهای خودران در تسلا در نظر گرفته می‌شوند به اختصار عبارتند از [2]:

- سخت افزار: تراشه‌های سیلیکونی که کل نرم افزار خودران را از قابلیت تا عملیات هدایت می‌کند. چندین کار مختلف با این تراشه‌ها انجام می‌شود.
- شبکه‌های عصبی: شامل ۴۸ شبکه است که همه موضوعات مورد نیاز در رانندگی از جمله برخورد خودرو یا عابران پیاده را پیش‌بینی می‌کند. شبکه‌های عصبی یاد می‌گیرند تا اساساً برای ادراک و کنترل و شناسایی اشیاء استفاده شوند. شبکه عصبی، از طرح جاده و اشیاء سه بعدی فیلم می‌گیرد.
- الگوریتم‌های خودران: این الگوریتم‌ها برای دریافت و تجزیه و تحلیل داده‌ها از حسگرهای خودرو استفاده می‌کنند. سپس از این داده‌ها برای ایجاد راه‌حلی در خودرو استفاده می‌شود که در هر موقعیت واقعی به کار گرفته شوند.
- مبانی کد نویسی: برای گرفتن داده‌ها با حجم بسیار بالا از حسگرها و به اشتراک گذاری آنها با سایر سامانه‌ها حتی کاربران، از کد نویسی نرم افزاری استفاده می‌شود. آنها محیط دنیای واقعی را شبیه‌سازی می‌کنند تا نرم افزار، حالت خودکار را تغذیه کند.
- زیرساخت‌های ارزیابی: ابزارهایی هستند که تسلا برای پیگیری و ارزیابی عملکرد و پیشرفت‌ها استفاده می‌کند.

اینها بخشی از عملکردهای مورد انتظار در خودروهای خودران تسلا است. اما کاربران نمی‌دانند که هنوز باید دست خود را روی فرمان داشته باشند، حتی اگر تسلا آنها روی حالت کاملاً خودکار باشد.

برنامه‌های شرکت اوبر^۱ برای خودروهای خودران

در مارس ۲۰۰۹، اوبر در سانفرانسیسکو آمریکا راه‌اندازی و به بزرگترین شرکت اشتراک گذاری سواری تاکسی در جهان تبدیل شد. یکی از با ارزش‌ترین دارایی‌های اوبر داده است که مزیت رقابتی کلیدی در کسب‌وکار این شرکت می‌باشد. بنابر این، با استدلال اوبر این شرکت یک سکوی فناوری است و تنها شرکت حمل و نقل نیست. اوبر متعهد به توسعه فناوری‌هایی مانند هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است تا چشم‌انداز ایجاد تجربیات بی‌نظیر و تاثیرگذار برای مسافر را در زمانی که کسب‌وکار اصلی اوبر به عنوان یک سکوی فناوری خدمت می‌کند، محقق شود.

اوبر یکی از شرکت‌های پیشرو در صنعت حمل و نقل است که می‌خواهد هوش مصنوعی را به کار گیرد، زیرا هوش مصنوعی بسیاری از فناوری‌ها و خدمات زیربنایی سکوی اوبر را تقویت

¹ Uber

می‌کند. هدف تیم‌های مهندسی و علم داده این است تا تجربه کاربر را در سرتاسر مدل کسب‌وکارشان بهتر کنند. در خط مقدم تلاش اوبر برای توسعه و به کارگیری هوش مصنوعی پیشرفته، سکوی تحقیقاتی هوش مصنوعی اوبر است. این سکوی هوش مصنوعی برنامه‌های نرم‌افزاری را در بینایی رایانه‌ای، یادگیری عمیق، الگوریتم‌های بهینه‌سازی، پردازش زبان طبیعی، حسگر موقعیت یاب هوشمند و غیره به کار می‌گیرد.

طرح‌های هوش مصنوعی اوبر به منظور افزایش پوشش، دقت، سرعت و مکان انجام می‌شوند. این برنامه‌ها از محدودیت‌های موقعیت یاب جغرافیایی فراتر رفته و اطلاعات دقیق‌تری از مکان را برای راننده و مسافر فراهم می‌کند تا یکدیگر را پیدا کنند. همه اینها ممکن است، زیرا هوش مصنوعی با سرعت بالایی پیشرفت می‌کند و می‌تواند از اکثر سامانه‌های موقعیت یاب جغرافیایی جهانی پیشی بگیرد تا درک بهتری از آنچه باید با داده‌های یافت شده انجام داد را ارائه دهد.

اوبر می‌تواند تقاضاهای سفر را بسته به زمان و مکان تخمین بزند. سامانه‌های هوشمند به راننده کمک می‌کنند تا از زمان و مکان بیشترین تقاضا در یک منطقه خاص آگاه شوند و اطمینان می‌دهد که راننده کافی در محل مورد تقاضا وجود دارد.

هوش مصنوعی به روند یافتن مسافرهایی که نزدیک به مکان پایانی هر سفر هستند کمک و سرعت می‌بخشد. اوبر متوجه شد که وقتی شروع به پیاده‌سازی این فناوری‌ها کرد، شاهد پیشرفت‌هایی در پیش‌بینی تقاضا و تجربه‌های بسیار بهتری برای خدمت به مشتریان خود بودند. یادگیری ماشین در سامانه‌های اوبر می‌تواند الگوهای معناداری را در داده‌ها کشف کند و به مشتری کمک کند تا تجربه بهتری داشته باشد. مسافر نمی‌خواهد وقت خود را در ترافیک تلف کند. یادگیری ماشین می‌تواند با پیش‌بینی تقاضا و سپس آماده‌سازی راننده‌ها در محل‌های مورد نیاز و پیش‌بینی‌شده، این مشکل را برطرف کند.

اوبر همچنین از یادگیری هوش مصنوعی برای تشخیص تقلب، ارزیابی مخاطرات، فرآیندهای ایمنی، هزینه‌های بازاریابی و تخصیص منابع، و تطبیق راننده‌ها و مسافرها استفاده می‌کند. در آینده، اوبر می‌خواهد با مدل‌های یادگیری ماشین، ایده‌های مربوط به خودروهای خودران، هوانوردی شهری و شهرهای بهینه شده را به واقعیت تبدیل کند و در عین حال خیابان‌ها را برای وسایل نقلیه و عابران پیاده ایمن‌تر نماید [2].

برنامه‌های شرکت وی‌راید^۱ برای خودروهای خودران

علاوه بر تجربیات تسلا و اوبر، این بخش به یکی دیگر از شرکت‌های برتر خودروهای خودران به نام وی‌راید می‌پردازد. این شرکت در سال ۲۰۱۷ با دفتر مرکزی جهانی خود در یکی از شهرهای چین و بعد در آمریکا آغاز به کار کرد. این شرکت با تیم بیش از ۸۰۰ نفری خود در تحقیق و توسعه فناوری، تجاری سازی و عملیات مختلف شرکت مشغول است.

شرکت وی‌راید همچنین دارای تجربیات عملی مهمی در سطح بین‌المللی است و تا سال ۲۰۲۱، مسافت پیموده شده خودران‌های آن به بیش از هشت میلیون کیلومتر رسید و هر روز در حال افزایش است. وی‌راید به عنوان پیشروترین شرکت فناوری خودروهای خودران در سطح چهار، متعهد به ایجاد گونه‌ها، مدل‌ها، و تجربیات جدید برای شهرهای هوشمند است. وی‌راید روی سه طرح تاکسی‌های بدون راننده^۲، اتوبوس‌های کوچک خودران^۳ و وسایل نقلیه باری درون شهری خودران^۴ متمرکز شده است [2].

آینده خودروهای خودران

با وسایل نقلیه خودران بیشتر و بیشتر در جاده‌ها، می‌توان روندها یا پیشرفت‌های آینده با تغییرات اساسی در جهان را شناسایی کرد. بازار خودروهای خودران در حال حاضر در مقایسه با سایر بازارها هنوز نسبتاً کوچک است. تخمین این است که تا سال ۲۰۲۶، بازار جهانی خودروهای خودران به ۵۵۶.۶۷ میلیارد دلار با نرخ رشد مرکب سالانه ۳۹.۴۷ درصد افزایش یابد. دلیل این رشد این است که بسیاری از شرکت‌های بزرگ میلیون‌ها و حتی میلیاردها دلار با هدف ایجاد و توسعه فناوری‌های هوش مصنوعی برای استفاده در وسایل نقلیه خودران سرمایه‌گذاری می‌کنند. اگرچه گوگل و تسلا بازیگران بزرگی در این بازار هستند، اما شرکت‌های دیگری مانند آمازون، اپل، اوبر، بی ام و و آئودی در حال سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی و پیاده‌سازی این فناوری در وسایل نقلیه خود هستند. در کنار شرکت‌های بزرگ، دولت‌ها از جمله آمریکا در سال ۲۰۱۸ حدود ۱۰۰ میلیون دلار برای تحقیق و توسعه وسایل نقلیه خودران تخصیص داده است. یکی از تمرکزهای اصلی دولت آمریکا با این بودجه‌ها، ارزیابی ایمنی این خودروها می‌باشد. این فناوری نسبتاً جدید است و هنوز در مراحل آزمایشی است. رشد بازار برای وسایل نقلیه خودران بسیار

¹ WeRide

² Robotaxi

³ Mini Robobus

⁴ Robovan

بالا است و بسیاری از شرکت‌ها و حتی دولت‌ها نیز شاهد ظرفیت عظیم هوش مصنوعی برای وسایل نقلیه هستند.

بر اساس مطالعات دانشگاه کلمبیا شرکت اوبر با ناوگانی متشکل از ۹۰۰۰ خودروی خودران، می‌تواند جایگزین هر تاکسی در شهر نیویورک شود و مسافران به طور متوسط ۳۶ ثانیه برای سوار شدن شدن و تنها نیم دلار در هر مایل هزینه خواهند کرد. این یک تغییر بزرگ در حمل و نقل درون شهری و چیزی است که در سرتاسر جامعه شوک ایجاد می‌کند. مدیرعامل اوبر به طور علنی اعلام کرد که همه رانندگان خود را با خودروهای خودران جایگزین خواهد نمود [2].

هوش مصنوعی در صنایع کشاورزی

در محیط رو به گرم‌تر شدن کره زمین و جمعیت رو به رشد امروزی، اشیاء متصل و هوش مصنوعی یک مزیت هستند. استفاده از آنها به کشاورزان اجازه می‌دهد تا مزارع خود را بهتر مدیریت کنند. جمع‌آوری داده‌ها در مورد وضعیت محصولات، پیش‌بینی‌های آب و هوایی، یا حتی پارامترهایی مانند دما یا رطوبت در قلب مفهوم کشاورزی هوشمند نهفته است [7].

سهم اصلی هوش مصنوعی و قابلیت‌های آن همراه با سایر فناوری‌های نوین در کشاورزی، کمک به بازیگران صنعت در تصمیم‌گیری است و به آنها امکان می‌دهد تولید و در نتیجه بازدهی خود را بهینه کنند. در اینجا به برخی تجربیات منتشر شده از کاربردها و نوآوری‌های مرتبط با هوش مصنوعی در صنعت کشاورزی اشاره می‌شود:

سامانه Farmwave کشاورزان را در فرآیند تصمیم‌گیری در مورد مزارع خود توانمند ساخته است. این راه حل با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر دید و هوش مصنوعی در لبه می‌تواند آسیب و بیماری آفات را از طریق تصویربرداری شناسایی کند [17].

برنامه کاربردی Plantix راه حلی برای کمک به کشاورزان و کارگران کشاورزی برای افزایش بهره‌وری است. به لطف این برنامه کاربردی قابل نصب روی تلفن‌های همراه، کشاورزان می‌توانند از محصولات خود عکس بگیرند و اطلاعات آزمایشگاهی دقیقی به دست آورند. این برنامه می‌تواند محصولات و محیط‌های آلوده را تشخیص داده و درمان مناسب را پیشنهاد کند [18].

برخلاف راه‌حل‌های اشاره شده که به تصویربرداری متکی هستند، برخی دیگر از سامانه‌ها از جمع‌آوری داده‌ها و هوش مصنوعی برای ارائه مدل‌ها و پیش‌بینی‌هایی استفاده می‌کنند که به کشاورزان کمک کنند تا بدانند چگونه بهره‌وری محصولات خود را بهینه نمایند. سامانه CropX رطوبت، دما و هدایت الکتریکی خاک را اندازه‌گیری می‌کند. CropX به کشاورزان کمک می‌کند

تا محصولات خود را نظارت و با ارائه توصیه‌های مناسب از افزایش بهره‌وری اطمینان حاصل کنند. به لطف هوش مصنوعی، CropX از مدل‌های مرتبط با رشد محصول برای یادگیری و درک رفتار محصولات تحت پشتیبانی خود بسته به منطقه استفاده می‌کند. CropX همچنین تصاویر هوایی، نقشه‌های توپوگرافی و نقشه برداری خاک را برای کمک به کشاورزان در فرآیند تصمیم‌گیری ارائه می‌دهد [19].

سامانه Microstrain [۸] یک سامانه تشخیص محیطی بی سیم است که قسمت‌های اصلی رشد تاکستان‌ها را نظارت می‌کند. اطلاعاتی مانند رطوبت خاک و برگ، تابش خورشید و دما را جمع‌آوری و ادغام می‌کند تا باغ‌های میوه برای مثال انگور را از راه دور کنترل کند و به کشاورزان در مورد شرایط بحرانی هشدار دهد.

علاوه بر ارائه پاسخ به سؤالات صرفاً اقتصادی، هوش مصنوعی و اینترنت اشیا برای ارائه راه حل برای مشکلات پیچیده‌تر در صنعت کشاورزی مورد استفاده قرار می‌گیرند. به عنوان مثال، انطباق روش‌های تولید با تغییرات آب و هوایی یکی از چالش‌های کشاورزی هوشمند است. راه حل aWhere از هوش مصنوعی برای ارائه شناخت دقیق در مورد آب و هوا جهت کمک به کشاورزان، شرکت‌ها، دولت‌ها یا سازمان‌ها برای سازگاری با تغییرات آب و هوایی استفاده می‌کند. بیش از ۱.۹ میلیون ایستگاه هواشناسی مجازی برای تبدیل اطلاعات آب و هوا به اقدام (مانند مدل سازی آفات و بیماری‌ها، توصیه‌های زمان بندی کود، تاریخ کاشت بهینه و غیره) و ایجاد نقشه‌های قوی برای نظارت بر تغییرات آب و هوایی در یک منطقه خاص (در مقیاس جهانی تا محلی) مستقر نموده است.

موضوعات مطرح شده در مفهوم توسعه پایدار یک بعد اجتماعی را نیز در بر می‌گیرد و راهکارهایی نیز برای پاسخگویی به این معضل در خود دارد. به عنوان مثال، برنامه کاربردی PlantVillage Nuru به کشاورزان کشورهای در حال توسعه کمک می‌کند تا بیماری‌های محصول را حتی بدون اتصال به اینترنت تشخیص دهند. Nuru که با همکاری فائو (سازمان غذا و کشاورزی سازمان ملل متحد) و CGIAR (گروه مشورتی تحقیقات بین المللی کشاورزی) توسعه یافته است، این برنامه یک دستیار هوش مصنوعی است که می‌تواند چندین بیماری را در کاساوا، عفونت کرم پاییزی در ذرت آفریقایی، و بیماری‌های سیب زمینی، و بیماری‌های گندم را تشخیص دهد.

بسیاری از پروژه‌های مربوط به پدیده کشاورزی هوشمند به روبات‌ها، پهپادها یا ماهواره‌ها به جای حسگرهای پراکنده متکی هستند. برای مثال، Precisionhawk راه حلی مبتنی بر پهپادها، حسگرها و هوش مصنوعی است. پهپادها داده‌های با کیفیت بالا را از طریق حسگرها برای بررسی،

نقشه برداری و تصویربرداری از زمین‌های کشاورزی جمع‌آوری می‌کنند. سپس نتایج به یک برنامه مستقر در اینترنت ارائه می‌شود.

طرح معروف فناوری رودخانه آبی^۱ روبات‌هایی را ابداع کرده است که می‌توانند به طور دقیق بین «علف‌های هرز» و گیاهان کشت شده با استفاده از هوش مصنوعی تمایز قائل شوند. بر اساس الگوریتم‌های پردازش تصویر، این راه‌حل به کشاورزان اجازه می‌دهد تا سمپاشی را فقط به علف‌های هرز محدود کنند و در نتیجه استفاده از آفت‌کش‌ها را کاهش دهند.

