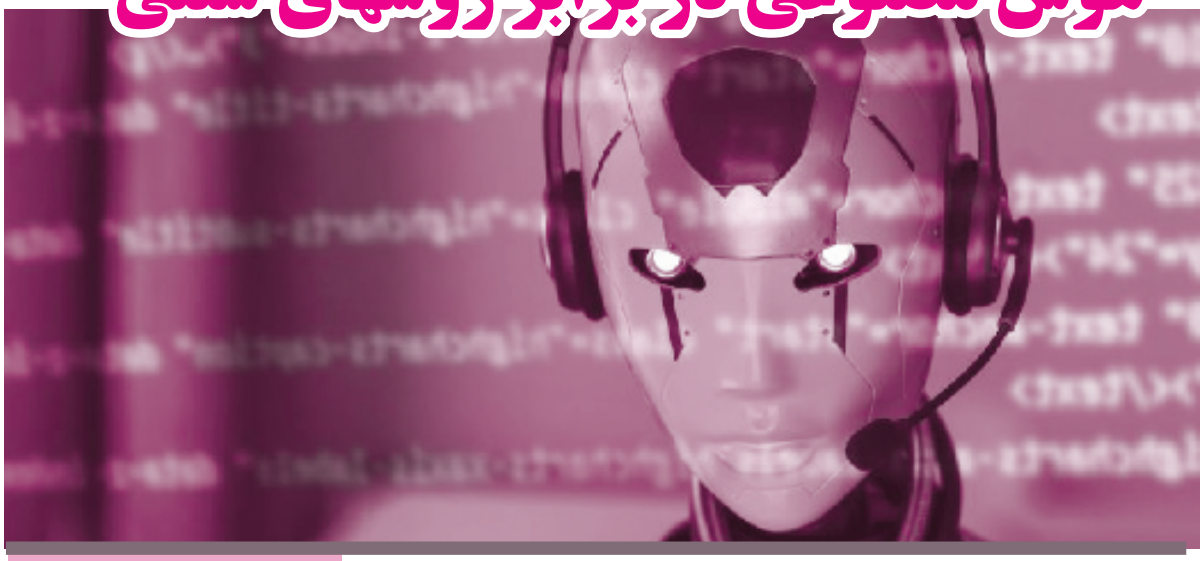
تشخیص تقلب در صورتهای مالی در عصر دیجیتال

هوش مصنوعی در برابر روشهای سنتی



Dr. Karina Kaztelnik
Dr. Eva K. Jermakowicz

خلاصه

گسترش فناوری در تمام کسب‌وکارهای مدرن فرصتهای جدیدی را برای تقلب در صورتهای مالی ایجاد کرده است. اما از ابزار فناوری نیز می‌توان برای کمک به کشف و جلوگیری از تقلب استفاده کرد. رویکردهای **هوش مصنوعی**[1] (AI) معاصر این توان درونی را دارند که در تشخیص تقلب، به ویژه کلاهبرداریهای جدید، کارامدتر و دقیقتر باشند. اگرچه مدلهای هوش مصنوعی می‌توانند حجم زیادی از داده‌ها را برای انسانها تحلیل کنند، اما همچنان به شهود، تجربه و تحلیل انسان برای آموزش و بررسی سوگیری و خطا متکی هستند. اجرای موفق مستلزم برنامه‌ریزی دقیق، سرمایه‌گذاری و تخصص است.

دیجیتالی‌شدن اقتصاد جهانی، فرصتهای بی‌سابقه‌ای را برای انواع مختلف تقلبها ایجاد کرده است، که برخی از آن‌ها ممکن است شامل تقلب در صورتهای مالی یا ایجادکننده نیاز به آن باشد. گسترش فناوری- و پذیرش شتابان آن در طول همه‌گیری کووید-۱۹ (COVID-19)- نحوه انجام کسب‌وکار و خدمات شرکتها را تغییر داده است. این امر نیاز به کنترلهای نوآورانه و سایر فرایندها را برای محافظت در برابر چنین ریسکهایی افزایش داده است. خوشبختانه، فناوری- که ممکن است یکی از بزرگترین عوامل تقلب باشد- ابزاری را نیز برای جلوگیری و تشخیص وقوع آن‌ها فراهم می‌کند.

