

نگاهی اجمالی به کاربرد روشهای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در

# مدیریت ریسک



علی ابراهیمی کردلر  
مبشم باقری

## مقدمه

ایجاد بینش عمیق و جامع به منظور حفاظت از داراییها و اعتبار بنگاه اقتصادی با استفاده از فناوریهای هوش مصنوعی در محیط تجاری پرشتاب امروز، ریسک عملیاتی یک نگرانی اصلی برای سازمانها در تمام صنایع است. از موسسات مالی گرفته تا شرکتهای تولیدی، احتمال اشتباه، تقلب و سایر اتفاقات ناگوار عملیاتی می تواند تاثیر قابل توجهی بر قیمت نهایی داشته باشد. با این حال، با پیشرفتهای فناوری هوش مصنوعی (AI)، سازمانها اکنون ابزار قدرتمندی برای کمک به مدیریت ریسک در اختیار دارند. مدیریت ریسک به فرایندی اطلاق می شود که به شناسایی، اندازه گیری، کنترل و کاهش ریسکها می پردازد. مدیریت ریسک شامل مراحل متعددی مانند تعریف ریسکها، تعیین سطح قابل قبول ریسک، انجام ارزیابی ریسک، تعیین استراتژیهای کاهش ریسک، پیاده سازی اقدامهای کاهش ریسک، اندازه گیری و ارزیابی عملکرد مدیریت ریسک و بهبود مستمر مدیریت ریسک می باشد. مدیریت ریسک به سازمانها کمک می کند تا از بروز بحرانها، خسارتهای مالی و غیرمالی جلوگیری کنند و از فرصتها، منابع و اهداف خود بهره مند شوند. مدیریت ریسک به ویژه در بانکها و موسسات مالی اهمیت بالایی دارد؛ زیرا این نهادها گرفتار انواع ریسکها هستند و باید با رعایت استانداردها و مقررات مربوط، آنها را مدیریت کنند. هوش مصنوعی این توانایی را دارد که حجم زیادی از داده ها را با سرعت و دقتی بسیار فراتر از تواناییهای انسان، تجزیه و تحلیل کند. از این رو این امر را به یک راه حل ایده آل برای شناسایی خطرهای احتمالی و اتخاذ اقدامهای پیشگیرانه برای کاهش آنها تبدیل می کند. با استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت ریسک عملیاتی، سازمانها می توانند بینش ارزشمندی به دست آورند و تصمیمهای آگاهانه ای برای حفاظت از داراییها و اعتبار خود بگیرند. در این نوشتار سعی شده است به صورت اجمالی، روشهای مبتنی بر هوش مصنوعی به کار گرفته شده در حوزه های مدیریت ریسک مورد بررسی قرار گیرد.

تجهیزات یا خطرهای ایمنی باشد، شناسایی کند. این رویکرد پیشگیرانه می‌تواند به سازمانها کمک کند تا قبل از وقوع یک مشکل عملیاتی با اهمیت، اقدامهای اصلاحی انجام دهند. علاوه بر تجزیه و تحلیل پیش‌بینی و نظارت در زمان واقعی، هوش مصنوعی می‌تواند در ارزیابی ریسک و تجزیه و تحلیل سناریوها نیز استفاده شود. با شبیه‌سازی سناریوهای مختلف و تاثیر بالقوه آنها بر سازمان، هوش مصنوعی می‌تواند به سازمانها در شناسایی آسیب‌پذیریها و توسعه برنامه‌های اضطراری برای کاهش خطرها کمک کند. این رویکرد پیشگیرانه می‌تواند به سازمانها کمک کند تا برای اختلالاتی عملیاتی احتمالی آماده شوند و تاثیر آنها را به حداقل برسانند.

### یادگیری با استفاده از هوش مصنوعی

یادگیری ماشین از مهمترین دستاوردهای هوش مصنوعی قلمداد می‌گردد.