شرکت Taranis به کشاورزان کمک می‌کند تا مزارع خود را نظارت کنند. این راه حل با استفاده از ماهواره‌ها، هواپیماها و هواپیماهای بدون سرنشین با هوش مصنوعی مبتنی بر بینایی، به کارگران اجازه می‌دهد تا از دست دادن محصول به دلیل حشرات، بیماری‌ها و علف‌های هرز را شناسایی و از آن جلوگیری کنند. داده‌ها در گزارش‌ها، نمودارها، نقشه‌ها با شناخت دقیق جمع‌آوری می‌شوند تا فرآیند تصمیم‌گیری را برای کارشناسان مزارع آسان‌تر کند [7].

بهینه‌سازی فرآیند تولید سویا

فرآیند تولید سویا یکی از پیچیده‌ترین و طولانی‌ترین فرآوری‌ها بین انواع محصولات کشاورزی است و تجربیات کاربرد هوش مصنوعی در آن می‌تواند الگوی خوبی برای بسیاری از دیگر محصولات کشاورزی باشد. به همین دلیل در اینجا به این محصول پرداخته شده تا کاربرد هوش مصنوعی در فرآوری بسیاری از محصولات کشاورزی به خوبی درک شود.

طبقه‌بندی تصویر، تشخیص اجسام از جمله قابلیت‌های بینایی رایانه‌ای هستند که برای تعیین تغییرات در ویژگی‌های کیفی دانه‌های سویا پیاده‌سازی شده‌اند. ارزیابی ویژگی‌های دانه سویا، مانند رطوبت و دما همراه با اندازه‌گیری‌های دیگر، مانند رنگ، اندازه، شکل و بافت، می‌تواند استفاده از مواد خام و کیفیت محصولات مشتق شده را بهبود بخشد و در نتیجه مصرف انرژی را کاهش دهد.

فرآیند عادی تولید سویا به این شرح است که دانه‌های سویا روی یک تسمه نقاله از انبار به بخش تمیز کردن منتقل می‌شود. گرد و غبار و ناخالصی‌ها از دانه‌های سویا جدا شده و به مرحله بعد منتقل می‌شود. در مرحله بعد، دانه‌های سویا بین غلطک‌هایی شکسته می‌شوند، جایی که هر دانه سویا به ۶ تا ۸ قطعه تقسیم می‌شود. سویای ترک خورده در نوار نقاله منتقل، حرارت دیده، و خشک می‌شوند. دانه‌های سویا در این فرآیند حالت ارتجاعی بیشتری پیدا می‌کنند، بنابراین

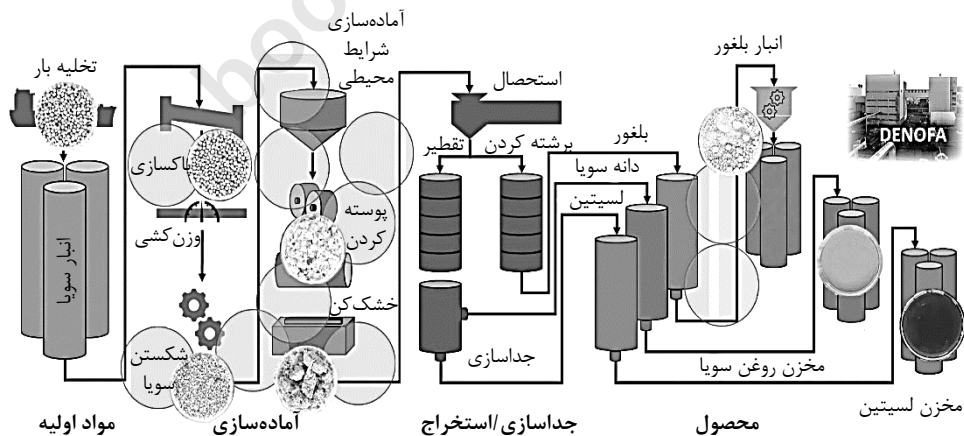
¹ Blue River Technology

در مرحله پوسته پوسته شدن ترک نمی‌خورند. اکنون دانه‌های سویا پوسته شده و به صورت تکه‌های نازک بین یک جفت غلتک هیدرولیک فشرده و پولکی می‌شوند.

در مرحله بعدی بخار مستقیم به پولک‌ها اضافه می‌شود و با فشار بر دانه‌های سویا سلول‌های روغنی در دانه‌های سویا منبسط می‌شوند. پس از آن، به دلیل بخار مستقیم اضافه شده، محتوای آب افزایش می‌یابد و مواد منبسط شده قبل از استخراج با هوای گرم خشک می‌شود.

در فرآیند استخراج، روغن سویا از سویا جدا می‌شود. سپس مخلوط هگزان و روغن سویا به محل تقطیر پمپ شده و کنجاله سویا به برشته کن و عملیات حرارتی منتقل می‌شود. پس از حذف هگزان از روغن سویا، مرحله صمغ زدایی آغاز می‌شود. در اینجا آب اضافه می‌شود تا لسیتین را از روغن سویا جدا کنند. پس از این جدا سازی، این دو محصول برای تبخیر آب در خشک کن‌های جداگانه پمپ شده و سپس محصولات به مخازن ذخیره هدایت می‌شوند. کنجاله سویا باید برشته شده و حرارت داده شود تا هگزان تبخیر، باکتری‌ها نابود، و محصول قابل هضم شود. پس از برشته کردن، در هوای گرم خشک می‌شود و به مخزن نگهداری منتقل می‌گردد. به طور کلی و اجمال، پارامترهای معمولی از جمله دما، رطوبت، رنگ، بافت، وزن و حجم دانه‌های سویا در طول فرآیند تولید باید کنترل شوند.

محتوای آب که به عنوان رطوبت شناخته می‌شود، مهم‌ترین پارامتر در تهیه دانه سویا قبل از مرحله استخراج است. اگر محتوای آب خیلی زیاد باشد، روغن باقیمانده در کنجاله سویا افزایش یافته و بازده روغن نیز کاهش می‌یابد [7].



شکل ۶.۵ جریان فرآیند تولید سویا

جدول ۶.۵ محصولات سویا

سویا با ناخالصی	سویا منبسط شونده (آماده پخت)
سویا پاک شده	بلغور سویا
سویا شکسته	روغن سویا
سویا پولکی	لسیتین سویا

در عصر جدید، با استفاده از قابلیت‌های هوش مصنوعی و سایر فناوری‌های مکمل آن در بخش‌های اجرایی خطوط تولید، از روش بهینه‌سازی برای فرآیند تولید سویا صنعتی، استفاده می‌شود. معماری مرجع سطح بالا در این تحولات از حوزه‌های زیر تشکیل شده است [7]:

- حوزه کنترل: این حوزه شامل انواع شبکه‌های ارتباطی از قبیل بلوتوث، LoRa، و وای فای است، و حسگرهای مختلف، محرک‌ها و زیرساخت‌های پشتیبان را در بر می‌گیرد. ماموریت این حوزه اتصال برای تبادل داده‌ها، پیام‌ها و اطلاعات است.
 - حوزه عملیات: این حوزه شامل وظایف تهیه، استقرار، مدیریت، نظارت، تشخیص، پیش‌بینی و بهینه‌سازی تجهیزات پردازش در لبه است که در محل پیاده‌سازی می‌شوند.
 - حوزه اطلاعات: جمع‌آوری، ترکیب در سطح سامانه، تبدیل، ذخیره‌سازی، بهینه‌سازی و تجزیه و تحلیل داده‌ها از چندین حوزه پیاده‌سازی می‌شود و روش‌های هوش مصنوعی را طی مراحل مختلف تولید سویا برای یادگیری در سطح سامانه، پیاده‌سازی می‌کند. فرآیند تجزیه و تحلیل شامل مدل سازی داده‌ها، پردازش و تجزیه و تحلیل و موتور قواعد^۱ برای پیاده‌سازی ویژگی‌های مختلف است.
 - حوزه برنامه: این حوزه از منطق، قوانین، یکپارچه‌سازی، رابط‌های انسانی و مدل‌های خاص استفاده می‌کند تا عملیات بهینه‌سازی کل سامانه را با تکیه بر اطلاعات موجود در حوزه اطلاعات انجام دهد.
 - حوزه کسب‌وکار: اطلاعات برنامه‌ها، سامانه کسب‌وکار شرکت، منابع انسانی، روابط مشتری، دارایی‌ها، چرخه عمر خدمات، صورت حساب و پرداخت‌ها، برنامه‌ریزی عملیات و زمان‌بندی برای دستیابی به اهداف کسب‌وکار را در این حوزه یکپارچه می‌کند.
- در ادامه شرح کوتاهی از روش‌های اندازه‌گیری پارامترهای سویا و شرایط محیطی برای اندازه‌گیری رطوبت، پروتئین، روغن، رنگ سویا، تحلیل بافت و الگو، و پارامترهای محیطی (مانند دما و فشار) ارائه می‌شود.

¹ Rule Engines

آزمایش غیر مخرب ریز موج^۱ یک روش اندازه گیری غیر تهاجمی^۲ و غیر مخرب است که در آن امواج ریز به یک ماده نفوذ می کنند و از آن می توان برای اندازه گیری میزان آب (رطوبت) استفاده کرد. با نفوذ امواج، خواص دی الکتریک آب^۳ با دما و تکرار تغییر می کند. بنابر این خواص دی الکتریک دانه های سویا بر امواج اشاره شده تأثیر می گذارد در نتیجه محتوای آب را می توان به دقت تعیین کرد. تجهیزات باید از امواج ضعیف استفاده کنند تا دانه های سویا گرم یا تغییر حالت ندهند.

طیف سنجی مادون قرمز نزدیک^۴ نیز یک روش غیر تهاجمی و غیر مخرب است که بر اساس جذب پرتوهای الکترو مغناطیسی عمل می کند. با طیف سنجی مادون قرمز نزدیک، مقدار زیادی داده تولید شده و از روش های شیمی سنجی^۵ روی این داده ها تجزیه تحلیل آماری انجام و اطلاعات مفیدی استخراج می شود. به طور معمول طیف وسیعی از اندازه گیری ها، از جمله بالاترین و پایین ترین میزان آب، روغن یا پروتئین در مواد به دست می آید.

دانه های سویا مقادیر مختلفی از امواج الکترو مغناطیسی مادون قرمز نزدیک را بر اساس ترکیب خود جذب، بازتاب و ارسال می کنند. هر ترکیب (به عنوان مثال، روغن، لسیتین^۶ و آب) به طول موج خاصی از مادون قرمز نزدیک پاسخ می دهد، که این می تواند برای اندازه گیری مقدار روغن، آب (رطوبت) و پروتئین موجود در سویا استفاده شود. کیفیت دانه های سویا را می توان بر اساس رنگ، شکل و ترکیب شیمیایی آنها تعیین کرد، بنابر این طیف سنجی مادون قرمز نزدیک می تواند به شناسایی و تشخیص کیفیت سویا بر اساس ترکیب شیمیایی در روغن، لسیتین و آب کمک کند.

تجزیه و تحلیل تصویر فرا-طیفی^۷ یک روش غیر تهاجمی و غیر مخرب است که مبتنی بر تصویربرداری از طیف الکترو مغناطیسی است و آن را به نوارهای زیادی تقسیم می کند، پس می تواند به طیف وسیعی از طول موج ها فراتر از محدوده مرئی گسترش یابد. تصویر برداری فرا-طیفی، نوارهای طیفی پیوسته^۸ را اندازه گیری می کند. این روش به ظرفیت پردازش نسبتاً بالایی

¹ Microwave Nondestructive Testing (MNDT)

² Non-invasive

³ Dielectric Constant

⁴ Near-infrared (NIR)

⁵ Chemometric

⁶ Lecithin

⁷ Hyperspectral

⁸ Continuous Spectral Bands

برای تبدیل تصاویر پیکسلی به دست آمده به داده‌های قابل خواندن با وضوح طول موج قابل قبول نیاز دارد.

حسگر خازنی^۱ نیز یک روش غیر مخرب بر اساس اصل خازن است که میدان الکتریکی بین دو الکترود را با استفاده از ماده دی الکتریک بین آنها اندازه گیری می‌کند. با جریان یک ولتاژ (DC یا AC) و تحریک الکترودها یک میدان الکتریکی ایجاد می‌شود. این جریان اندازه‌گیری می‌شود تا بر اساس یک مدل فیزیکی به مقادیر تبدیل شده و سطح رطوبت ماده را نشان دهد. البته این روش از نظر دقت و سایر ویژگی‌ها در حال ارزیابی است.

دوربین‌ها می‌توانند تصاویر را در طیف مرئی، مادون قرمز، مادون قرمز نزدیک و فرا-طیفی ثبت کنند تا اندازه و رنگ دانه‌های کامل سویا و بافت دانه‌های خرد شده را بررسی کنند. پردازش تصویر دانه‌های سویا خرد شده چالش برانگیزتر از دانه‌های سویا کامل است، بنابر این به انواع دوربین‌های مختلف و راه حل‌هایی برای شرایط نوری خوب مورد نیاز است.

از حسگرهای دما و فشار با روش‌های کابل یا بی‌سیم برای اندازه‌گیری دما در مراحل مختلف فرآوری سویا استفاده می‌شود. دما و فشار محیط داخلی بسته به مکان، شرایط آب و هوایی و فصول سال متفاوت است و به مراحل فرآیند انجام شده در آن حوزه بستگی دارد. بنابر این هنگام تجزیه و تحلیل داده‌ها از نقاط مختلف در خط تولید سویا، دما و رطوبت پارامترهای حیاتی برای اندازه‌گیری و ملاحظات خواهند بود.

هوش مصنوعی و شبکه اینترنت اشیا صنعتی به شدت بر داده‌های تولید شده در سطح حسگرها متکی هستند و داده‌ها باید سازگار، دقیق و قابل اعتماد باشند. حسگرها برای ارسال داده‌های مرتبط با اندازه‌گیری به سامانه پردازش در لبه جهت اهداف بهینه‌سازی فرآیند، باید دقت لازم و اتصال مناسب داشته باشند. در این فناوری، از داده‌ها برای تجزیه و تحلیل مبتنی بر هوش مصنوعی، و گزارش دهی استفاده می‌شود. داده‌ها نیز از سامانه «کنترل نظارتی و جمع‌آوری داده» موسوم به اسکادا^۲ برای پردازش در لبه در دسترس قرار می‌گیرند.

نقش هوش مصنوعی و اینترنت اشیا صنعتی در فرآیند تولید سویا به ضبط داده‌ها از حسگرها و دوربین‌ها محدود می‌شود. حسگرها میزان آب و رطوبت، دما، و سایر اجزای ظاهری را به دقت اندازه‌گیری می‌کنند. در ضمن سامانه باید راهی برای تایید دقیق بودن قرائت‌ها ارائه دهد. این مستلزم آن است که حسگرها کالیبره شده باشند و بتوانند داده‌ها را حتی در زمانی که عمر باتری کم است و نیاز به گزارش‌های تشخیصی است ارائه دهند.

¹ Capacitive sensing

² Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA)

نظارت بر پارامترهای فرآیند تولید از جمله طراحی مازولار برای سنجش قابل اعتماد بودن در خطوط تولید سویا است. حسگرها و وسایل الکترونیکی مربوطه بسته بندی شده و در مکان امن قرار می گیرند تا در معرض دمای بیش از حد، رطوبت، گرد و غبار و سایر شرایط محیطی قرار نگیرند. در غیر این صورت ممکن است حسگرها، شبکه ها و تجهیزات مربوطه زودتر از موعد آسیب ببینند.

مصرف انرژی برای طول عمر حسگرها، دقت اندازه گیری حسگرها، و الگوریتم های مبتنی بر هوش مصنوعی بسیار مهم است. بنابر این، دوام ابزار و تجهیزات، و قابلیت های ارتباطی با انرژی کافی باید در طراحی این سامانه ها در نظر گرفته شود [7].

شمارش محصولات کشاورزی

شمارش محصول یکی از روش های تخمین بازده محصول است که امروزه در برخی صنایع کشاورزی استفاده می شود. در روش سنتی، یک نمونه تصادفی از مزرعه انتخاب شده و تخمین های مختلف از جمله کیفیت محصول، وزن و میزان بازده آن به روش دستی اندازه گیری می شود. اشکال این روش عدم دقت و مخرب بودن آن است چرا که محصول نمونه از بین می رود. به منظور اصلاح این روش، امروزه از تحلیل تصاویر به کمک هوش مصنوعی برای تخمین نسبتاً دقیق مؤلفه ها و محدود کردن سوگیری های ناشی از نقش انسان استفاده می شود.