شیوع تقلب

تقلب در صورتهای مالی شامل ایجاد عمدی اطلاعات نادرست یا گمراه‌کننده در صورتهای مالی است. طبق گزارش سال ۲۰۲۴ **انجمن بازرسان خبره تقلب**[۲] (ACFE) به سازمان ملل، چنین کلاهبرداریهایی به‌طور معمول از سوی مالکان یا مدیران برای بزرگنمایی سوداوری یا کارایی مالی یا پنهان‌کردن سرقت واقعی انجام می‌شود[۳]. براساس گزارش **کمیسیون بورس و اوراق بهادار امریکا**[۴] (SEC)، شناسایی نادرست درامد، دستکاری ذخایر و تحریف موجودی ازجمله رایجترین طرحهایی هستند که **مدیران ارشد مالی**[۵] (۵۴٪) و **مدیران ارشد اجرایی**[۶] (۳۱٪) بیشتر مرتکب آن هستند (کمیسیون بورس و اوراق بهادار امریکا، "گزارش جدید موضوعهای رایج در اجرای تقلب در صورتهای مالی کمیسیون بورس و اوراق بهادار امریکا، ۱۲ ژانویه ۲۰۲۱ را آشکار می‌کند).

ورشکستگی و رسواییهای شرکتی در کل جهان همچنان نقش و مسئولیت حسابرسان را برای کشف به‌موقع تقلب و همچنین آموزش به مشتریان در مورد مسایل پیشگیری زیر سوال می‌برد. موارد زیر نمونه‌های درخورتوجهی از ورشکستگی شرکتها است که در آن تقلب یک عامل است:

- **وایرکارد ای‌جی ۲۰۲۰** (Wirecard AG 2020)، یک شرکت پردازشگر پرداخت آلمانی که درامد و سود خود را برای فریب سرمایه‌گذاران و وام‌دهندگان افزایش می‌داد، پس از اعتراف به ناپدیدشدن ۱/۹میلیارد یورو (۲/۱ میلیارد دلار) از ترازنامه خود، در ژوئن ۲۰۲۰ درخواست ورشکستگی داد. مدیرعامل سابق و سایر مدیران آن به کلاهبرداری، دستکاری بازار و سایر جرایم متهم شده‌اند.
- **کافی‌شاپ زنجیره‌ای لاکین ۲۰۱۹** (Luckin Coffee Inc 2019)، یک کافی‌شاپ زنجیره‌ای چینی، متهم به معاملات ساختگی بیش از ۳۰۰ میلیون دلار در معاملات فروش شد که باعث سقوط شدید قیمت سهام آن شد. این امر منجر به استعفای مدیرعامل و **مدیران ارشد عملیاتی**[۷]، حذف سهام شرکت از بورس، بازرسی از سوی کمیسیون بورس و اوراق بهادار ایالات‌متحد و شکایتهای متعدد شد.
- **هلدینگ بین‌المللی اشتاینوف ۲۰۱۷** (Steinhoff International Holdings NV 2017)، یک شرکت جهانی مبلمان و کالاهای خانگی، اعلام کرد که مدیرعامل آن در پی کشف "**بی‌نظمیهای حسابداری**[۸]" ازجمله میلیاردها دلار تراکنشهای ساختگی یا نامنظم طی چندین سال، استعفا داده است.
- **توشیبا ۲۰۱۵** (Toshiba 2015)، شرکت الکترونیکی ژاپنی که کسب‌وکار مشکل‌دار ساخت‌وساز انرژی هسته‌ای وستینگهاوس را تصاحب کرده بود، با ثبت نامناسب سودهای پیش‌بینی‌شده و تاخیر در شناسایی زیان، سود خود را طی چندین سال ۱/۲ میلیارد دلار افزایش داد. این امر منجر به استعفای مدیرعامل و سایر مدیران ارشد شرکت و جریمه‌هایی از سوی قانونگذاران در ژاپن و ایالات‌متحد شد.