یادگیری ماشین و یادگیری عمیق<sup>۵</sup>، تکنیکهای هوش مصنوعی هستند که می‌توانند حجم زیادی از داده‌ها را پردازش کنند و از الگوها و ویژگیها برای پیش‌بینی و تصمیم‌گیری بیاموزند. این روشها به دو دسته کلی یادگیری ماشینی با نظارت<sup>۶</sup> و بدون نظارت<sup>۷</sup> تقسیم می‌شود. البته در سالهای اخیر الگوریتمهای خودنظارتی<sup>۸</sup> نیز طراحی و مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. الگوریتمهای یادگیری ماشینی با نظارت به داده‌های برچسب‌گذاری شده دقیق متکی هستند. این الگوریتمها با داده‌هایی تغذیه می‌شوند که شامل ورودی و خروجی مشخص است و سیستم براساس رابطه بین داده‌های آموزشی ورودی و خروجی، ساخت مدل را یاد می‌گیرد. مدل، داده‌های ورودی را به خروجی مورد نظر نگاشت می‌کند و تا زمانی که مدل به سطح مطلوبی از دقت برسد آموزش ادامه می‌یابد. در واقع در این روش، از داده‌های ورودی برای تعیین خروجی استفاده می‌شود. این مشابه این است که در اصطلاح‌های آمار سنتی شما طیف وسیعی از متغیرهای مستقل را دارید که برای تعیین رابطه با متغیر وابسته آزمایش می‌شوند. از الگوریتمهای با نظارت در کل برای وظایف طبقه‌بندی<sup>۹</sup> بهره‌برداری می‌شود. از سوی دیگر، الگوریتمهای یادگیری ماشینی بدون نظارت روی مجموعه داده‌های بدون برچسب آموزش داده

### هوش مصنوعی ویژه مدیریت ریسک، فراتر از هوش انسانی

در رابطه با مدیریت ریسک علاقه‌مند به یک نوع ابرهوش مصنوعی هستیم که از طریق آن ماشینها می‌توانند هوش ویژه مدیریت ریسک را بالاتر از هوش انسانی نشان دهند.

هوش مصنوعی به‌طور معمول به‌عنوان هوش نشان داده‌شده توسط ماشینها در نظر گرفته می‌شود و با اشاره به آنچه ما هوش را در انسان می‌بینیم، تعریف می‌شود [۱]. ولی در رابطه با مدیریت ریسک، علاقه‌مند به یک نوع ابرهوش مصنوعی هستیم که از طریق آن ماشینها می‌توانند هوش ویژه مدیریت ریسک را بالاتر از هوش انسانی نشان دهند. در واقع برای مقایسه دو اصطلاح هوش مصنوعی و یادگیری ماشین<sup>۱</sup> به روشی فنی‌تر، می‌توان گفت که یادگیری ماشین تکنیک کلیدی هوش مصنوعی است که شامل یادگیری از داده‌ها می‌شود؛ اما هوش مصنوعی، اغلب شامل تکنیکها و الزامهای اضافی است [۲]. به‌عنوان مثال، همانطور که بوستروم (۲۰۱۴) اشاره کرده، یک راهکار کامل هوش مصنوعی عبارت است از شناسایی داده‌ها، آزمایش داده‌ها و تصمیم‌گیری براساس آزمایش داده‌ها که به‌صورت تمام خودکار انجام می‌شود [۳].

یکی از راه‌هایی که می‌توان از هوش مصنوعی در مدیریت ریسک بهره‌برد، تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده<sup>۲</sup> است. با تجزیه و تحلیل داده‌های تاریخی و شناسایی الگوها و روندها، هوش مصنوعی می‌تواند به سازمانها کمک کند تا خطرهای احتمالی را قبل از وقوع پیش‌بینی کنند. به‌عنوان مثال، در صنعت مالی، هوش مصنوعی می‌تواند به‌منظور شناسایی فعالیت‌های متقلبانانه با شناسایی الگوهای غیرعادی در معاملات یا رفتار مشتری استفاده شود. این امر می‌تواند به جلوگیری از ضررهای مالی و حفظ اعتبار سازمان کمک کند. علاوه بر این، هوش مصنوعی می‌تواند به‌منظور نظارت و تجزیه و تحلیل داده‌های بلادرنگ<sup>۳</sup> از منابع مختلف برای شناسایی خطرهای بالقوه در هنگام ظهور نیز استفاده شود. به‌عنوان مثال، در صنایع تولیدی، هوش مصنوعی می‌تواند داده‌های حسگرها را از تجهیزات تولید تجزیه و تحلیل کند تا ناهنجاریهایی<sup>۴</sup> را که می‌تواند نشان‌دهنده خرابیهای احتمالی