الگوریتم تشخیص باید از طریق تصویرهای حاوی محصول همراه با داده هایی شامل محل و سایر پارامترهای دخیل در تجزیه و تحلیل تصاویر باشد. این روش در نوع خود با مشکلاتی همراه است. چون تصاویر گرفته شده در شرایط طبیعی است احتمالاً تغییرات از قبیل نور، فاصله، و پس زمینه، داده های ورودی را با خدشه روبرو می کند. در برخی محصولات، برگ ها می توانند برخی محصولات به خصوص محصولات کوچک از قبیل گیلاس، و انگور و غیره را پنهان کنند، در برخی محصولات که رنگ محصول در دوره ای سبز و هم رنگ برگ ها است کار تشخیص را دشوارتر می کند.

برای تشخیص و شمارش میوه می توان از چندین روش کلاسیک یا استفاده از یادگیری عمیق استفاده کرد. اولین رویکرد ساده استفاده از آستانه پیکسل های تصویر است. با این روش نواحی میوه از بقیه تصویر جدا می شود. این الگوریتم ها سریع هستند، اما محدودیت های متعددی دارند که استفاده از آن ها در میدان را دشوار می کند، مگر اینکه روشنایی زمان تصور برداری کاملاً کنترل شده باشد.

در رویکرد دوم از روش تقسیم‌بندی با خطوط فعال استفاده می‌شود. از این رویکرد برای تشخیص یک محصول در برداشت خودکار استفاده شده است [42]. با این حال، استفاده از این روش در شب با یک منبع نور کنترل شده، که پس زمینه تصویر یعنی آسمان، زمین و ردیف‌های درختان پاک شده، محدود می‌شود.

در رویکرد سوم از یادگیری کلاسیک هوش مصنوعی برای توسعه روش‌هایی جهت تشخیص و شمارش محصول استفاده می‌کنند که نسبت به تغییرات در شرایط نور طبیعی قوی‌تر است. در این رویکرد، یک خروجی دو دویی ایجاد (محصول الف است یا خیر)، سپس این مقدار به پیکسل مرکزی یا کل بلوک تعمیم داده می‌شود. در این رویکرد با تصویر خام کار نمی‌کنند. استخراج ویژگی‌ها یک مرحله ضروری قبل از تجزیه و تحلیل هر بلوک از تصویر است. این روش از محدودیت‌های متعددی رنج می‌برد، از جمله حساسیت به رنگ که بیان‌کننده نوع و کیفیت محصول است و زمان اجرای آن بالقوه طولانی خواهد بود.

برای شناسایی، شمارش، و طبقه‌بندی محصولات کشاورزی علاوه بر یادگیری عمیق از مدل‌های دیگری از قبیل R-CNN، R-FCN و SSD هم استفاده شده است [7]. در فصل یادگیری ماشین در همین کتاب به تفصیل این مدل‌ها، و الگوریتم‌های مورد استفاده در هوش مصنوعی توضیح داده شده است.

تخمین بازده^۱ محصولات کشاورزی

میزان برداشت محصولات کشاورزی به طور قابل توجهی به کیفیت آنها بستگی دارد. بنابر این، شرکت‌های پایین دست باید تصمیمات درستی برای به دست آوردن محصولات کشاورزی با کیفیت بالا بگیرند. یکی از اولین مشکلات تخمین بازده محصولات است. این تخمین منجر به برنامه ریزی درست ظرفیت‌های فرآوری، لجستیک، و نیروی انسانی مورد نیاز خواهد شد.

به طور سنتی، تخمین بازده محصولات کشاورزی با جمع‌آوری محصول از نمونه‌های کوچک به طور تصادفی انجام می‌شود که روش مخرب و یک کار پر زحمت است. این نشان می‌دهد چگونه جمع‌آوری خودکار داده‌ها همراه با هوش مصنوعی می‌تواند منجر به یک تخمین خودکار و غیر مخرب، و سازگار با ویژگی‌های هر درخت محصول باشد.

شرکت‌های پایین دست از تخمین نسبتاً دقیق بازده محصول برای به دست آوردن اطلاعاتی استفاده می‌کنند که در سازماندهی برداشت و اقتصاد کسب‌وکار استفاده می‌شود. بنابر این، برآورد بازده برای سازماندهی برداشت، چه در مزرعه و چه در مراحل بعدی فرآوری محصول ضروری

¹ Yield Estimation

است. امروزه، اکثر کارخانجات پایین دست بازده محصول کشاورزی را در یک قطعه از باغات یا زمین مشخص تخمین می‌زنند. به طور سنتی، شمارش به صورت چشمی توسط یک اپراتور انجام می‌شود که منجر به عدم قطعیت در میزان، و تکرار شمارش‌ها می‌شود. علاوه بر این، وزن محصول هم نیاز به تخمین دارد. این تخمین نیز با استفاده از داده‌های سال‌های قبل صورت می‌گیرد. با این حال، تغییرات مهم موجب انحراف در پیش‌بینی‌ها می‌شود. چرا که میزان محصول در هر درخت و وزن آنها از سالی به سال دیگر متفاوت است.

در برخی مناطق کشاورزی، روش‌های زیادی با استفاده از هوش مصنوعی در سال‌های اخیر تجربه شده است. برخی از روش‌ها مبتنی بر تحلیل تصویر کلاسیک از محصولات در دوره‌های مختلف رشد محصول است که شامل استفاده از الگوریتم‌هایی برای تقسیم‌بندی، تشخیص شکل و استخراج ویژگی‌های خاص محصولات است. از این روش‌ها برای تشخیص پرتقال و فلفل نیز استفاده شده است. رویکرد دیگر مبتنی بر یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی پیچشی است. این نوع شبکه عصبی می‌تواند چندین کار مانند طبقه‌بندی، تقسیم‌بندی یا تشخیص محصول را با یادگیری خودکار حل کند. این رویکرد به جای معیارهای ذهنی و الگوریتم‌های تخصصی توسعه یافته توسط انسان، به مقدار زیادی از داده‌های خام نیاز دارد. از یادگیری عمیق در حال حاضر برای طبقه‌بندی و تشخیص میوه‌ها استفاده می‌شود. در اینجا به روش‌های مختلف تشخیص کیفیت و تخمین بازده محصولات کشاورزی اشاره می‌شود.

تشخیص کیفیت محصولات کشاورزی اولین گام برای تخمین خودکار بازدهی است. سپس تبدیل شمارش به وزن در هر درخت و در هکتار منجر به برآورد بازدهی کلی می‌شود. مزایای تجزیه و تحلیل تصویر این است که می‌تواند به سرعت مقادیر زیادی از داده‌ها را پردازش کند تا از انتخاب نمونه‌های تصادفی و روش‌های مخرب در این زمینه جلوگیری شود. با این حال، در روش‌های خودکار برخی اشکالات از قبیل تشخیص دانه‌های پنهان محصول و تخمین تعداد جوانه‌ها در استفاده از تصاویر دوبعدی گزارش شده است.

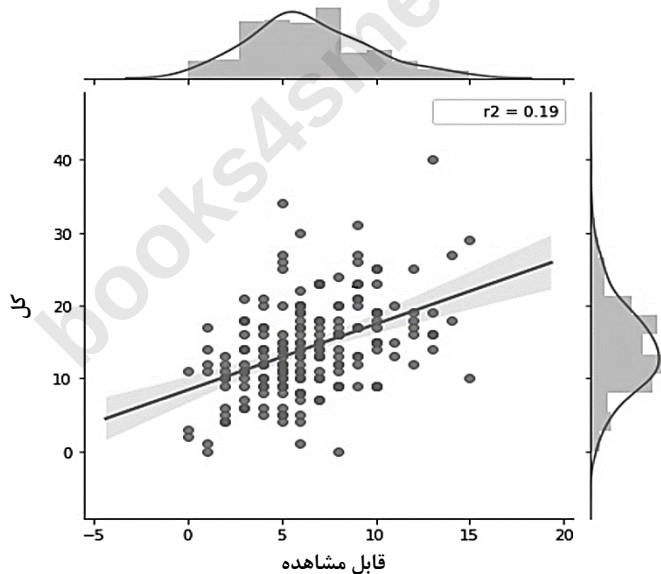
در سال ۲۰۱۹، در اتحادیه اروپا و با پشتیبانی طرح هوش مصنوعی برای تحول صنعتی^۱ جمع‌آوری تصاویر شناسایی و برآورد بازدهی باغات انگور با استفاده از دوربین‌ها و روش‌های مختلف نصب از جمله نصب ثابت روی پایه یا متحرک سوار بر تراکتور تجربه شده است. در این آزمایش از ۴۰۰ عکس تعداد ۳۲۲ عکس برای آموزش مدل‌های طبقه‌بندی و برچسب‌گذاری استفاده شد. برای جزئیات بیشتر به مرجع [7] مراجعه شود.

¹ Artificial Intelligence for Digitizing Industry (AI4DI)

برای شناسایی انگورهای نیمه پنهان در طرح اشاره شده، ابتدا اپراتور دانه‌های قابل مشاهده را شمارش می‌کند، سپس با حذف برگ‌ها تصویر دوم گرفته می‌شود. حدود ۳۰ تصویر به این روش گرفته شد و سپس برچسب‌گذاری انجام گردید.

با مقایسه داده‌های شمارش دستی و خودکار در یک مدل رگرسیون خطی، میزان خطا از ۰٪ تا ۳۱٪ متغیر بود. البته بسته به مدل و ردیف، نرخ خطای متوسط به ۱۴٪ تقلیل یافت. گرچه این نرخ خطا نسبت به رویکرد دستی بهتر است اما در حال بهبود است و تا حصول نتایج باز هم بهتر و اقتصادی بودن آن، ادامه دارد.

بهبود دیگر مربوط به میانگین وزن انگور است. در واقع، اندازه گیری‌های انجام شده وابستگی بالایی به باران سنجی^۱ قبل از شناسایی محصول دارد. اما در ضمن سرزندگی محصول هر ساله متفاوت است، و منجر به تنوع بالایی در مقایسه با محاسبات سال‌های قبل می‌شود. شیوه‌های مدیریت باغات و ویژگی‌های زمین ممکن است بر کیفیت و کمیت میوه، غلظت قند، اسیدها و طعم آنها تأثیر بگذارد.



شکل ۶.۶ همبستگی بین انگورهای قابل مشاهده و تعداد کل انگورها

^۱ Pluviometry

در طرح اشاره شده در اتحادیه اروپا، علاوه بر نصب دوربین‌های ثابت روی پایه‌ها و متحرک روی تراکتور، در ضمن از حسگرهای LiDAR هم استفاده شده تا امکان اندازه‌گیری کاملاً مستقل از تمام مناطق تاکستان با کمترین مداخله انسانی فراهم شود [7].

هوش مصنوعی در حوزه سلامت

بنا به گزارشات رسمی، استفاده از هوش مصنوعی در حوزه سلامت در هند با کمک کسب‌وکارهای جدید و فناوری اطلاعات و ارتباطات در حال گسترش است. سازمان‌های مرتبط، از هوش مصنوعی برای رسیدگی به مشکلات خدمات پزشکی در این کشور استفاده می‌کنند. نسبت نامطلوب متخصصان به بیماران، کمک به بهره‌وری بیشتر، ارائه خدمات پزشکی سفارشی و با کیفیت بالا به مناطق پراکنده، و آماده‌سازی متخصصان و کارشناسان در روش‌شناسی‌های پیچیده از جمله مشکلات این حوزه شناخته شده است. سازمان‌ها مجموعه‌ای از خدمات از جمله رایانه سازی داده‌های بالینی، معاینه مکانیزه آزمایش‌های بالینی، شناسایی و غربالگری بیماران، تجهیزات بالینی مبتنی بر حسگرهای پوشیدنی، اصول مدیریت‌های تحمل‌پذیر، مراقبت‌های پزشکی فعال و پیش‌بینی عفونت را ارائه می‌دهند. بنا به تجربیاتی که تاکنون به دست آمده، هوش مصنوعی همکار با انسان، بیشترین ظرفیت برای توسعه این حوزه را دارا است.

صنعت مراقبت‌های بهداشتی در هند از بخش‌های مختلفی تشکیل شده است. از جمله دینفعان طرح هوشمند سازی در حوزه سلامت هند می‌توان به سازمان‌هایی که پاسخ‌های هوش مصنوعی را برای سلامت دریافت می‌کنند، متخصصان حوزه سلامت به عنوان کاربران هوش مصنوعی، و تحلیلگرانی که توانایی هوش مصنوعی را در مراقبت‌های پزشکی بررسی می‌کنند اشاره نمود. تا کنون استفاده از هوش مصنوعی در حوزه‌های مختلف از جمله بیمارستانها، صنعت داروسازی و توزیع، تشخیص‌های پزشکی، و غیره گزارش شده است.

صنایع این حوزه شامل مراکز اورژانس، فوریت‌های پزشکی، مراکز تشخیص، پذیرش، تولید تجهیزات و لوازم، صنایع دارو سازی و امثال اینها، باضافه دینفعان از جمله متخصصان، مهندسان، سازمان‌ها و صنایع مرتبط، دولت و واسطه‌ها می‌شوند.

برای پیاده‌سازی هوش مصنوعی در مراقبت‌های پزشکی غیر از آماده‌سازی کارکنان و متخصصان، زیر ساختها و فناوری‌های مرتبط، چالش‌هایی مانند عدم وجود اطلاعات کاملاً مفید، عدم تفویض اختیارات، و عدم قابلیت همکاری در این عرصه عظیم وجود دارد. برای پیاده‌سازی طرح جامع هوش مصنوعی در بخش سلامت هند شرکت‌های میکروسافت و گوگل همکاری نموده

و قبل از هر چیز، استانداردهای پرونده الکترونیکی سلامت آحاد مردم که در سال ۲۰۱۶ ابلاغ شده بود را اجرایی نمودند. در ضمن در این طرح، و به منظور آماده‌سازی بستر اجرای هوش مصنوعی در شبکه سلامت ملی، نهایی‌سازی دستورالعمل‌ها برای استانداردسازی و یکپارچه‌سازی، همکاری در ثبت، ذخیره‌سازی، انتقال و استفاده از اطلاعات مراقبت‌های پزشکی در سامانه‌های مختلف فناوری اطلاعات سلامت در دستور کار قرار گرفت [22].

بیمارستان‌ها

بیمارستان‌های هند شامل بیمارستان‌های دولتی متمرکز، منطقه‌ای، مراکز مراقبت‌های بهداشتی، مراکز فوریت‌های پزشکی عمومی، مراکز پزشکی خصوصی سطح متوسط و بالا و خانه‌های سالمندان است. به عنوان نمونه از خدمات واتسون آی بی ام برای سرطان شناسی در کمک به متخصصان جهت تشخیص و درمان هفت نوع سرطان بدخیم استفاده شده است. در این طرح، از هوش مصنوعی برای بررسی اطلاعات بیمار که ماهیت داده‌ها را ثابت و بهبود می‌بخشد استفاده شده است. در نتیجه درک و اعتماد را در بین بیماران و ارائه دهندگان بالا برده است. اکنون بیماران می‌دانند که اطلاعات آنها با اجازه آنها در حال بررسی و استفاده است. این فناوری توسط گروهی از متخصصان سرطان شناسی برای تهیه پیشنهاد مشخصات دقیق از بیماران به کار گرفته شده است [22].

صنعت داروسازی و توزیع

صنعت داروسازی در هند شامل ساخت، استخراج، جابجایی، و بسته‌بندی و توزیع برای تجویز و موارد ضد عفونی انسان و حیوان است. در ضمن استفاده از هوش مصنوعی تجویزی در این زمینه بررسی شده است. شناخته شده‌ترین کاربرد هوش مصنوعی در صنایع دارویی هند در افشاگری دارو است، در اینجا از هوش مصنوعی برای بررسی تمام نوشته‌های قابل دسترس برای یک موضوع، یعنی چیزی که انجام دستی آن غیر ممکن است، استفاده می‌شود [43].

تشخیص پزشکی

تشخیص پزشکی شامل سازمان‌ها و امکانات تحقیقاتی است که به مدیریت‌های منطقی و تحلیلی نیاز دارد. علی‌رغم سازمان‌های تأثیرگذار، مانند گوگل و آی‌بی‌ام، هند میزبان کسب‌وکارهای جدیدی است که قدرت قابل توجهی در تجهیز هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل بیماری دارند. حوزه تشخیص در هند از هوش مصنوعی پیش‌بینی شده استفاده می‌کند. همچنین از تصویربرداری پزشکی برای پیشنهاد برنامه‌های درمانی سفارشی استفاده می‌شود. از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی بیماری‌ها، به عنوان مثال، دیابت، مشکلات عصبی و بیماری‌های قلبی عروقی از طریق اطلاعات ژنومی، استفاده می‌کنند. در هند، از طریق روبات‌های گفتگو، مانند

Wysa، برای کمک به کاهش فشارهای عصبی مردم و بهبود سلامت روانی آنها استفاده می‌شود. یک فرد می‌تواند به طور ناشناس با یک روبات گفتگو که گوش شنوای دلسوزی هم دارد ارتباط برقرار کند و توصیه‌های مشاوره تخصصی دریافت کند. سپس نتیجه تماس و اطلاعات تبادل شده با این روبات‌های تخصصی به متخصصان منتقل می‌گردد [22].