تقلب از لحاظ تاریخی نشان‌دهنده یک ریسک کسب‌وکار بزرگ برای حرفه‌های حسابرسی داخلی و مستقل بوده است؛ زیرا هر دو (به‌درست یا نادرست) به‌عنوان مستقیم‌ترین مسئول برای ایجاد کنترلهای داخلی برای جلوگیری یا کشف تقلب درنظر گرفته می‌شوند. موسسه‌های بزرگ **حسابرسی**[۹] (CPA) از قبل گزارش کرده‌اند که ۲۰ درصد از سود ناخالص را برای دعاوی قضایی، واریز اسناد و بیمه هزینه کرده‌اند (**بی. جی. اپستین** (B.J. Epstein). "استانداردهای حسابرسی (به‌تازگی، **استانداردهای حسابداری پایداری ۹۹ انجمن حسابداران رسمی امریکا**[۱۰] (AICPA's SAS 99) و **هیئت نظارت بر حسابداری شرکتهای سهامی عام امریکا استاندارد حسابرسی ۲۴۰۱**[۱۱] (PCAOB's AS 2401) و قوانین اوراق بهادار فدرال به مسئولیتهای حسابرسان در رابطه با کشف تقلب پرداخته‌اند و در عین حال حسابرسان خارجی و داخلی تنها تعداد محدودی از حوادث تقلب را شناسایی می‌کنند (با نرخ ۴٪ و ۱۵٪ به ترتیب- **انجمن بازرسان رسمی تقلب ۲۰۲۴**[۱۲] (ACFE 2024)).

در مارس ۲۰۲۳، هیئت نظارت بر حسابداری شرکتهای سهامی عام امریکا یک استاندارد پیشنهادی جدید، **استاندارد حسابرسی ۱۰۰۰**[۱۳] (AS 1000)، با عنوان مسئولیتهای عمومی حسابرس در انجام حسابرسی را منتشر و اشاره کرد که "پیشرفتهای فناوری بر دردسترس بودن ابزار حسابرسی الکترونیکی و استفاده از نرم‌افزار حسابرسی تاثیر می‌گذارد." **هیئت استانداردهای بین‌المللی حسابرسی**

خوشبختانه، فناوری- که ممکن است یکی از بزرگترین عوامل تقلب باشد- ابزاری را نیز برای جلوگیری و تشخیص وقوع آن‌ها فراهم می‌کند

و اطمینان‌بخشی[۱۴] (IAASB) فناوریهای مخرب را برای تاثیر آن‌ها بر خدمات حسابرسی و اطمینان بخشی بررسی می‌کند تا بتواند به ریسکهای افزایش‌یافته ناشی از فناوری واکنش مناسب نشان دهد.

هیئت استانداردهای بین‌المللی حسابرسی و اطمینان‌بخشی در حال بررسی این موضوع است که آیا حسابرسی صورتهای مالی باید شامل رویه‌هایی باشد که ماهیت قانونی بیشتری دارند، که نیاز بالقوه حسابرسان را برای دریافت آموزش در زمینه حسابرسی قانونی افزایش می‌دهد [هیئت استانداردهای بین‌المللی حسابرسی و خدمات اطمینان‌بخشی، "استاندارد بین‌المللی پیشنهادی حسابرسی ۲۴۰ (تجدیدنظر شده)]: [مسئولیتهای حسابرس در ارتباط با تقلب در حسابرسی صورتهای مالی و اصلاحیه‌های پیشنهادی منطبق بر سایر استانداردهای بین‌المللی حسابرسی"، ۲۰۲۴].[۱۵] همانطور که برای مدت زیادی مشاهده شده است، روشهای بررسی جرم‌شناسی از نظر کیفی متمایز از رویه‌های حسابرسی نیستند، بلکه موضوعی بیشتر در امتداد تداوم راهبردهای آزمون موجود طراحی‌شده برای حمایت از ادعاهای صورتهای مالی هستند.

افزایش‌نمایی اخیر در قدرت محاسباتی و مدلسازی آماری، مقابله با تقلب را در زمان واقعی تسهیل می‌کند. هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، الگوریتمهای مختلف تشخیص تقلب را ایجاد کرده یا بهبود بخشیده‌اند، که یک گام بالاتر از رویکردهای مبتنی‌بر قوانین سنتی است که زمان و تلاش بیشتری را صرف می‌کنند و به نتایج مثبت غیرواقعی بیشتری منجر می‌شوند.