یادگیری ماشینی باز کرده است. به عنوان مثال، سون و همکاران در سال ۲۰۱۶ از فهرست اوراق معاوضه نکول اعتبار ۱۱ روزانه با سررسیدها و گروه‌های رتبه‌بندی مختلف از ژانویه ۲۰۰۱ تا فوریه ۲۰۱۴ استفاده کردند تا کارایی مدل‌های یادگیری ماشین ناپارامتریک که شامل یادگیری عمیق نیز می‌شوند را بررسی کنند. آن‌ها نشان دادند این مدل‌ها نسبت به مدل‌های سنتی از نظر دقت پیش‌بینی و همچنین پیشنهاد اقدام‌های پوشش ریسک عملی از اثربخشی بیشتری برخوردارند [۴]. در حوزه‌های تامین مالی برای مصرف‌کننده و واحدهای اقتصادی کوچک نیز انبوهی از داده‌ها برای پیاده‌سازی روش‌های یادگیری ماشین برای تصمیم‌گیری بهتر برای اعطای تسهیلات وجود دارد. فیگینی و همکاران در سال ۲۰۱۷ نشان دادند که استفاده از یک تکنیک یادگیری ماشین چندمتغیره تشخیص داده‌های پرت، تخمین ریسک اعتباری برای وام‌دهی واحدهای تجاری کوچک را می‌تواند بهبود بخشد [۵]. در سال ۲۰۱۹ ریبرو و همکارانش با استفاده از ترسیم‌گراف ارتباط بین شرکتها و کاوش الگوهای تکراری بین این گرافها اقدام به پیش‌بینی ورشکستگی و سلامت مالی شرکتها به منظور اعطای تسهیلات از طرف موسسات مالی نمودند. آن‌ها نیز نشان دادند که مدل پیشنهادی آن‌ها نسبت به مدل‌های رگرسیونی سنتی از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد [۶].

می‌شوند. از این الگوریتمها برای شناسایی الگوها، روندها یا خوشه‌بندی<sup>۱۰</sup> در مجموعه داده‌هایی که عناصر آن ناشناخته هستند، استفاده می‌شوند. این نوع یادگیری ماشینی می‌تواند رابطه بین نقاط داده مختلف را شناسایی و برای تقسیم‌بندی داده‌های مشابه از آن بهره‌برداری کند. در یادگیری بدون نظارت، فقط داده‌های ورودی در دسترس هستند و هدف کسب اطلاعات بیشتر در مورد ساختار داده‌ها می‌باشد. در الگوریتم‌های خودنظارتی نیز از داده‌های بدون برچسب استفاده شده و مدل آموزش می‌بیند که برچسب پنهان داده‌ها را حدس بزند. از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق میتوان در جنبه‌های مختلف ارزیابی ریسک عملیاتی، مانند ریسک اعتباری، ریسک بازار، ریسک نقدینگی، کشف تقلب، انطباق و کیفیت حسابرسی استفاده کرد. چند نمونه از نحوه استفاده از یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در ارزیابی ریسک عملیاتی در ادامه آورده شده است.

### ارزیابی دقیق تر ریسک اعتباری، راه‌ورد یادگیری ماشینی

ارزیابی و تشخیص به‌هنگام ریسک نکول در معاملات، برای بنگاه‌های اقتصادی از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. ریسک اعتباری زبان اقتصادی است که از ناتوانی طرف مقابل در انجام تعهدهای قراردادی خود (مانند پرداخت به‌موقع بهره یا اصل سرمایه) یا از افزایش ریسک نکول در طول مدت معامله ناشی می‌شود. به‌طور سنتی، شرکتها به‌طور معمول از مدل‌های رگرسیونی برای ارزیابی چنین ریسکی استفاده می‌کردند. مدل‌هایی که عموم آن‌ها بر پایه مدل آلتمن استوار بود. در زمینه ریسک اعتباری، مدل‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق می‌توانند دقت و کارایی تخمین ریسک اعتباری را با استفاده از انواع مختلف داده‌ها، مانند صورتهای مالی، شاخصهای اقتصاد کلان، رسانه‌های اجتماعی و منابع داده‌های جایگزین، بهبود بخشند. این مدل‌ها می‌توانند روابط غیرخطی و پیچیده بین عوامل ریسک و متغیرهای یک سناریو را مدیریت کنند و قابلیت‌های پیش‌بینی و آزمایش تکانه بهتری را ارائه دهند. نیاز به دقت بالاتر در ارزیابی ریسک اعتباری و پیچیدگیهای مربوط به آن راه را برای بهره‌برداری بیشتر از تکنیکهای