لوازم پزشکی و تجهیزات بالینی

صنعت لوازم پزشکی شامل ابزارها و تجهیزات بالینی مانند دستگاه‌های دندانپزشکی، فیزیوتراپی و چشم پزشکی و همچنین ابزارهای تحقیقاتی و غیره است. به عنوان مثال، Niramai یک دستگاه پزشکی مبتنی بر نرم افزار است که برای تشخیص سرطان سینه در مراحل اولیه استفاده می‌شود. این دستگاه مانند یک دوربین، ناحیه قفسه سینه را فیلتر کرده و از پردازش در رایانش ابری برای تجزیه و تحلیل تصاویر به دست آمده جهت تشخیص نشانه‌های اولیه از سرطان سینه استفاده می‌کند. یک شرکت دانش بنیان نیز نوعی دستگاه پوشیدنی برای بیماران قلبی ابداع کرده که علائم حیاتی بیمار را کنترل و اطلاعات دریافتی از طریق یک شبکه رایانش ابری را برای معاینه توسط متخصصان مخابره می‌کند [22].

بیمه سلامت

هوش مصنوعی به کمک بررسی فوری تقاضای بیمه‌گذارها آمده و با تجزیه و تحلیل مقادیر زیادی داده و در مدت زمان کوتاه پاسخگوی صنعت بیمه سلامت در هند شده است. بنابر این زمان پردازش و محاسبه هزینه‌ها به شدت کاهش، و تجربه مشتری بهبود یافته است. با استفاده از روبات‌های گفتگو به سؤالات مشتریان در مورد پوشش بیمه‌های سلامت و مراقبت‌های بهداشتی پاسخ داده می‌شود. در این خصوص، پیشنهاد راهبردهای مناسب از دیگر وظایف هوش مصنوعی در هند است. روبات‌ها به طور خودکار ایمیل مشتریان را خوانده و درک می‌کنند، آنها را دسته بندی و اولویت بندی کرده و به آنها پاسخ می‌دهند [22].

پزشکی از راه دور

پزشکی از راه دور به رفع مشکلات ارائه خدمات پزشکی در مناطق دور افتاده کمک می‌کند. از ارتباطات شبکه و بر خط برای ارائه کمک‌های بالینی به بیماران استفاده می‌شود. اغلب از این فناوری برای بازدیدهای بعدی، نظارت بر شرایط مزمن، دارو درمانی، همایش‌های تخصصی، و سایر فعالیت‌های مرتبط که از طریق کانال‌های تصویری امن ارائه می‌شوند، استفاده می‌گردد. از این امکان برای آموزش بر خط به پزشکان استفاده می‌شود. از طریق زیر ساخت‌های پزشکی از راه دور گزارشات آزمایش خون بررسی شده و گزارش آسیب شناسی‌ها بدون کمک حضوری متخصصان ارائه می‌گردد.

در یک طرح دیگر توسط شرکت فیلیپس، نوآوری دیگری در هوش مصنوعی برای مراقبت‌های فوری پزشکی ابداع شده است. این نوآوری امکان ایجاد بسترهای از راه دور برای مراقبت‌های فوری پزشکی را فراهم نموده تا از نظارت و مشاوره سریع برای حمایت از بیماران اورژانسی، و با کیفیت بالا استفاده شود [44].

فصل ۷: استقرار هوش مصنوعی

شرکت‌ها با تمرکز بر تلاش‌های خود در حوزه به‌کارگیری هوش مصنوعی در بخش‌های خاص سازمان، به موفقیت دست می‌یابند. با توجه به ترکیب ارزش افزایی کوتاه مدت و فرصت‌های بلند مدت، بسیاری از شرکت‌ها انتظارات در مورد هوش مصنوعی را تعدیل کرده و در عین حال انگیزه‌ای برای پیشرفت تهاجمی با استفاده از این فناوری پیدا کرده‌اند. شرکت‌های موفق، به جای پراکنده نمودن طرح‌های هوش مصنوعی در سرتاسر سازمان، با انجام چند طرح هوش مصنوعی به صورت متمرکز و در یک حوزه خاص، موفق‌تر هستند. در کنار راهبردهای درست در استفاده از هوش مصنوعی، با آگاهی از واقعیت‌های هوش مصنوعی، قابلیت‌ها و ضعف‌های آن، انتخاب درست، مکان و زمان درست، و مدیریت درست، کسب‌وکارها را می‌توان در فشار رقابتی و تحولات بازار جهانی بهتر هدایت نمود. اما اشاره به چند پیش‌داوری در خصوص هوش مصنوعی ممکن است تا حدودی به چرایی برخی مدیران در عدم ورود به طرح‌های هوش مصنوعی پی ببرید. این پیش‌داوری‌ها، شرکت‌ها را در استفاده از هوش مصنوعی محتاط‌تر می‌کند [1]:

- هوش مصنوعی هنوز در اوایل چرخه حیات خود است،
- اکثر شرکت‌ها از داده‌های مناسب و کافی برخوردار نیستند. البته در مقابل برخی دیگر معتقدند داده‌های مورد نیاز برای هوش مصنوعی مؤثر، ممکن است در آینده کاهش یابد،
- شرکت‌ها به جای استقرار حرفه‌ای طرح‌های هوش مصنوعی، آن را در حد طرح‌های آزمایشی و نمایشی محدود کرده‌اند،
- هوش مصنوعی یک فناوری محدود است که از وظایف خاص پشتیبانی می‌کند، نه از کل مشاغل یا فرآیندها،
- طرح‌های بسیار بلند پروازانه مانند درمان سرطان، فعال کردن وسایل نقلیه خودران، و توزیع و تحویل کالا توسط پهپادها، به کندی پیش می‌روند.

با توجه به تمامی ابعاد و جوانب طرح‌های هوش مصنوعی و نیازها و سایر الزامات، اقدامات و نکات مختلفی در زمان و شرایط مختلف نیاز است که در اینجا همراه با توضیحات مختصر ارائه می‌شود:

جدول ۷.۱ الزامات اجرای طرح‌های هوش مصنوعی

بلوغ فناوری	برخی فناوری‌های هوش مصنوعی مانند یادگیری ماشین به طور کامل به بلوغ رسیده و سال‌هاست که در دسترس می‌باشد. پایه‌های ریاضی و آماری هوش مصنوعی فعلی هم به خوبی تثبیت شده است.
آماده‌سازی	از مشکلات دیگری که در به‌کارگیری هوش مصنوعی، گریبان‌گیر شرکت‌ها است، مؤلفه زمان برای آماده‌سازی، توسعه، و استقرار حرفه‌ای سامانه‌های هوش مصنوعی است.
مهندسی دانش	برخلاف سامانه‌های خبره قدیمی، که کدگذاری نرم افزاری در آنها یک مشکل بالقوه بود، در هوش مصنوعی، کدگذاری دانش برای هر حوزه خاص می‌تواند یک مشکل بالقوه باشد.
ادغام	متناسب سازی و ادغام سامانه‌های حتی کاملاً آماده و رایج با فرایندها و معماری فناوری اطلاعات در هر کسب‌وکار به برنامه‌ریزی و زمان قابل توجهی برای ادغام و انطباق نیاز دارد.
مهندسی مجدد فرآیندها	برای انتقال طرح‌های آزمایشی و نمونه‌های اولیه به خطوط تولید واقعی، فرآیندهای کسب‌وکار نیاز به مهندسی مجدد دارند تا تأثیر کاملی از هوش مصنوعی در هر فعالیت و صنعت خود نمایان شود.
تقویت منابع انسانی	سامانه‌های هوش مصنوعی در بیشتر موارد بر تقویت نیروی کار و هماهنگی با منابع انسانی متکی هستند.
حکمرانی	به رویکرد حاکمیتی بسیار گسترده‌تری نسبت به رویکرد کلاسیک مبتنی بر کنترل و آزمایش نیاز است.

بلوغ فناوری‌ها: در حالی که برخی شرکت‌ها به شدت به جذب هوش مصنوعی پرداخته‌اند، اما بسیاری شرکت‌ها هنوز منتظرند تا این فناوری به بلوغ بیشتری برسد و تخصص در هوش مصنوعی به طور گسترده در دسترس همه قرار گیرد. البته برخی فناوری‌ها نیاز به توسعه بیشتری دارند، اما برخی مانند یادگیری ماشین به طور کامل به بلوغ رسیده و سال‌هاست که در دسترس می‌باشد. حتی فناوری‌های جدیدتر مانند یادگیری عمیق بر اساس تحقیقات دهه ۱۹۸۰ بنا نهاده شده و همچنان در حال پیشرفت است. با همه این توصیف‌ها، پایه‌های ریاضی و آماری هوش مصنوعی فعلی به خوبی تثبیت شده است.

آماده‌سازی: فراتر از مسئله بلوغ فناوری‌ها، مشکلات دیگری که همچنان با به‌کارگیری هوش مصنوعی گریبان‌گیر شرکت‌ها است، مؤلفه زمان برای آماده‌سازی، توسعه، و استقرار حرفه‌ای سامانه‌های هوش مصنوعی است. اگر سامانه‌های هوش مصنوعی به طور کامل عمومی بشوند و به راحتی در دسترس همه شرکت‌ها باشند، احتمالاً ارزش کمی به کسب‌وکارها می‌افزاید. بنا بر این، برای آماده‌سازی و پی‌کربندی سامانه‌های هوش مصنوعی متناسب با نیازها، الزامات، و حوزه‌های خاص دانشی در هر کسب‌وکار، به زمان بیشتری نیاز است. برای مثال چنانچه هوش مصنوعی مورد نیاز یک شرکت قرار است از یادگیری ماشین استفاده کند، باید حجم قابل توجهی از داده‌ها طی یک دوره نسبتاً طولانی، برای آموزش جمع‌آوری گردد.

اگرچه پیش‌بینی دقیق برای اینکه کدام شرکت‌ها در محیط جدید تسلط خواهند یافت دشوار است، اما یک اصل کلی وجود دارد و آن اینکه زیرک‌ترین و سازگارترین شرکت‌ها و مدیران در این زمینه موفق خواهند شد. سازمان‌هایی که می‌توانند به سرعت فرصت‌ها را حس کنند و به آنها پاسخ دهند، از مزیت چشم‌انداز مجهز به هوش مصنوعی بیشتر استفاده خواهند کرد. بنابر این، راهبردی موفق‌تر است که مایل به آزمایش و یادگیری سریع باشد.

اگر آزمایش‌ها در زمینه یادگیری ماشین افزایش نیابد، پیشرفتی حاصل نخواهد شد. در دهه آینده، هوش مصنوعی جایگزین مدیران نخواهد شد، اما مدیرانی که از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند، جایگزین مدیرانی خواهند شد که از این پدیده استفاده نمی‌کنند. وقتی مدیری آماده شد که فناوری‌های هوش مصنوعی را در کسب‌وکار خود به کار گیرد، تحلیلی که باید انجام دهد این است که چه چیزی ممکن است اشتباه پیش برود و مصرف‌کننده یا مشتری از محصول یا خدمات شرکت چه انتظاری دارد.

با توجه به اصول اساسی، و برای درک بهتر اینکه هوش مصنوعی چگونه بر وضعیت شرکت‌ها تأثیر می‌گذارد، به سؤالات زیر توجه می‌شود:

- کدام فناوری‌های هوش مصنوعی بیشترین سود بالقوه را برای سازمان دارند؟
- چگونه این فناوری‌ها، منجر به اتخاذ درست راهبردها، مدل‌های کسب‌وکار، یا فرآیندهای جدید کسب‌وکار می‌شوند؟
- برای تقویت طرح‌های هوش مصنوعی چه منابع داده‌ای در دسترس است، یا ممکن است در اختیار باشد؟
- چگونه می‌توان پیش‌بینی کرد هوش مصنوعی بر نیروی کار شرکت‌ها چه تأثیری دارد؟
- آماده‌سازی کارکنان برای افزایش قابلیت‌های هوش مصنوعی را چگونه می‌توان آغاز کرد؟

مهندسی دانش: برای سازگاری برخی سامانه‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی مانند برنامه‌های پردازش زبان طبیعی، علاوه بر زمان مورد نیاز، طبقه‌بندی و دانش محلی زیادی باید در سامانه‌های هوش مصنوعی گنجانده شود. برخلاف سامانه‌های خبره قدیمی، که کدگذاری نرم افزاری یک مشکل بالقوه بود، در هوش مصنوعی، کدگذاری دانش برای هر حوزه خاص می‌تواند یک مشکل بالقوه باشد.

کشفیات هوش مصنوعی در هر کسب‌وکار، ابهام‌زدایی، و به‌کارگیری دانش از مقولاتی است که به زمان کافی نیاز دارند. به طور معمول ماه‌ها برای طراحی این سامانه‌ها، به ویژه برای حوزه‌های دانشی پیچیده، نیاز است. به عنوان مثال، یک مرکز تحقیقات سرطان^۱ برای استفاده از فناوری واتسون آی بی ام^۲ برای درمان انواع خاصی از سرطان بیش از شش سال کار کرد و این سامانه با وجود در دسترس بودن استعدادها در سطوح بسیار بالا برای حوزه‌های درمان سرطان و هوش مصنوعی، هنوز برای استفاده گسترده آماده نیست. گرچه مهندسی دانش در بسیاری حوزه‌ها، برای به‌کارگیری در هوش مصنوعی در دسترس است، اما در زمینه کسب‌وکارهای خاص در یک شرکت، به دستکاری و اصلاحات زیاد نیاز است.

ادغام: حتی پس از آماده شدن سامانه‌های هوش مصنوعی، مسئله ادغام این سامانه‌ها در سازمان هم مشکل دیگری است که باید مورد توجه قرار گیرد. متناسب سازی و ادغام سامانه‌های حتی کاملاً آماده و رایج با فرآیندها و معماری فناوری اطلاعات در هر کسب‌وکار به برنامه‌ریزی و زمان قابل توجهی برای ادغام و انطباق نیاز دارد. مهاجرت طرح‌های آزمایشی و نمونه‌های اولیه هوش مصنوعی به خطوط گرم و فعال تولید دشوار و زمان‌بر است.

مهندسی مجدد فرآیندها: حتی اگر یک سازمان در انتقال طرح‌های آزمایشی و نمونه‌های اولیه به خطوط تولید واقعی مهارت داشته باشد، فرآیندهای کسب‌وکار نیاز به مهندسی مجدد دارند تا تأثیر کاملی از هوش مصنوعی در هر فعالیت و صنعت خود نمایی نماید. در بیشتر موارد هوش مصنوعی از برخی وظایف و نه کل فرآیندهای کسب‌وکار پشتیبانی می‌کند، بنابر این فرآیندهای کسب‌وکار و وظایف جدید افراد را بایستی طراحی مجدد نمود. برای مثال، اگر قرار باشد هوش مصنوعی بر تعامل با مشتری نقش داشته باشد، چندین برنامه و فعالیت هوش مصنوعی را باید طراحی یا تطبیق نمود تا با جنبه‌های مختلف بازاریابی، فروش و روابط مشتری، سازگار شود.

^۱ Memorial Sloan Kettering

^۲ Watson IBM

تقویت منابع انسانی: تعداد بسیار کمی از سامانه‌های هوش مصنوعی بدون نیاز به همکاری و نظارت انسان، کاملاً مستقل و خودکفا هستند. اما در بیشتر موارد این سامانه‌ها بر تقویت نیروی کار و هماهنگی با منابع انسانی متکی هستند. سامانه‌های هوش مصنوعی جدید به طور معمول به معنای نقش‌ها و مهارت‌های جدید برای انسان‌هایی است که در کنار آنها کار می‌کنند، و به طور معمول برای آموزش مجدد افراد در این فرآیندها و سامانه‌های جدید به زمان قابل توجهی نیاز است. به عنوان مثال، شرکت‌های مشاوره سرمایه‌گذاری که توصیه‌های کاملاً مبتنی بر روبات به مشتریان خود ارائه می‌دهند، اغلب تلاش می‌کنند تا مشاورین انسانی را به وظایف مالی رفتاری^۱ سوق دهند، یا برای تشویق تصمیم‌ها و اقدامات عاقلانه در سرمایه‌گذاری، مشاوره و اقدام مناسب را سرلوحه کار خود قرار دهند. این مهارت‌ها در خصوص خرید سهام و اوراق قرضه به طور کامل متفاوت است و ایجاد آن مدتی طول می‌کشد.