هوش مصنوعی این توانایی را دارد که

حجم زیادی از داده‌ها را

با سرعت و دقتی بسیار فراتر از

تواناییهای انسان

تجزیه و تحلیل کند

زیان کارکردند. آن‌ها از مدل‌های شبکه عصبی متخاصم برای برآورد احتمال ارزش در معرض خطر و ریزش‌های بازار استفاده کردند [۷].

## تشخیص ناهنجاری به‌عنوان زمینه ایجاد ریسک عملیاتی

مدل‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق در مقایسه با مدل‌های مبتنی بر ضابطه، از یادگیری خودکار و تشخیص الگوهای پنهان بر اساس داده‌های برجسته‌سازی شده و یا انحراف از نرمال در حوزه تشخیص تقلب و ناهنجاری سود می‌برند.

ریسک عملیاتی یکی از انواع ریسک‌هایی است که سازمانها در انجام فعالیت‌های خود با آن مواجه می‌شوند. بر اساس تعریف کمیته بازل، ریسک عملیاتی به «خطر از دست رفتن یا آسیب دیدن ناشی از نقص در فرایندها، افراد و سیستم‌های داخلی یا از عوامل خارجی» اطلاق می‌شود. ریسک عملیاتی می‌تواند به دلیل خطاهای انسانی، سیستمی، فرایندی، خارجی یا داخلی ایجاد و باعث از دست رفتن منابع، اعتبار، اعتماد و ارزش سازمان شود. در واقع، ریسک عملیاتی به احتمال تحمل زیان ناشی از شکست فرایندها، افراد یا سیستم‌ها مربوط می‌شود. این مفهوم در صنایع مختلف با ویژگی‌های متفاوت قابل بررسی است. مدیریت ریسک عملیاتی، نیز به فرایندی اشاره دارد که به شناسایی، اندازه‌گیری، کنترل و کاهش ریسک‌های ناشی از خطاهای انسانی، سیستمی و فرایندی می‌پردازد. تحقیق‌ها حاکی از آن است که در این زمینه نیز از تکنیک‌های یادگیری ماشینی بسیار بهره‌برداری شده است. ارزیابی ریسک عملیاتی با استفاده از شبکه‌های عصبی مبتنی بر توجه<sup>۱۸</sup> و یادگیری نیمه‌نظارتی، پیش‌بینی ریسک با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی بازگشتی و شبکه‌های عصبی متخاصم مولد و همچنین شبکه‌های مبتنی بر گراف و در نهایت کاهش ریسک با استفاده از یادگیری تقویتی و یادگیری با نظارت، از جمله نمونه کاربردهای تکنیک‌های یادگیری ماشینی در حوزه مدیریت ریسک عملیاتی است.

بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده درباره کاربرد تکنیک‌های هوش مصنوعی، در زمینه مدیریت ریسک عملیاتی مربوط به تشخیص تقلب و ناهنجاری می‌باشد. در حوزه تشخیص

**مدیریت ریسک بازار و تکنیک‌های هوش مصنوعی**  
استفاده از تکنیک‌های پیشرفته مانند پردازش زبان طبیعی، تحلیل احساسات، تشخیص ناهنجاری و یادگیری تقویتی منجر به بهبود عملکرد اندازه‌گیری و مدیریت ریسک بازار شده است.

ریسک بازار ریسکی است که از سرمایه‌گذاری و تجارت و به‌طور کلی از قرار گرفتن در معرض بازارها، به‌ویژه بازارهای مالی ناشی می‌شود. به‌طور کلی این ریسک به‌واسطه نوسانهای قیمت داراییها در بازار به‌وجود می‌آید که منجر به تغییر بازدهی سرمایه‌گذاری می‌شود. در حوزه ریسک بازار، مدل‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق می‌توانند دقت اندازه‌گیری و کارایی و اثربخشی مدیریت ریسک بازار را با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته مانند پردازش زبان طبیعی<sup>۱۲</sup>، تحلیل احساسات<sup>۱۳</sup>، تشخیص ناهنجاری و یادگیری تقویتی<sup>۱۴</sup> افزایش دهند. در واقع این مدل‌ها می‌توانند با استفاده از داده‌های بازار و الگوریتم‌های پیچیده، نوسانهای قیمت داراییها و تاثیر آن‌ها بر بازدهی سرمایه‌گذاری را پیش‌بینی کنند. این روشها مزایایی مانند دقت بالا، سرعت بالا، قابلیت یادگیری و بهبود مداوم، و کاهش نیاز به مداخله انسانی را دارند. اگرچه همچنان چالش‌هایی مانند نیاز به حجم زیاد داده‌ها، پیچیدگی محاسباتی، و کمبود شفافیت و عدم قابلیت تفسیر را نیز با خود به‌همراه دارند. آخرین تحقیقات در زمینه استفاده از یادگیری ماشین و یادگیری عمیق بر روی ارزیابی ریسک بازار، رویکردها و کاربردهای متنوع و نوآورانه‌ای را ارائه کرده‌اند. برخی از این رویکردها و کاربردها عبارتند از استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی<sup>۱۵</sup> (RNNs) و شبکه‌های عصبی پیچشی<sup>۱۶</sup> (CNNs) برای پیش‌بینی نوسانهای قیمت سهام با استفاده از داده‌های بازار و اخبار، استفاده از شبکه‌های عصبی متخاصم مولد<sup>۱۷</sup> (GANs) برای تولید داده‌های مصنوعی با توزیع مشابه داده‌های واقعی برای افزایش دقت و کاهش واریانس مدل‌های ارزیابی ریسک و استفاده از یادگیری تقویتی (RL) برای بهینه‌سازی استراتژیهای معاملاتی و کاهش ریسک بازار. به‌عنوان مثال، کانت و همکارانش در سال ۲۰۲۳ روی توزیع زیانهای یک سبد سرمایه‌گذاری و شبیه‌سازی آن از طریق سناریوسازی، احتمال همزمان اجزای

راه‌حلهایی برای این مشکل کرده است. محققان این شرکت مقاله‌ای را منتشر کردند که در آن، ترکیبی از شبکه‌های متخاصم مولد تحلیلی مشروط و عمیق برای تولید مجموعه داده‌های مصنوعی پیشنهاد شده است [۱۰].

### بررسی ابعاد فضای تصمیم

وجود ابعاد زیاد در داده‌های تجاری و مالی، نیاز به بررسی و کاهش ابعاد داده‌ها با بهره‌گیری از روشهای نوین را دوچندان می‌نماید.

سرعت پیشرفت فناوری اطلاعات منجر به جمع‌آوری حجم زیادی از داده‌ها در حوزه‌های مختلف علوم با ابعاد بالا گشته است؛ به‌گونه‌ای که تحلیل این حجم از داده‌های چندبعدی در عمل بدون انجام عملیات کاهش ابعاد، غیر ممکن و یا دشوار به نظر می‌رسد. همچنین باید در نظر داشت که برای تحلیل داده‌های چندبعدی نیازمند حجم زیادی از آن‌ها هستیم که به‌طور معمول در دسترس نمی‌باشد. این مشکل که به نفرین ابعاد<sup>۲۳</sup> مشهور است، در دنیای مالی نیز به‌واسطه حجم بالای داده‌ها و ابعاد آن‌ها، گریبانگیر کاربرد مدل‌های یادگیری عمیق و یادگیری ماشین در این حوزه است. در ارزیابی و مدیریت ریسک نیز داده‌ها به‌طور معمول در مقیاس بزرگ و با ابعاد زیاد نمایش داده می‌شوند. به‌عنوان مثال، نسبت‌های مالی کلیدی هر شرکت شامل اطلاعات مالی بااهمیت در رابطه با عملکرد عملیاتی، نقدینگی مالی، بازده، ریسک، رشد پایدار و ... می‌باشند که می‌توانند جهت بررسی وضعیت مالی آن به‌کار برده شوند. با در نظر گرفتن هر یک از نسبت‌های مالی به‌عنوان مولفه یک بردار، توصیف یک شرکت با استفاده از بردار مربوط می‌تواند یک نمایش از وضعیت شرکت جهت استفاده در مدل‌های یادگیری عمیق باشد. ولی با توجه به تعدد نسبت‌هایی که می‌توان محاسبه کرد و از محتوای اطلاعاتی خوبی نیز برخوردار هستند، بردار نمایش شرکت می‌تواند دارای ابعاد زیادی باشد. از این رو، پیاده‌سازی مدل‌های پیشرفته یادگیری عمیق علاوه بر این که با دشواریهای فنی ممکن است همراه گردد، نیاز به داده‌های قابل توجهی نیز دارد که در اغلب اوقات در دسترس نیست. به‌منظور تخفیف دشواری‌های مورد اشاره، روشهای کاهش ابعاد داده‌ها و عملکرد آن‌ها نیز در این حوزه مورد توجه محققان قرار گرفته است. روشهای کاهش