حتی اگر هدف یک سامانه هوش مصنوعی این باشد که به طور کامل مستقل باشد، این احتمال وجود دارد که مدتی را باید در حالت تقویت و یادگیری فعال باشد. در دوره تقویت و یادگیری، بخش مهمی از یادگیری ماشین از طریق تعامل بین سامانه هوش مصنوعی و کاربران و ناظران انسانی رخ می‌دهد.

حکمرانی: در حالی که سامانه‌های هوش مصنوعی در بیشتر موارد برای پیش‌بینی طراحی شده‌اند، اما به رویکرد حاکمیتی بسیار گسترده‌تری نسبت به رویکرد کلاسیک مبتنی بر کنترل و آزمایش نیاز دارند. از آنجا که الگوریتم‌های هوش مصنوعی بر اساس داده‌های گذشته و سوابق، و دانش کسب‌وکار ساخته شده‌اند، کارایی این الگوریتم‌ها در طول زمان کاهش می‌یابد، الگوریتم‌ها را می‌توان با یادگیری ماشین از داده‌های جدید به‌روز رسانی کرد، اما به هر حال باید توسط متخصصان هر حوزه، نظارت گردد تا اطمینان حاصل شود که سامانه تغییر در زمینه کسب‌وکار را به درستی تفسیر می‌کند. همچنین الگوریتم‌ها باید به‌طور پیوسته از نظر سوگیری کنترل شوند. برای مثال، اگر یک سامانه هوش مصنوعی برای ارائه توصیه‌های محصول، بر اساس جمعیت شناسی مشتری آموزش دیده باشد و متعاقب آن جمعیت شناسی به طور چشمگیری تغییر کند، ممکن است توصیه‌های مغرضانه همراه با سوگیری یا حداقل کم اثر ارائه شود.

حکمرانی همچنین شامل نظارت بر کلاهبرداری است و با هوشمندتر شدن سامانه‌ها، کاربران نیز هوشمندتر خواهند شد. برخی از آنها ممکن است سعی کنند سامانه‌ها را با داده‌ها و فعالیت‌های تقلبی بازی دهند. نظارت و پیشگیری از این تغییرات، به ابزار و نظارت انسانی دقیق‌تری در زمینه هر کسب‌وکار نیاز دارد.

^۱ Behavioral Finance

بنابراین، توسعه و پیاده‌سازی کامل سامانه‌های هوش مصنوعی ممکن است به زمان زیادی نیاز داشته باشد، و میانبرهای کمی در این خصوص کارساز باشند. پس از این موفقیت، مقیاس بندی، به ویژه اگر شرکت دارای داده‌های فراوان و مسلط بر مهندسی دانش باشد، ممکن است بسیار سریع رخ دهد. چنانچه یک پذیرنده دیر هنگام تمام آمادگی‌های لازم را داشته باشد، پذیرندگان قبلی هوش مصنوعی سهم قابل توجهی از بازار را به خود اختصاص داده و با هزینه‌های بسیار پایین‌تر، عملکرد بهتری پیدا کرده‌اند.

به طور خلاصه، برندگان زود هنگام ممکن است همه چیز را تصاحب کنند و پذیرندگان دیر هنگام ممکن است هرگز به آن نرسند. اگر شرکتی دانش منحصر به فرد، و روش‌های انجام تجارت خود را در خطر می‌بیند، به طور مسلم باید به سرعت، برخی از مراحل کار در جذب هوش مصنوعی را شتاب دهد. برای مثال، فروشندگان، در حال توسعه طیف گسترده‌ای از نمودارها و مدل‌های مبتنی بر دانش هستند و از روش‌های مختلف، از پردازش زبان طبیعی گرفته تا بینایی رایانه‌ای بهره‌برداری می‌کنند. اگر این راه حل‌ها برای یک صنعت یا کسب‌وکار مفید و یک شرکت مایل به پذیرش آن باشد، می‌توان با تغییرات اندک، روند پذیرش هوش مصنوعی را سرعت بخشید. با این حال، اگر این شرکت قابلیت‌های هوش مصنوعی را متناسب با شرایط خود تغییر ندهد و آمادگی لازم را فراهم نکند، ممکن است شایستگی متمایز یا مزیت رقابتی خود را در بازار از دست بدهد.

مفهوم واضح این است که اگر یک شرکت قرار باشد با هوش مصنوعی موفق شود و فکر می‌کند ممکن است استفاده دیگران از هوش مصنوعی در آینده نزدیک یک تهدید باشد. ضمناً از جانب رقبا، یا تازه واردان عقب رانده می‌شود. واضح است که باید از هم اکنون شروع به یادگیری نحوه تطبیق آن با کسب‌وکار خود در چندین برنامه مختلف و روش‌های هوش مصنوعی کند. برخی از شرکت‌های پیشرو یک گروه متمرکز هوش مصنوعی برای انجام این کار در مقیاس مناسب ایجاد کرده‌اند. چنین گروه‌های متمرکزی، بر چارچوب بندی مشکلات، اثبات فرضیه‌های کسب‌وکار، ماژولار کردن دارایی‌های هوش مصنوعی برای استفاده مجدد، ایجاد روش‌هایی برای مدیریت جریان ورودی داده‌ها و آموزش، تمرکز می‌کنند.

یک روش دیگر، تصاحب یا شراکت با شرکت‌های نوپا و دانش بنیانی است که قابلیت‌های هوش مصنوعی قابل توجهی را جمع‌آوری کرده‌اند. اما همچنان نیاز به تطبیق و سازگاری این قابلیت‌ها با کسب‌وکار وجود دارد [1].

راهبرد خودکار سازی با هوش مصنوعی

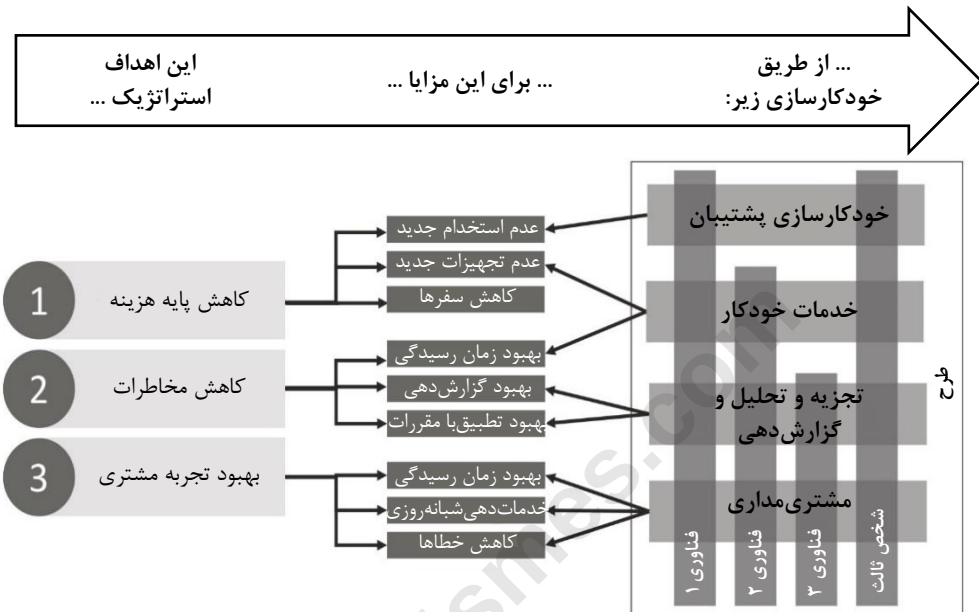
اجرای راهبرد هوش مصنوعی در کل یک شرکت، به ویژه برای شرکت‌های قدیمی، یک چالش است. توصیه این است که از طرح‌های کوچک‌تر شروع شود. اولین قدم در یک راهبرد هوش مصنوعی، انتخاب یک یا دو طرح آزمایشی هوش مصنوعی در بخشی از شرکت است. این طرح‌ها به شرکت کمک می‌کنند تا در کسب دانش دست اول و آنچه برای ساخت یک محصول هوش مصنوعی نیاز است، شتاب بیشتری بگیرند [1].

همسویی با راهبرد کسب‌وکار: ابتدایی‌ترین کار در جذب هوش مصنوعی، اتخاذ یک راهبرد خودکار سازی مناسب است که با راهبرد کسب‌وکار همسو باشد. لازم است مزایا و ارزش‌هایی که از آن راهبرد کلی به دست می‌آید، درک شود. از نمونه‌های قابل توجه برای تدوین یک راهبرد کسب‌وکار می‌توان به کاهش هزینه‌های پایه، کاهش آثار مخاطرات داخلی، یا بهبود امتیاز خدمات مشتری اشاره نمود.

هر یک از این اهداف راهبردی مزایایی را برای کسب‌وکار به ارمغان می‌آورند. به عنوان مثال، با کاهش هزینه‌های پایه از طریق استخدام نکردن کارکنان جدید، عدم اشغال فضای اداری اضافی یا به حداقل رساندن سفر، این راهبردها محقق می‌شوند. راهبرد کاهش مخاطرات داخلی، ممکن است از طریق کاهش تعداد خطاها توسط کارکنان خدمات مشتری، یا بهبود گزارش دهی و انطباق محقق شود. بهبود خدمات مشتری را می‌توان با بهبود میانگین زمان رسیدگی به پرس و جویهای متقاضی، کاهش خطاهای غیر ضروری و فعال کردن خدمت دهی ۲۴×۷ محقق نمود.

نکته مهم در ایجاد یک راهبرد خودکار سازی هوشمند، درک نقش آن در فعال کردن برخی یا همه مزایای آن است. به عنوان مثال، برای بهبود میانگین زمان رسیدگی به پرس و جویهای ورودی، ممکن است با خواندن اسناد دریافتی محقق شود. ابزارهای بهینه‌سازی را می‌توان برای پشتیبانی دانشی از عوامل خدمات مشتری به کار گرفت. تسهیل و روان سازی خدمات را می‌توان از طریق تعدادی ابزار هوش مصنوعی و خودکار سازی فرآیندها توسط روبات‌ها فعال کرد تا تقاضا برای استخدام کارکنان جدید و اجاره فضای اداری کاهش بیشتری داشته باشد. از قابلیت‌های خوشه بندی و استخراج اطلاعات می‌توان برای گزارش دهی عمیق همراه با درک کامل در مورد اطلاعات کسب‌وکار استفاده کرد. از جستجو و استخراج اطلاعات برای شناسایی زمینه‌های عدم انطباق در برابر پایگاه داده‌های نظارتی که دائماً به روز رسانی می‌شوند می‌توان استفاده کرد. روبات‌های گفتگو با استفاده از قابلیت درک زبان طبیعی، برای ارائه یک میز خدمت ۲۴×۷ قابل استفاده می‌باشند. خودکار سازی فرآیندها توسط روبات‌ها همچنین می‌تواند برای از بین بردن

خطاها فعال شود. در نهایت هر یک از این ابزارها می‌توانند به عاملی برای کسب مزایای راهبردی در کسبوکار تبدیل شوند [4].



شکل ۷.۱ تطبیق با راهبردهای کسبوکار

بنابراین، قبل از تدوین راهبردی خودکار سازی توسط هوش مصنوعی، باید دست آوردها را شناسایی نمود. سپس بر اساس یک روند معکوس، قابلیت‌ها، فناوری‌ها، افراد، برنامه و مواردی از این دست که به تحقق اهداف سازمان کمک می‌کنند را تعیین کرد. به طور کلی، هماهنگ کردن راهبرد خودکار سازی با راهبرد کسبوکار، مزایای با ارزش و بلند مدت، ضمناً پایداری را برای کسبوکار تضمین می‌کند [4].

جاه‌طلبی یا آرمان‌های هوش مصنوعی

پس از تدوین راهبردها، دومین جنبه مهمی که باید قبل از شروع هوش مصنوعی در نظر گرفت، این است که تا حد امکان مشخص شود مقصد کجاست. این بدیهی است اما چرا باید اکنون که هنوز هیچ کاری شروع نشده، به آن فکر شود. مانند هر سفر دیگری، دانستن مقصد بسیار مهم است. البته در هوش مصنوعی، نمی‌توان دقیقاً مشخص کرد در نهایت به کجا خواهد

رسید. چرا که این یک سفر اکتشافی است. با این وجود، ابتدا باید جاه‌طلبی‌های اولیه در هوش مصنوعی یا آرمان‌های آن را به خوبی تعریف نمود.

این جاه‌طلبی‌ها می‌تواند از هر نقطه‌ای بین «فقط می‌خواهیم بگوییم کمی هوش مصنوعی داریم» تا ایجاد یک مدل کسب‌وکار به طور کامل جدید، متغیر باشد. در اینجا هیچ پاسخ درست و غلطی وجود ندارد، و این جاه‌طلبی‌ها ممکن است در طول مسیر تغییر کند، اما دانستن آرمان کلی به این معنی است که به طور مطمئن می‌توان با گام‌های درست شروع و در مسیر درست حرکت کرد.

چهار درجه یا سطح از جاه‌طلبی و آرمان‌ها را می‌توان در نظر گرفت: تیک زدن موضوع هوش مصنوعی، بهبود فرآیندها، دگرگونی کسب‌وکار، و ایجاد یک کسب‌وکار کاملاً جدید [4].

جدول ۷.۲ سطوح جاه‌طلبی و آرمانی طرح‌های هوش مصنوعی

سطح جاه‌طلبی	توضیح
تیک زدن	این برای کسانی است که فقط می‌خواهند ادعا کنند از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند. برای مثال، فیلتر کردن تماس‌ها، استفاده از ترجمه گوگل، یا استفاده از روبات‌های گفتگوی بسیار ساده، از این دست است.
بهبود فرآیندها	اولین قدم برای به دست آوردن ارزش از هوش مصنوعی بهبود فرآیندها است. بدون تغییرات اساسی در کسب‌وکار، ممکن است فرآیندها با هوش مصنوعی کارآمدتر، دقیق‌تر، یا سریع‌تر شوند. چرا که در برخی مواقع، بخش‌های مختلف یک شرکت، با سطوح مختلفی از بلوغ خودکار سازی، توسعه می‌یابند. برای نمونه، می‌توان به استفاده از استخراج فرا-داده‌ها از اسناد بدون ساختار، تجزیه و تحلیل روی داده‌های عظیم، برنامه‌های پیش گیرانه یا پیش بینی در تعمیرات و نگهداری، و کمک به تصمیم‌گیری‌های کارآمدتر و دقیق‌تر با استفاده از هوش مصنوعی اشاره نمود.
دگرگونی	در این سطح از جاه‌طلبی به تغییرات اساسی در کسب‌وکار فعلی فکر می‌شود. برای مثال، خودکار سازی هوش مصنوعی در طیف وسیعی از فرآیندها اعمال می‌شود. نمونه‌های زیادی از این نوع دگرگونی‌ها در فصل‌های قبلی همین کتاب توضیح داده شد.
کسب‌وکار جدید	برخی مواقع، دگرگونی مورد انتظار فراتر از محیط فعلی کسب‌وکار است و این می‌تواند به کسب‌وکار جدید منجر شود. برای نمونه، می‌توان به خدمات و محصولات جدیدی اشاره نمود که به تنهایی استعداد یک کسب‌وکار جدید را به همراه دارند و شرکت باید ساز و کار و ساختار جدیدی برای ارائه این خدمات یا محصولات برپا کند.

نقشه فرصت‌ها^۱

گام بعدی در ایجاد راهبرد هوش مصنوعی، طراحی نقشه فرصت‌ها است که فرصت‌های خودکار سازی را نشان می‌دهد. این نقشه بر اساس راهبردهای کسب‌وکار و مزایایی تهیه می‌شود که امید به دست یابی به آنها وجود دارد. این نقشه با دیدگاه از بالا به پایین و در زمینه‌هایی است که هوش مصنوعی مطلوب، از نظر اقتصادی مقرون به صرفه، و از نظر فنی هم امکان‌پذیر است. در این مرحله، شروع به شناسایی انواع قابلیت‌های هوش مصنوعی می‌شود که می‌تواند در هر حوزه به منظور تحقق جاه‌طلبی‌ها و آرمان‌های خودکار سازی و در نتیجه کمک به ارائه اهداف راهبردی کسب‌وکار اعمال شود.

وقتی یک کسب‌وکار به خوبی درک شده باشد، و البته درک درستی هم از چارچوب هوش مصنوعی وجود داشته باشد، اتخاذ رویکرد نقشه فرصت‌ها برای هوش مصنوعی کار چندان پیچیده‌ای نیست. این یک نقطه شروع، و راهی برای ایجاد تمرکز و منطق، با هدف اولویت بندی تلاش‌های اولیه هوش مصنوعی است.

ابتدا محدوده کلی نقشه باید مشخص شود و با ماتریس بلوغ مطابقت داشته باشد. بنابر این، به عنوان مثال، اگر در ابتدا کل کسب‌وکار به پنج حوزه مختلف تقسیم شده است، از همان ساختار می‌توان برای تهیه نقشه فرصت‌ها استفاده نمود. سپس هر حوزه به نوبه خود مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و فرصت‌های کسب‌وکار از یک سو، و قابلیت‌های هوش مصنوعی برای هر یک از فرصت‌ها از سوی دیگر، شناسایی می‌شوند. این به نوبه خود در دو مرحله انجام می‌شود [4]:

مرحله اول، همه فرصت‌ها بر اساس معیارهای منطبق با راهبردهای شرکت مطابق جدول زیر، بدون هیچ قضاوتی در مورد آنها شناسایی می‌شوند، و هیچ یک از آنها در این مرحله نادیده گرفته نمی‌شود.

مرحله دوم، انتخاب فرصت‌هایی است از نظر فنی امکان‌پذیر، و از نظر اقتصادی مقرون به صرفه باشند.

¹ AI Heat Map

جدول ۷.۳ معیارهای شناسایی فرصت‌های هوش مصنوعی

معیارها	توضیح
همسویی با اهداف راهبردی	به عنوان مثال، اگر تنها هدف راهبردی بهبود رضایت مشتری باشد، تمرکز باید بر روی آن دسته از فرآیندهایی باشد که بر خدمات مشتری تأثیر دارند، و نه فرآیند دیگر مثل کاهش هزینه.
رفع چالش‌های موجود	ممکن است برخی فرصت‌ها در هوش مصنوعی برای حل مشکلات موجود مؤثر ضمناً با اهداف راهبردی همسو باشند یا نباشند. اینها باید برای گنجاندن در نظر گرفته شوند زیرا به طور مطمئن برای شرکت ارزش افزوده خواهند داشت.
منابع داده	از آنجا که هوش مصنوعی، در اکثر اشکال آن، به مقادیر زیادی داده نیاز دارد تا بیشترین اثربخشی را داشته باشد، یکی از ملاحظات کلیدی، شناسایی منابع داده در فرصت‌ها است. در جایی که مجموعه داده‌های بسیار بزرگی وجود دارد، این امکان وجود دارد که هوش مصنوعی بتواند مقداری از آنها را استخراج کند. در مقابل، برخی فرصت‌ها برای کارکرد مؤثر به ورودی داده‌های بزرگ نیاز ندارند، و فقط به دانش جمع‌آوری شده نیاز دارند. در این بین می‌توان به روایات گفتگو اشاره نمود.
در دسترس بودن فناوری	درک قابلیت‌های هوش مصنوعی و فناوری‌ها و ابزارهای مربوطه نیز به منظور شناسایی فرصت‌های هوش مصنوعی مهم است. در حالی که همیشه بهترین کار این است که ایده‌ها بر اساس نیازهای کسب‌وکار (کشش) شناسایی شوند، اما برخی ایده‌ها متناسب با فناوری موجود برای انتخاب فرصت‌ها نیز قابل قبول است.

بنابراین، برای هر یک از این ایده‌ها، باید فرصت آنرا کشف کرد، و اینکه چگونه به اهداف راهبردی مرتبط است و یا به مسائل جاری رسیدگی می‌کند، و برای تحقق آن فرصت به کدام یک از قابلیت‌های هوش مصنوعی نیاز است. ترکیب این معیارها با هم منجر به تهیه یک نقشه رنگی یا حرارتی از مزایا و الزامات هوش مصنوعی می‌شود. در این نقشه از رنگ‌ها، ارقام، و یا هر علامت دیگری برای نشان دادن حوزه‌هایی که بیشترین مزیت را دارند و به وضوح قابل مشاهده هستند و همچنین آن دسته از قابلیت‌های هوش مصنوعی که قرار است مهمترین باشند استفاده کرد. به این ترتیب بهترین فرصت‌ها شناسایی می‌شوند [4].

نوع خودکارسازی حوزه فرآیندی	فرآیندهای مبتنی به روبات	جستجو	روبات‌های گفتگو	تجزیه و تحلیل‌ها	فرآیند	مخاطرات	تقلب	صدا	تصویر	خودکارسازی IT	انبوه مردم
خدمات مشتری											
ارزیابی مخاطرات											
عملیات											
مالی											
منابع انسانی											
فناوری اطلاعات											

شکل ۷.۲ نقشه شناسایی فرصتها در اولین مرحله

زمانی که منابع داده و در دسترس بودن فناوری در نظر گرفته شد، امکان سنجی فنی تا حدی دیده شده است. در مرحله بعد به جزئیات بیشتری مانند کیفیت داده‌ها، قدرت پردازش یا پهنای باند مورد نیاز از یک سو، بلوغ فناوری و مهارت‌های فنی که در داخل و خارج سازمان برای پیاده‌سازی مورد نیاز است از سوی دیگر، پرداخته می‌شود.

سپس ظرفیت اقتصادی هر فرصت در سطح نسبتاً بالایی ارزیابی می‌شود. مزایای مالی کسب‌وکار از طریق کاهش هزینه، کاهش مخاطرات، کاهش بدهی‌ها، تولید درآمد جدید یا کاهش نشد درآمدها، و اینکه چگونه این فرصت‌ها ممکن است امتیازات رضایت مشتری را بهبود ببخشند، در صورت لزوم، تخمین زده می‌شوند. هزینه‌ها هم ممکن است در این مرحله مورد ارزیابی قرار گیرد. اینها می‌تواند شامل هزینه‌های مجوز، زیرساخت فناوری اطلاعات و هزینه‌های خدمات حرفه‌ای و فناوری باشد. البته ممکن است ارزیابی هزینه‌ها در مراحل اولیه کمی دشوار باشد. چنانچه هر فرصتی بخواهد در نقشه فرصت‌ها تا آخر بماند باید همه بررسی‌ها و معیارهای اشاره شده را بگذرانند. بعد از نهایی‌سازی لیست فرصت‌ها به موضوع کسب‌وکار پرداخته می‌شود [4].

موضوع کسب‌وکار برای هوش مصنوعی

تعریف یک موضوع کسب‌وکار برای هر طرح هوش مصنوعی، از بسیاری جهات، مانند انواع طرح‌های دیگر فناوری است. اما در اینجا به نا شناخته‌های بیشتر، و چالش‌هایی بیشتری اشاره می‌شود. برای مثال، سازمان باید در محاسبه نرخ بازگشت سرمایه به عناصر شهودی و یک سری ارقام متکی باشد. این رویکرد به ویژه زمانی صادق است که رویکردهای جدید و خدمات جدید از طریق هوش مصنوعی در حال توسعه هستند.

پس از امکان سنجی و مطلوبیت فنی که در مرحله نهایی‌سازی لیست فرصت‌ها انجام شد، اکنون فهرست اولویت بندی فرصت‌های هوش مصنوعی در دست است و باید در طرح‌های هوش مصنوعی در نظر گرفته شوند. این لیست بر اساس رویکرد جاه‌طلبی‌های کلی هوش مصنوعی، و زمان، و منابعی که در دسترس هست تهیه می‌شود.

سازمان‌ها روش‌های متفاوتی برای محاسبه موضوعات کسب‌وکار خود دارند. برخی روی نرخ بازگشت سرمایه، برخی بر ارزش خالص فعلی^۱، برخی نرخ بازده داخلی و برخی بر محاسبات دیگری تمرکز دارند. هنگامی که تمام محاسبات مربوطه انجام شد، مزایای هر فرصت را می‌توان در بخش‌ها و کل سازمان جمع کرد تا تصویری کامل از ارزشی که هوش مصنوعی می‌تواند به ارمغان بیاورد به دست آورد. در ضمن باید دید آیا بین فرصت‌های نهایی شده ممکن است هم افزایی هم وجود داشته باشد.

اکنون فهرست اولویت بندی شده جامعی از فرصت‌های هوش مصنوعی در یک موضوع کسب‌وکار تهیه شده است. قبل از اینکه اولین گام برای نمونه‌سازی و اجرای مطلوب‌ترین فرصت‌ها برداشته شود، بهتر است تمام جنبه‌های مدیریت تغییر نیز دیده شود [4].

مدیریت تغییر

حتی ساده‌ترین طرح‌های فناوری اطلاعات هم نیازمند مدیریت تغییر است. با خودکار سازی و هوش مصنوعی، چالش‌های پیش رو بزرگتر خواهند بود. چرا که نه تنها قرار است نحوه کار افراد به طور اساسی تغییر کند، بلکه ممکن است به اجبار برخی از کارکنان را رها کرد. اگر چه ممکن است این نتیجه در ذهن مدیران نباشد، اما کارکنان احتمالاً چنین فکر می‌کنند.

ممکن است به عنوان بخشی از راهبرد هوش مصنوعی، محصول یا خدمات جدیدی ایجاد شود که با محصولات یا خدمات قدیمی قابل رقابت است. این رقابت سالم لزوماً برای روحیه کارکنان خوب نیست. اما از سوی دیگر منجر به ایجاد یک قابلیت جدید به معنای متحول کردن

¹ Net Present Value (NPV)

سازمان خواهد شد. برای مثال، مشاغل جدید ایجاد و برخی مشاغل قدیمی ناپدید می‌شوند. ممکن است تنها برخی از کارکنان با این پدیده کنار بیایند. البته در طرح‌های هوش مصنوعی با هدف تقویت فعالیت‌ها یا فرآیندهای موجود، به مدیریت تغییر متفاوتی نسبت به سایر رویکردها نیاز خواهد بود.

علی‌رغم تحولاتی که هوش مصنوعی به طور ذاتی ایجاد می‌کند، بسیاری از شیوه‌های رایج در مدیریت تغییر نیز در طرح‌های هوش مصنوعی هم کار ساز است. برای مثال، ارتباط پیشگیرانه و مستمر با کارکنان، مشارکت و توانمند سازی کارکنان تا حد امکان، پیگیری مزایا و منافع کوتاه مدت، تثبیت مزایا برای انگیزه حرکت بیشتر، تشویق منطقی و مؤثر کارکنان، انجام درست و به موقع تغییرات، ارائه نظرات صادقانه، و امثال اینها از مواردی است که باید در نظر گرفته شوند.

علاوه بر مدیریت تغییر در سازمان، ممکن است لازم باشد تغییرات در حوزه مشتری هم مدیریت شود. اگر طرح هوش مصنوعی قرار است بر نحوه تعامل با مشتری تأثیرگذار باشد، باید تغییرات فرآیند تعامل با مشتری را نیز به طور کامل مدیریت کرد. اگر طرح هوش مصنوعی روش استفاده از داده‌های مشتریان را تغییر می‌دهد، باید برای آنها روشن شود که تأثیر این کار چیست. البته توصیه می‌شود برای هر گونه تغییر در استفاده از داده‌های مشتریان از مشاور حقوقی هم استفاده شود.

در نتیجه می‌توان گفت پیاده‌سازی هوش مصنوعی چالش‌های منحصر به فرد خود را به همراه دارد، به خصوص زمانی که برخی از تغییرات در سازمان یا شرکت ماهیت تکانه و دگرگونی دارند. این چالش‌ها باید بخوبی درک شده، به دقت مدیریت، و در نقشه راه هوش مصنوعی گنجانده شوند.

عدم رکود بعد از طرح اولیه: به طور معمول چالشی که طرح‌های خودکار سازی هوش مصنوعی به طور خاص با آن مواجه هستند، رکود پس از نمونه اولیه است. اجرای اولیه قربانی موفقیت خودش می‌شود. آسودگی از اینکه طرح واقعاً کار می‌کند، آنقدر طاقت فرسا است که همه عوامل درگیر یک قدم به عقب بر می‌دارند و تمرکز و انگیزه ادامه کار و حرکت خود را نیز از دست می‌دهند. برای مقابله با این رکود توصیه‌های زیر پیشنهاد شده است [4]:

- برای غلبه بر این رکود، ابتدا باید از آن آگاه بود و سپس برای مقابله با آن آماده شد. به محض تکمیل نمونه اولیه، با این هدف که تازه آغاز اجرای طرح اصلی است، بلافاصله جلسات تیم راهبری و یک جشن داخلی برگزار شود.
- در صورت امکان، مرحله بعدی، یا نمونه اولیه دیگر قبل از اتمام اولین طرح شروع شود تا تمرکز عوامل و مدیریت سریعاً به آن منتقل شود.

- بدترین کاری که در این مرحله ممکن است رخ دهد این است که چند هفته یا چند ماه سکوت شود. پس الزاماً از این فاصله زمانی برهیز گردد.
- به طور کلی، یک رویکرد بزرگ و جسورانه برای طرح‌های هوش مصنوعی، بیشترین موفقیت را به همراه خواهد داشت، زیرا از دوره رکود احتمالی جلوگیری کرده و به حفظ تلاش و روند حرکت به جلو کمک می‌کند.
- راهبردهای اجرایی: در اینجا به رویکردهای اساسی برای اجرای یک طرح هوش مصنوعی اشاره خواهد شد. استفاده از بسته‌های آماده هوش مصنوعی با کمترین مقاومت در سازمان، یکی از این راهبردها است. سفارشی سازی یک طرح هوش مصنوعی نیز رویکرد دیگری است که برخی شرکت‌ها دنبال می‌کنند. استفاده از سکوه‌های تخصصی نیز یک رویکرد قابل دفاع دیگر است که در برخی مواقع بهتر از سایر رویکردها خواهد بود. در ادامه جزئیات بیشتری در خصوص هر یک از رویکردهای اجرای طرح‌های هوش مصنوعی ارائه خواهد شد:
- بسته‌های آماده: خرید این نرم افزارها عموماً ساده‌ترین رویکرد است، زیرا بخش بیشتری از کار سخت در طراحی سامانه قبلاً توسط فروشنده انجام شده است. ارائه دهندگان بسته‌های هوش مصنوعی بسیار زیادند و هر کدام قابلیت خاصی را ارائه می‌دهند. این رویکرد به عنوان یک برنامه مستقل یا به عنوان بخشی از یک راه حل گسترده‌تر می‌تواند مد نظر قرار گیرد. پیاده‌سازی نرم‌افزارهای آماده در حوزه هوش مصنوعی، به این معنی است که محصول توسط فروشنده پشتیبانی می‌شود. اما شرکت‌ها خود همچنان باید برای شناسایی، پاک سازی و در دسترس قرار دادن داده‌های مورد نیاز و همچنین تخصص موضوعی در حوزه فرآیندهای شرکت، آمادگی لازم را داشته باشند. گرچه رویکرد استفاده از نرم افزارهای آماده اندکی ضعیف است اما به طور کلی کمترین مقاومت را برای اجرای یک قابلیت هوش مصنوعی در پی دارد.
- سفارشی سازی: پیدا کردن ارائه دهنده سامانه‌های آماده و مطابقت قابلیت‌های ادعا شده با واقعیت شرکت خریدار کمی دشوار است. اما ممکن است یک راه حل دیگر، استفاده از نرم افزاری باشد که هنوز به طور کامل تجاری سازی نشده است. چرا که در این رویکرد و البته با کمک کارشناسان هوش مصنوعی می‌توان محصولی را انتخاب کرد که به طور بالقوه مزیت رقابتی متمایزی را ایجاد می‌کند. در این راه حل، می‌توان به تیم ارائه کننده کمک کرد تا محصول خود را مطابق با نیاز شرکت سفارش دهنده تکمیل کند. در این رویکرد، مدل‌های تجاری نرم افزارهای هوش مصنوعی بسیار متنوع است. رایج‌ترین و ساده‌ترین، اشتراک سالانه است که شامل مجوزهای لازم و همچنین

پشتیبانی و نگهداری از نرم افزار می باشد. اگر مدل نرم افزار به عنوان یک خدمت باشد، به طور معمول میزبانی آن توسط فروشنده، یا نماینده فروشنده خواهد بود. این نوع بسته های نرم افزاری هوش مصنوعی به طور کامل با رابط کاربری برای آموزش و استفاده از محصول شکل می گیرند.

برای اکثر شرکت ها، توسعه ساخت سفارشی هوش مصنوعی باید تنها در مواقع ضروری باشد، یعنی برای مشکلات پیچیده و بسیار بزرگ داده، یا هنگام ایجاد یک محصول یا خدمت به طور کامل جدید که به مزیت رقابتی فناوری نیاز دارند، مفید است.