تقلب و ناهنجاری مدل‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق در مقایسه با مدل‌های مبتنی بر ضوابط<sup>۱۹</sup> که محدود به الگوریتم‌های از پیش برنامه‌ریزی شده هستند، از یادگیری خودکار و تشخیص الگوهای پنهان براساس داده‌های برچسب‌گذاری شده و یا انحراف از نرمال بودن در کل مجموعه داده‌ها سود می‌برند که به بهترین وجه با هدف تطبیق با داده‌ها مطابقت دارد. در این زمینه مدل‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق می‌توانند با استفاده از روشهای یادگیری با نظارت و بدون نظارت، مانند طبقه‌بندی، خوشه‌بندی، تشخیص ناهنجاری و شبکه‌های متخاصم مولد، تشخیص و پیشگیری از تقلب را بهبود بخشند. در تحقیقات انجام شده با پیاده‌سازی این مدل‌ها و استفاده از انواع مختلفی از داده‌ها مانند داده‌های تراکنش، داده‌های رفتاری، داده‌های زیستی و داده‌های شبکه توانسته‌اند در شناسایی الگوها و ناهنجاریهای جعلی، موفقیت‌های قابل توجهی به‌دست آورند [۸]. تعدادی از موسسات بزرگ حسابرسی مدل‌های خاص خود را جهت تشخیص ناهنجاری بر مبنای یادگیری ماشین توسعه داده‌اند. به‌عنوان مثال "موسسه ای وای" یک ابزار تشخیص ناهنجاری به نام ای‌وی هلیکس<sup>۲۰</sup> را توسعه داده است. گروهی از مهندسان هوش مصنوعی و حساب‌رسان مالی روی راه‌حلی برای تشخیص ناهنجاریها در داده‌های دفتر کل کار کردند. طبق گفته کارشناسان موسسه، حساب‌رسان به‌صورت دستی تعداد زیادی از ورودیهای دفتر کل را برچسب‌گذاری کردند تا مجموعه‌ای از داده‌های آزمایشی و قابل اعتماد داشته باشند. سپس مدل‌های یادگیری ماشین را با استفاده از این داده‌ها آموزش دادند و عملکرد آن‌ها را توسط حساب‌رسان به‌منظور اطمینان از کیفیت ابزار تشخیص ناهنجاری مورد ارزیابی قرار دادند [۹]. یک مسئله شناخته‌شده کشف تقلب در مجموعه داده‌های واقعی، تعداد کم داده‌های حاوی تقلب در مقابل تعداد زیاد داده‌هایی می‌باشد که در آن‌ها تقلب رخ نداده است. از این رو، اغلب یک مجموعه داده ممکن است نمونه‌ای جانبدارانه<sup>۲۱</sup> از واقعیت باشد که منجر به آموزش معیوب مدل گردد. شرکت چندملیتی خدمات مالی امریکن اکسپرس<sup>۲۲</sup> در آزمایشگاه هوش مصنوعی خود با تولید داده‌های مصنوعی برای بهبود مدل‌های تشخیص تقلب اقدام به جستجو برای