- سکوهای هوش مصنوعی: سکوهای هوش مصنوعی حد وسط بین بسته های آماده و ساخت سفارشی است. این سکوها به طور معمول توسط شرکت های بزرگ فناوری مانند آی بی ام، گوگل، مایکروسافت و آمازون، و برخی شرکت های بزرگ برون سپاری، مانند Infosys و Wipro، یا فروشندگان سکوهای خاص مانند H2O، Dataiku و RapidMiner ارائه می شوند. استفاده از این رویکرد نیاز به شرایط خاص و در عین حال همراه با مزایای خاصی است:

- اگر یک سازمان یا شرکت فعال، قبلاً با یکی از غول های فناوری کار کرده باشد، به خصوص اگر ارتباط قوی با خدمات رایانش ابری داشته باشد، رویکرد سکو ممکن است منطقی باشد.
- ارائه دهندگان برون سپاری به طور معمول یک سکوی داده (برای مثال برای تجزیه و تحلیل داده ها)، یک سکوی دانش (برای نمایش و پردازش دانش) و یک سکوی خودکار سازی کنار هم ارائه می کنند. چنانچه قابلیت های این ارائه دهندگان با نیازهای مشتری مطابقت داشته باشد، این مسیر نسبتاً ساده ای خواهد بود.
- علاوه بر سکوهای اشاره شده، سکوهای توسعه هم وجود دارد که به آنها سکوهای علم داده گفته می شود. اینها پایه محکمی برای توسعه برنامه های هوش مصنوعی با منابع داخلی شرکت ها، و یا استفاده از همکاری اشخاص ثالث را فراهم می کنند. شرکت های ارائه کننده سکوهای توسعه، تعدادی ابزارهای بسیار پیشرفته و ماژول های آماده را با یکدیگر ادغام می کنند. این رویکرد بیشترین انعطاف پذیری و کنترل را نسبت به سایر مدل های سکو در پی خواهد داشت [4].

اکثر سکوه‌های یادگیری ماشین با ابزارهایی مانند AutoML پشتیبانی می‌شوند. این ابزار با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بهترین مدل را برای یک مجموعه داده معین انتخاب می‌کند. بنابر این حتی متخصصان با تجربه کمتر می‌توانند با این ابزار به سرعت یک مدل یادگیری اولیه خوب را ایجاد کنند.

اگر داده‌های آموزش برای یادگیری ماشین در دسترس نیست یا بسیار اندک است، بیشتر سکوه‌های یادگیری ماشین مدل‌های آماده هوش مصنوعی را برای موارد استفاده مختلف عرضه می‌کنند. به این‌ها مدل‌های از پیش آموزش دیده می‌گویند. برای مثال، به جای هزاران تصویر برای ساخت یک مدل بینایی رایانه‌ای، با تنظیم دقیق ممکن است تنها به تعداد اندکی تصویر از هر دسته نیاز باشد تا نتایج خوبی بسته به مورد استفاده، ایجاد شود.

در بیشتر موارد، سکوه‌های یادگیری ماشین در فضای ابر اجرا می‌شوند. برای نمونه می‌توان به سامانه یادگیری ماشین Amazon SageMaker، Azure و Google Vertex AI اشاره کرد. اما بسیاری از فروشندگان از محیط‌های داخلی مانند DataRobot یا H2O پشتیبانی می‌کنند [9]. در مواقعی که راهبرد هوش مصنوعی یک شرکت از نوع بلند پروازانه است و راه حل‌های انتخابی بر بسیاری از حوزه‌های کسب‌وکار تأثیر خواهد گذاشت، ترکیب رویکردهای اشاره شده منطقی خواهد بود. سکوه‌های هوش مصنوعی به عنوان یک رویکرد اصلی و سپس استفاده از بسته‌های آماده و سفارشی سازی نیز در صورت لزوم توصیه می‌شود [4].

شروع مرحله آزمایشی

در این مرحله، فهرستی از فرصت‌های اولویت‌دار، که هر کدام تخمینی از ارزشی که می‌تواند ارائه دهد، همراه با رویکرد پیاده‌سازی آن‌ها (ساخت، خرید یا مبتنی بر سکو) در اختیار است. در مرحله بعدی، برخی از مفروضات را باید آزمایش کرد و شروع به ساخت چیزی در ارتباط با هوش مصنوعی نمود. مقیاس این مرحله که ممکن است در حد ساخت اولیه یا آزمایشی است، دقیقاً به اهداف شرکت بستگی دارد. به طور کلی پنج رویکرد در این مرحله پذیرفته شده است که در ادامه توضیح داده می‌شوند. بین این رویکردها همپوشانی وجود دارد اما هر کدام بر اهداف متفاوتی تمرکز می‌کنند [4]:

- آزمون اثبات ایده^۱: این می‌تواند در هر مقیاسی باشد، اما به طور کلی بر روی ساده‌ترین عملکرد تمرکز می‌کند و هر گونه پیچیدگی مانند امنیت یا استثنای فرآیندی را نادیده

¹ Proof of Concept

می‌گیرد. این نوع آزمون‌ها در محیط واقعی و عملیاتی شرکت اجرا نمی‌شوند، و از داده‌های ساختگی و مشابه استفاده می‌کنند.

- نمونه اولیه غیر واقعی: این اقدام یک قابلیت خاص را به منظور آزمایش دوام آن پوشش می‌دهد. یک طرح ممکن است از تعدادی نمونه اولیه مختلف تشکیل شده باشد که هر کدام برای یک فرصت متفاوت آزمایش می‌شود. گرچه برخی از نمونه‌های اولیه را در صورت موفقیت و مشخصات فنی می‌توان در محصول نهایی جای داد، اما این طرح‌ها، به طور معمول پس از انجام و اثبات مفاهیم کنار گذاشته می‌شوند و به ندرت شبیه محصول نهایی می‌باشند.

- حداقل محصول قابل عرضه^۱: این آزمایش دارای حداقل سطح عملکرد است و برای مشتریان یا کاربران خاصی منتشر می‌شود. پس از آن از بازخورد این پذیرندگان اولیه برای شکل دادن و بهبود ساخت‌های بعدی استفاده می‌شود.

- آزمون مخاطره آمیزترین فرض^۲: این یک رویکرد نسبتاً جدید است که تنها روی مخاطره آمیزترین فرضیات که نیاز به اعتبار سنجی دارند تمرکز می‌کند. این برخلاف آزمون حداقل محصول قابل عرضه، برای تولید در نظر گرفته نمی‌شود.

درک اینکه واقعاً مخاطره آمیزترین فرضیه چیست، نیاز به مطالعه و بررسی دقیق دارد. باید تمام فرضیات در فرصت‌های هوش مصنوعی درست شناسایی شده و مشخص شود آیا این مفروضات مبتنی بر فرضیات دیگری هستند، یا خیر. سپس می‌توان مفروضات ریشه‌ای را شناسایی کرد و پرخطرترین آنها را اعلام نمود. بعد از این شناسایی‌ها، اولین آزمون روی مخاطره آمیزترین آنها اجرا، بعد روی فرضیات دیگر آزمایش می‌شود. این آزمون‌ها ساده‌ترین رویکرد نیستند، اما زیر بنای بهترین ارزش بلند مدت برای طرح‌های هوش مصنوعی می‌باشند.

- نمونه اولیه واقعی^۳: مانند رویکرد حداقل محصول قابل عرضه، این رویکرد در یک محیط واقعی اجرا می‌شود و در ضمن باید کامل باشد. این رویکرد گرچه با تمام مشخصات واقعی و عملیاتی اجرا می‌شود اما با مقیاس نسبتاً کوچک و کم خطر است. ساخت نمونه‌های اولیه واقعی، گران‌تر از هر یک از گزینه‌های اشاره شده و اجرای آن طولانی‌تر است. اما این مزیت را دارد که زمان صرف شده و تلاش انجام شده در ادامه طرح استفاده شده و منابع صرف شده تلف نمی‌شود. این نوع اجرای اولیه باید تمام انتظارات

^۱ Minimum Viable Product (MVP)

^۲ Riskiest Assumption Test (RAT)

^۳ Pilot

رویکردهای حداقل محصول قابل عرضه و اثبات ایده را پوشش دهد و کاملاً کاربردی باشد. یک نمونه اولیه واقعی موفق باعث افزایش اعتماد به نفس در همکاران طرح شده و همچنین ارزش ملموسی را برای ذینفعان در پی خواهد داشت.

ارزیابی طرح‌های هوش مصنوعی

طرح‌های هوش مصنوعی از دو منظر ارزیابی می‌شوند: امکان سنجی مؤلفه‌های اصلی طرح، و ارزیابی بلوغ کاربردهای هوش مصنوعی در یک سازمان.

منظر اول، امکان سنجی طرح‌های هوش مصنوعی

این اقدام بر اساس سه مؤلفه اصلی یعنی داده، زیرساخت یا معماری، و ملاحظات اخلاقی انجام می‌گیرد. با این امکان سنجی‌ها اولین نسخه هوش مصنوعی را می‌توان مستقر نمود. مؤلفه داده: در طرح‌های هوش مصنوعی به سادگی مشخص نیست که آیا یک مدل هوش مصنوعی با داده‌های موجود یا در دسترس کار می‌کند یا خیر. در ابتدا ممکن است داده‌ها خوب به نظر برسند، اما ممکن است نتوان یک مدل خوب را با آنها ایجاد کرد. این قضاوت با امکان سنجی یا ارزیابی آمادگی داده‌ها روشن خواهد شد. در ادامه شاخص‌های کلیدی برای ارزیابی آمادگی داده توضیح داده می‌شود [9]:

- **حجم داده‌ها:** یعنی چه مقدار داده در هر زمان معین در دسترس است. این معیار در دو بعد تعداد مشاهدات (یا ردیف)، و تعداد ویژگی‌ها (یا ستون) ارزیابی می‌شود. انواع یادگیری ماشین به مقادیر متفاوتی از داده نیاز دارند، بنابراین تخمین معقول از میزان کفایت داده‌ها کار دشواری است. با این حال، برای ارائه حداقل یک ایده تقریبی، جدول زیر تعداد تقریبی داده برای روش‌های مختلف یادگیری ماشین را نشان می‌دهد. در بیشتر موارد، با اضافه شدن داده، مدل‌ها بهتر کار می‌کنند. بنابر این، حجم داده بیشتر، تقریباً همیشه مطلوب است. با این حال، حجم به تنهایی ارزش آفرین نیست.

جدول ۷.۴ تعداد تقریبی داده برای روش‌های یادگیری ماشین

قابلیت یادگیری ماشین	حجم داده مورد نیاز مبتنی بر تجربه یا تقریب
رگرسیون	حدود صد نمونه
دسته بندی	حدود هزار نمونه در هر دسته برای کمترین ابعاد ویژگی (با ۱۰ متغیر)
دسته بندی / شناسایی تصویر	حدود صد نمونه در هر دسته برای دسته‌های کاملاً مختلف (برای مثال، گربه در برابر سگ) هزار تا ده هزار نمونه برای دسته‌های بیشتر شبیه به هم (برای مثال، نژادهای سگ)
متن / پردازش زبان طبیعی	حدود پانصد نمونه در هر دسته برای فعالیتهای شبیه احساسات یا تشخیص موجودیت

• شتاب یا سرعت تولید داده‌ها^۱: این نرخی است که داده‌ها با آن تولید می‌شوند و در سامانه جریان می‌یابد. در برخی موارد داده‌ها، یک بار در روز به روز رسانی می‌شوند. در برخی موارد دیگر، با جریانی از داده‌ها سروکار داریم که دائماً در حال به‌روزرسانی هستند. شتاب یا سرعت تولید داده بر دو چیز تأثیر می‌گذارد: الزامات فناوری و نرخ تغییر در داده‌ها، یعنی با گذشت زمان داده‌ها به طور ذاتی تغییر می‌کنند. جریان داده تمایل دارد تقاضاهای بیشتری در زیر ساخت ایجاد کند. داده‌های ثابت با شتاب یا سرعت تولید بالا، به دلیل حجم افزایشی آنها، می‌توانند به آموزش سریع یادگیری ماشین کمک کنند.

• صحت داده‌ها^۲: صحت داده‌ها به عنوان نمایشی از دنیای واقعی است. آیا داده‌ها دارای تناقض، نقص یا ابهام نیستند. صحت داده‌ها یعنی آیا داده‌ها برای استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین کارایی لازم را دارند. آیا داده‌ها نشان دهنده حقیقت پایه هستند. آیا داده‌ها برچسب‌گذاری شده‌اند. چنانچه داده‌ها برچسب‌گذاری نشده‌اند، تنها راه آن استفاده از یک خدمت جدید برای برچسب‌گذاری است.

مؤلفه معماری هوش مصنوعی: معماری‌های فنی زیر بنایی، بسیار پیچیده هستند. در اینجا

در سطح اهداف کتاب و به طور مختصر به لایه‌های معماری هوش مصنوعی پرداخته می‌شود.

• لایه کاربر: اولین لایه، کاربر است و به طور معمول برای شروع قدم خوبی است. اینجاست که تعیین می‌شود چه مشکلی قرار است حل شود. مهمتر از آن، راه حل چگونه باید

¹ Velocity

² Veracity

باشد. آیا قرار است خدمات وب میزبانی شود که کاربران بتوانند به آن دسترسی داشته باشند؟ یا نتیجه نهایی داشبوردی است که پیش‌بینی خاصی را در هوش تجاری نمایش می‌دهد؟

اگر نتیجه مطلوب در طول فرآیند توسعه تغییر کند، شفاف بودن نتیجه نهایی، دامنه مورد نیاز برای استفاده از هوش مصنوعی را در اختیار قرار می‌دهد. در این لایه به برخی عناصری که استفاده می‌شود می‌توان اشاره نمود: رابط برنامه نویسی کاربردی^۱، برنامه‌های کاربردی وب، داشبورد، فایل‌ها (مانند اکسل، SCV) و امثال اینها.

- لایه داده: این لایه شامل اجزایی است که منابع یا سامانه‌های منبع داده که قرار است استفاده شوند را توصیف می‌کند. برخی اجزای لایه داده عبارتند از: بانک‌های اطلاعاتی، فایل‌های صدا و تصویر، داده‌های ذخیره شده و امثال اینها. ضمناً، برخی مراحل مهم که قبل از یادگیری ماشین انجام می‌شود، شامل فعالیت‌های برچسب‌گذاری داده‌ها، ادغام، تجمیع، تغییر شکل، و شبیه‌سازی داده‌ها است که بسته به اهداف استفاده از داده‌ها، کارهای اشاره شده نیز تغییر می‌کنند. در برخی موارد، استدلال در مورد منابع داده و دستکاری آنها بخش اصلی است، در حالی که برای برخی دیگر، ممکن است تمرکز بیشتر به سمت کاربر یا لایه تجزیه و تحلیل باشد.

- لایه تجزیه و تحلیل: این لایه بخش میانی معماری است یعنی جایی که قابلیت‌های یادگیری ماشین اجرا می‌شوند. البته لایه میانی ممکن است به طور کامل بدون یادگیری ماشین باشد و صرفاً تجزیه و تحلیل در آن انجام شود.

مؤلفه اخلاق: موضوع نهایی برای ارزیابی و امکان‌سنجی استفاده از هوش مصنوعی مؤلفه اخلاق است. اخلاق در هوش مصنوعی یک زمینه در حال رشد است. به جای ارزیابی خدمت هوش مصنوعی، باید استفاده یا برنامه‌ای که فناوری‌های هوش مصنوعی برای آن تطبیق داده شده است، ارزیابی شود. تقریباً در هر مورد استفاده از هوش مصنوعی، ملاحظات اخلاقی بالقوه باید قبل و بعد از اجرای راه حل مورد توجه قرار گیرد. مدیران کسب‌وکار، یا آنهایی که به توسعه راه‌حل‌های هوش مصنوعی فکر می‌کنند، قبل از اینکه نمونه اولیه خود را در دنیای واقعی امتحان کنند، مسئول دو جنبه اخلاقی، و امنیت خصوصی هستند.

در بسیاری از سامانه‌های اینترنت اشیا و کنترل کیفیت در یک کارخانه مبتنی بر هوش مصنوعی که هنگام برخورد با مواردی که خطر کمی برای انسان دارند، الزامات کیفیت محصول را می‌توان بدون ملاحظات اخلاقی گسترده اعمال کرد. اما زمانی که محصولات تأثیر قابل توجهی

¹ Application Programming Interface (API)

بر زندگی افراد دارند، حتی اگر از داده‌های شخصی استفاده نشود، ارزیابی اخلاقی نیز حیاتی است. به عنوان مثال آزمایش داروی پزشکی که با جان انسان‌ها سر و کار دارد. یا در یک آزمایش پزشکی که داده‌ها آنقدر ناشناس هستند که نمی‌توان آنها را به افراد خاص مرتبط کرد. از سوی دیگر، چنانچه یک خدمت هوش مصنوعی جدید در حال ارزیابی است و قرار است تاثیر یک دارو در گروه خاصی از بیماران را پیش‌بینی کند، با وجودی که ممکن است داده‌های مورد نیاز برای این کار از داده‌های شخصی نباشد، اما از نظر اخلاقی حیاتی است. زیرا نتیجه نهایی با استفاده از هوش مصنوعی، می‌تواند بین زندگی و مرگ افراد قرار گیرد [9].