- 17- Generative Adversarial Network
- 18- Attention
- 19- Rule based
- 20- EY Helix General Ledger Anomaly Detector (EY Helix GLAD)
- 21- Biased
- 22- Financial Services Multinational American Express Co
- 23- Curse of Dimensionality

ابعاد عموماً به دو دسته استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی تقسیم می‌شوند. در روشهای انتخاب ویژگی به‌طور کلی به تعداد زیادی از داده‌ها نیاز است تا با جستجوی زیرمجموعه‌هایی از داده‌ها، آن‌ها را به‌وسیله ویژگیهای بارز آن زیرمجموعه‌ها طبقه‌بندی کنیم. در این روشها، به‌طور معمول تبدیلی صورت نمی‌گیرد. در روشهای استخراج، ویژگی فضای داده‌های با ابعاد بیشتر با استفاده از تبدیلهای ریاضی به فضای داده‌هایی با ابعاد کمتر نگاشته می‌شود.

### منابع:

- [1] Shieber, S. M. The turing test: Verbal behavior as the hallmark of intelligence. Cambridge: MIT Press. 2004.
- [2] Saqib Aziz, Michael Dowling. Disrupting Finance, Chapter 3, Machine Learning and AI for Risk Management, Palgrave Macmillan. 2019.
- [3] Bostrom, N. Superintelligence: Paths, dangers, strategies. Oxford: Oxford University Press. 2014.
- [4] Son, Y., Byun, H., & Lee, J. Nonparametric machine learning models for predicting the credit default swaps: An empirical study. Expert Systems with Applications, 58, 210–220. 2016.
- [5] Figini, S., Bonelli, F., & Giovannini, E. Solvency prediction for small and medium enterprises in banking. Decision Support Systems, 102, 91–97. 2017.
- [6] Bernardete Ribeiro, Ning Chen, Alexander Kovacec. Shaping Graph Pattern Mining for Financial Risk. Neurocomputing, 326–327, 123-131.2019.
- [7] Cont, Rama, Mihai Cucuringu, Renyuan Xu, and Chao Zhang. Tail-GAN: Learning to Simulate Tail Risk Scenarios. Available at SSRN 3812973.2022.
- [8] Bakumenko, Alexander, and Ahmed Elragal. Detecting anomalies in financial data using machine learning algorithms. Systems 10, no. 5 (2022): 130.
- [9] EY. How an AI Application Can Help Auditors Detect Fraud. Available online: [https://www.ey.com/en\\_gl/assurance/how-an-ai-application-can-help-auditors-detect-fraud](https://www.ey.com/en_gl/assurance/how-an-ai-application-can-help-auditors-detect-fraud)
- [10] Dmitry Efimov, Di Xu, Luyang Kong, Alexey Nefedov, Archana Anandkrishnan. Using generative adversarial networks to synthesize artificial financial datasets. 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS), Vancouver, Canada. 2019

### جمع‌بندی

در مجموع بر مبنای تجارب موسسات و تحقیق‌های منتشر شده، به‌نظر می‌رسد روشهای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به‌عنوان دو تکنیک پیشرفته و کارآمد از هوش مصنوعی می‌توانند در مدیریت ریسک کاربرد داشته باشند. این روشها با استفاده از الگوریتمهای هوشمند و داده‌های موجود، می‌توانند ریسکها را به‌صورت خودکار تشخیص، ارزیابی، پیش‌بینی و کنترل کنند. این روشها، مزایایی مانند دقت بالا، سرعت بالا، قابلیت یادگیری و بهبود مداوم، و کاهش نیاز به مداخله انسانی را دارند. اما همچنان چالشهایی مانند نیاز به حجم زیاد داده‌ها، پیچیدگی محاسباتی، کمبود شفافیت و قابلیت تفسیر را نیز دارند.



### پانوشتها:

- 1- Machine Learning
- 2- Predictive Analytics
- 3- Real-time
- 4- Anomaly
- 5- Deep Learning
- 6- Supervised
- 7- Unsupervised
- 8- Self-supervised
- 9- Classification
- 10- Clustering
- 11- Credit Default Swap
- 12- Natural Language Processing
- 13- Sentiment Analysis
- 14- Reinforcement Learning
- 15- Recursive Neural Network
- 16- Convolutional Neural Network