در طیف دیگر کاربردهای هوش مصنوعی، حوزه‌هایی که بیشترین خطر را دارند به دقیق‌ترین ملاحظات اخلاقی نیاز دارند. آن‌ها شامل مواردی هستند که مستقیماً بر اساس داده‌های شخصی ساخته می‌شوند و مستقیماً بر زندگی افراد تأثیر می‌گذارند برای مثال چنانچه یک الگوریتم محاسباتی در هوش مصنوعی دارای خطای ذاتی باشد و قرار است به میلیون‌ها مشتری خدمات ارائه دهد، این سامانه، به طور بالقوه از دسترسی بسیاری از افراد به منابع مالی یا سایر خدمات مانند مسکن و خرید و امثال آن، بر اساس داده‌هایی که به غلط رتبه‌بندی شده، جلوگیری می‌کند.

منظر دوم، ارزیابی بلوغ هوش مصنوعی

ماتریس بلوغ در ابتدا توسط دانشگاه کارنگی ملون برای ارزیابی بلوغ کاربرد فناوری اطلاعات در فرآیندهای یک سازمان یا شرکت ایجاد شد. در این مدل پنج سطح بلوغ، از بسیار نا بالغ یا اولیه تا کلاس جهانی یا بهینه شده تعریف شده است. هر سطح بلوغ شامل شیوه‌های مرتبط برای مجموعه از پیش تعریف شده‌ای از حوزه‌های فرآیندی است که عملکرد کلی سازمان را بهبود می‌بخشند.

بنابر این، یک سازمان زمانی به سطح جدیدی از بلوغ دست می‌یابد که شیوه‌ها ایجاد یا تغییر داده شود، بنحویکه قابلیت‌ها توسعه یافته و سازمان به سطح جدید ارتقاء یابد. روش دگرگونی و تحول در هر سطح متکی به قابلیت‌هایی است که در سطوح قبلی ایجاد شده است.

ماتریس بلوغ با تمرکز بر هوش مصنوعی، خودکار سازی را محور ارتقاء عملکردهای سازمان قرار داده و طیف کاملی از ابزارهای هوش مصنوعی شامل روبات‌های گفتگو، استخراج اطلاعات، تجزیه و تحلیل داده‌ها، موتورهای بهینه‌سازی، طبقه‌بندی تصویر، تشخیص صدا و غیره، و همچنین خودکار سازی فرآیندهای متکی به روبات، استفاده از روبات‌ها، اینترنت اشیا و استفاده از منابع جمع سپاری را اندازه‌گیری می‌کند. ماتریس بلوغ هوش مصنوعی به جای پنج سطح معمول، شش سطح دارد. سطح صفر یعنی اصلاً خودکار سازی وجود ندارد و سطح پنج نشان دهنده پیشرفته‌ترین کاربردهای هوش مصنوعی و تعالی سازمان است [4].

جدول ۷.۵ سطوح بلوغ هوش مصنوعی

سطح بلوغ	مشاهدات
صفر	پردازش دستی در این سطح گواه خودکارسازی نه توسط هوش مصنوعی، بلکه صرفاً متکی به فناوری اطلاعات، و بسیار اندک است. از قابلیت‌های اولیه فناوری اطلاعات فقط در سطح اولیه از قبیل ایمیل و برنامه‌های متن نگار استفاده می‌شود. داده‌ها یک دارایی در نظر گرفته نمی‌شود و هیچ حاکمیت رسمی هم برای مدیریت آن وجود ندارد. طرح مهمی هم برای خودکار سازی در دست نیست.
یک	خودکار سازی مبتنی بر فناوری اطلاعات به صورت سنتی است. برخی کاربردهای ویژه برای فرآیندهای خاص (مانند پردازش برخی اسناد مالی) در دست اجرا است. هیچ مدرکی دال بر استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی یا خودکار سازی فرآیندها وجود ندارد. داده‌ها تا حدی مدیریت می‌شود که برای اطمینان از جریان اطلاعات در سازمان لازم است. هنوز پردازش تراکنش‌ها بین سامانه‌ها دستی انجام می‌شود.
دو	تلاش‌های اولیه برای خودکار سازی برخی وظایف در فرآیندها با استفاده از کد نویسی رایانه‌ای یا ماکرو در حوزه‌های مستقل از هم در سازمان مشاهده می‌شود. هنوز داده‌ها تا حدی مدیریت می‌شود و پردازش تراکنش‌ها بین سامانه‌ها دستی است.
سه	برخی ابزارهای مستقل خودکار سازی مانند هوش مصنوعی و خودکار سازی مبتنی بر روبات در فرآیندهای مختلف به کار گرفته شده است. برخی از مزایای مفید شناسایی شده است. برخی داده‌ها به گونه‌ای مدیریت می‌شوند که برای فرآیند خودکار سازی ارزشمند است، اما چارچوبی برای حاکمیت داده در سطح سازمان وجود ندارد.
چهار	در بخش‌های درون سازمان از برخی ابزارهای خودکار سازی از جمله هوش مصنوعی در طیف وسیعی از فرآیندها استفاده می‌شود. داده‌ها به طور فعال مدیریت می‌شوند و برخی از حوزه‌ها دارای سیاست و چارچوب‌های مدیریت و نگهداری داده‌ها هستند. سازمان یا شرکت، به دلیل اجرای فناوری‌های جدید و نوآور بودن شهرت دارد.
پنج	خودکار سازی راهبردی در سرتاسر سازمان ^۱ با طیف وسیعی از ابزارهای خودکار سازی از جمله هوش مصنوعی اجرا شده است. داده‌ها به عنوان یک دارایی ارزشمند تلقی شده و از طریق یک چارچوب حاکمیت داده در سطح سازمان مدیریت می‌شوند. مرکز تعالی خودکار سازی ایجاد شده است. این سازمان به خاطر فرهنگ نوآورانه و آینده نگر شهرت دارد.

^۱ End-to-End Strategic Automation

ممکن است بین سطوح مختلف همپوشانی وجود داشته باشد. به عنوان مثال، یک بخش طیف وسیعی از ابزارهای خودکار سازی در سطح چهار را به صورت عملیاتی مستقر کرده، اما در ضمن یک مرکز عالی خودکار سازی در سطح پنج ایجاد شده است.

بنابر این یک ماتریس بلوغ هوش مصنوعی کامل چیزی شبیه به شکل زیر است. هم سطح بلوغ، همانطور که هست (به رنگ خاکستری)، و هم جاه‌طلبی خودکار سازی توافق شده برای هر حوزه (به رنگ سیاه) را نشان می‌دهد. اگر چه این نمودار نسبتاً ساده است، اما پایه‌های راهبردی خودکار سازی و نقشه راه را به خوبی نشان می‌دهد. در ضمن یک ابزار ارتباطی مفید برای توصیف آنچه که کسب‌وکار امیدوار است با خودکار سازی و هوش مصنوعی به آن برسد را در سطح بالایی نشان می‌دهد.

سطح بلوغ	0	1	2	3	4	5
حوزه فرآیندی	پردازش دستی	خودکار سازی سنتی مبتنی بر IT	تلاش‌های اولیه خودکار سازی مستقل	استفاده از برخی ابزارهای خودکار سازی مستقل	استفاده از دامنه‌ای از ابزارهای خودکار سازی	خودکار سازی راهبردی در سرتاسر سازمان
خدمات مشتری			→	→		
ارزیابی مخاطرات			→	→	→	
عملیات			→	→	→	
مالی			→	→		
منابع انسانی			→	→		
مدیریت IT			→	→		

شکل ۷.۳ ماتریس بلوغ هوش مصنوعی

همانطور که توضیح داده شد، سطوح صفر، یک و دو نوعاً از خودکار سازی بهره‌ای نبرده‌اند در سطح سه هوش مصنوعی، خودکار سازی فرآیندها با پایه روبات آغاز شده است. به طور کلی بر روی یک یا دو فرآیند مستقل تمرکز شده و این معادل جاه‌طلبی با رویکرد تیک زدن جعبه هوش مصنوعی است. در سطح چهار بلوغ هوش مصنوعی، خودکار سازی هوش مصنوعی در طیف وسیعی از فرآیندها اعمال می‌شود. این سطح معادل جاه‌طلبی با رویکرد بهبود فرآیندها است. سطح پنج، که در آن هوش مصنوعی به طور راهبردی در سرتاسر کسب‌وکار اعمال شده، معادل جاه‌طلبی با رویکرد تحول است [4].

منابع مورد استفاده

- [1] T. H. Davenport, Artificial Intelligence: The Insights You Need from Harvard Business Review, Boston, MA: Harvard Business Press, 2019.
- [2] L. Chan, L. Hogaboam and R. Cao, Applied Artificial Intelligence in Business - Concepts and Cases, Berlin: Springer, 2022.
- [3] Beyond, "LUMINA - Cognitive Reasoning Engine," Beyond.ai, 2020.
- [4] A. Burgess, The Executive Guide to Artificial Intelligence, London: Palgrave Macmillan, 2018.
- [5] W. Ertel, Introduction to Artificial Intelligence, Berlin: Springer, 2018.
- [6] L. Boullart, "A gentle Introduction to Artificial Intelligence," in *Appilication of Artificial Intelligence in Process Control*, Oxford, Pergamon Press, 1992, pp. 5-40.
- [7] O. Vermesan, R. John, C. De Luca and M. Coppola, Artificial Intelligence for Digitising Industry - Applications, River Publishers, 2022.
- [8] I. Goodfellow, Y. Bengio and A. Courville, Deep Learning, MIT Press, 2016.
- [9] T. Zwingmann, AI-Powered Business Intelligence, O'Reilly Media, 2022.
- [10] M. Van Velzen and J. M. Garcia, "Machine Learning - A Comprehensive Overview," 2022.
- [11] J. Jumper, R. Evans, A. Pritzel, T. Green, M. Figurnov, O. Ronneberger and K. Tunyasuvunakool, "Highly Accurate Protein Structure Prediction with AlphaFold," *Nature*, vol. 596, no. 7873, pp. 583-589, 2021.
- [12] C. W. Holtsapple and A. B. Whinston, Business Expert Systems, McGraw-Hill Professional, 1987.
- [13] N. F. Matsatsinis and Y. Siskos, Intelligent Support Systems for Marketing Decisions, Berlin: Springer Science & Business Media, 2012.
- [14] J. Baron, Thinking and Deciding, Cambridge University Press, 2000.
- [15] E. Turban and L. Volonino, Information Technology for Management, John Wiley & Sons Asia, 2010.
- [16] A. Aamodt and E. Plaza, "Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations, and system approaches," *AI communications*, vol. 7, no. 1, pp. 39-59, 1994.

- [17] G. Smith, J. Sochor and M. Karlssona, "Mobility as a Service: Implications for Future Mainstream Public Transport," in *International Conference Series on Competition and Ownership in Land Passenger Transport*, Stockholm, 2017.
- [18] J. Wu, L. Zhou, C. Cai, J. Shen, S. K. Lau and J. Yong, "Data Fusion for MaaS: Opportunities and Challenges," in *IEEE 22nd International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, Nanjing, 2018.
- [19] C. O. Cruz and J. M. Sarmento, "'Mobility as a Service' Platforms: A Critical Path Towards Increasing the Sustainability of Transportation Systems," *Sustainability*, vol. 12, no. 16, 2020.
- [20] V. Gudivada, A. Apon and J. Ding, "Data Quality Considerations for Big Data and Machine Learning: Going Beyond Data Cleaning and Transformations," *International Journal on Advances in Software*, vol. 10, no. 1, pp. 1-20, 2017.
- [21] S. Jung, "Semantic Vector Learning for Natural Language Understanding," *Computer Speech & Language*, no. 56, pp. 130-145, 2019.
- [22] A. E. Hassanien, J. M. Chatterjee and V. Jain, *Artificial Intelligence and Industry 4.0*, Catalunya, Spain: Academic Press, 2022.
- [23] P. Leonard, "Customer Data Analytics: Privacy Settings for "Big Data" Business," *International data privacy law*, vol. 4, no. 1, pp. 53-68, 2014.
- [24] D. Jothimani and A. K. Bhadani, "Big Data: Challenges, Opportunities, and Realities," in *Effective Big Data Management and Opportunities for Implementation*, IGI Global, 2016, pp. 1-24.
- [25] V. Dhar, "Data Science and Prediction," *Communications of ACM*, vol. 56, no. 12, pp. 64-73, 2013.
- [26] R. Khan and A. Das, *Build Better Chatbots: A Complete Guide to Getting Started with Chatbots*, Berlin: Springer, 2014.
- [27] W. Bodrow, "Vision of Industry 4.0," in *6th International Workshop of Advanced Manufacturing and Automation*, 2016.
- [28] P. Suta, X. Lan, B. Wu, P. Mongkolnam and J. H. Chan, "An Overview of Machine Learning in Chatbots," *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, vol. 9, no. 4, pp. 502-510, 2020.
- [29] V. S. Lavanya and S. K. Shett, "Characterizing Human Opinion in Social Network Using Machine Learning Algorithm," *International Journal of Computer Science and Engineering*, vol. 6, no. 7, pp. 375-381, 2018.
- [30] R. Xia, F. Xu, C. Zong, Q. Li, Y. Qi and T. Li, "Dual Sentiment Analysis: Considering Two Sides of One Review," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 27, no. 8, pp. 2120-2133, 2015.

- [31] M. Madhusudhanan and M. Moorthi, "A Survey on Sentiment Analysis," *Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSE)*, vol. 9, no. 2, pp. 69-80, 2018.
- [32] J. Ge, M. A. Vazquez and U. Gretzel, "Sentiment Analysis: A Review," *Advances in Social Media for Travel, Tourism and Hospitality*, vol. 5, no. 4, pp. 243-261, 2017.
- [33] A. Paul, D. P. Mukherjee, P. Das, A. Gangopadhyay, A. R. Chintla and S. Kundu, "Improved Random Forest for Classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 27, no. 8, pp. 4012-4024, 2018.
- [34] M. Kataria and S. M. Shah, "Extended Comprehensive Sentiment Analysis for Informal Opinion Text," *International Journal of Engineering Research and Technology (IJERT)*, no. 4, pp. 481-483, 2015.
- [35] S. Tilsha and J. Sherin, "A Survey on Twitter Data Analysis Techniques to Extract Public Opinion," *International Journal of Advances in Computer Science*, 2015.
- [36] S. Tongman and N. Wattanakitrungraj, "Classifying Positive or Negative Text Using Features Based on Opinion Words and Term Frequency-Inverse Document Frequency," *5th international Conference on Advanced Informatics: Concept Theory and Applications (ICAICTA)*, pp. 159-164, 2018.
- [37] D. Tang, B. Qin, F. Wei, L. Dong, T. Liu and M. Zhou, "A Joint Segmentation and Classification Framework for Sentence Level Sentiment Classification," *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 23, no. 11, pp. 1750-1761, 2015.
- [38] D. A. Pomerleau, "ALVINN: An Autonomous Land Vehicle in a Neural Network," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Pittsburgh, Carnegie Mellon University Press, 1989, pp. 305-313.
- [39] M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz and H. Winner, *Autonomous Driving: Technical, Legal and Social Aspects*, Springer, 2016.
- [40] N. Mittal, P. D. Udayakumar, G. Raghuram and N. Bajaj, "The Endemic Issue of Truck Driver Shortage - A Comparative Study Between India and the United States," *Research in Transportation Economics*, no. 71, pp. 76-84, 2018.
- [41] D. Si, A. Nakamura, R. Tang, H. Guan, J. Hou, A. Firozi, R. Cao, K. Hippe and M. Zhao, "Artificial intelligence advances for de novo molecular structure modeling in cryo-electron microscopy," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Molecular Science*, vol. 12, no. 2, p. e1542, 2022.

- [42] J. Schmid, P. Heß and B. W. Schuller, "Passive Monitoring and Geo-Based Prediction of Mobile Network Vehicle-to-Server Communication," in *14th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 2018.
- [43] Z. Gilani, E. Kochmar and J. Crowcroft, "Classification of Twitter Accounts into Automated Agents and Human Users," in *Proceedings of the 2017 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, 2017.
- [44] M. Wolfchank, E. Rauch and H. Zsifkovits, "A Review of Further Directions for Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Smart Logistics," *Sustainability*, vol. 12, no. 9, p. 3760, 2020.
- [45] A. Azizi, *Applications of Artificial Intelligence Techniques in Industry 4.0*, Berlin: Springer, 2019.
- [46] P. Vasant, E. Munapo, J. Thomas and G.-W. Webber, *Artificial Intelligence in Industry 4.0 and 5G Technology*, John Wiley & Sons, Incorporated, 2022.