افزایش نمایی اخیر در قدرت محاسباتی و مدل‌سازی آماری، مقابله با تقلب را در زمان واقعی تسهیل می‌کند.

هوش مصنوعی

هوش مصنوعی رشته‌ای از علوم کامپیوتر است که بر توسعه ماشینها و سامانه‌ها برای انجام وظایفی که به‌طور معمول به هوش انسانی نیاز دارند، مانند یادگیری، حل مسئله و تصمیم‌گیری تمرکز دارد. هوش مصنوعی می‌تواند ابزاری قدرتمند برای تشخیص تقلب در صورتهای مالی با تحلیل الگوها و ناهنجاریها در داده‌های مالی، شناسایی ریسکهای احتمالی تقلب و پیش‌بینی انواع جدید و نوظهور تقلب مالی باشد. اما مدلهای هوش مصنوعی باید بر روی مقادیر فراوانی از داده‌های مرتبط و باکیفیت آموزش داده شده و برای اطمینان از صحت و اثربخشی، به‌طور مداوم نظارت شوند.

هوش مصنوعی گستره وسیعی از روشها ازجمله یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، رباتیک، **بینایی کامپیوتر**[۱۶] و **سامانه‌های خبره**[۱۷] را دربر می‌گیرد. این روشها به ماشینها اجازه می‌دهند که حجم زیادی از داده‌ها را تحلیل کنند، از تجربه یاد بگیرند و براساس تغییر الگوها و تغییر ضمنی قوانین تصمیم بگیرند.

یادگیری ماشین

یادگیری ماشین[۱۸] (ML) زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که شامل توسعه الگوریتمهایی برای تشخیص الگوها در داده‌ها و پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری براساس ادراک درباره آن الگوهای در حال تکامل است. روشهای یادگیری ماشینی مناسب می‌تواند فعالیتهای متقلبانه را از رفتارهای قانونی متمایز کند. اگرچه بیشتر تصور می‌شود که آن‌ها در برابر سوگیریهای رایج انسانی غیرقابل نفوذ هستند؛ زیرا آن‌ها بر اساس داده‌ها و الگوریتمها کار می‌کنند، ابزار یادگیری ماشین همچنان می‌توانند سوگیریهای انسانی و تعصبهای سازندگانشان را منعکس کرده و نادرستی این فرض را نشان دهند.

انواع مختلفی از الگوریتمهای یادگیری ماشین وجود دارد که هر کدام نقاط قوت و ضعف خاص خود را دارند. رایج‌ترین انواع برنامه‌های یادگیری ماشین برای یادگیری تحت نظارت است که شامل آموزش مدل براساس یک مجموعه داده‌های برچسب‌گذاری‌شده (به‌طور مثال برای شناسایی تقلب در صورتهای مالی استفاده می‌شود) و برای یادگیری بدون نظارت (که شامل خوشه‌بندی و تشخیص ناهنجاری است) می‌شود. انواع دیگر الگوریتمهای یادگیری ماشین شامل پردازش زبان طبیعی و یادگیری عمیق است که بیشتر برای تشخیص تصویر و گفتار استفاده می‌شود و دیگر برنامه‌هایی که نیاز به استخراج ویژگیهای پیچیده دارند. نوع یادگیری ماشینی که باید به‌کار گرفته شود، به مشکل خاصی که باید به آن پرداخته شود و داده‌های موجود بستگی دارد.

پردازش زبان طبیعی

یکی از مزیتهای کلیدی مدلهای هوش مصنوعی، توانایی آن‌ها در تحلیل داده‌های بدون ساختار، مانند متن و تصاویر است. صورتهای مالی بیشتر حاوی اطلاعات متنی مانند **یادداشتهای همراه صورتهای مالی**[۱۹] و **بحث و تحلیل مدیریت**[۲۰] (MD&A) است، که ممکن است شواهد ارزشمندی در مورد فعالیتهای متقلبانه احتمالی ارائه دهد. داده‌های ساختاریافته- تهیه شده در **کاربرگ و دفتر کل**[۲۱] - را می‌توان با استفاده از تحلیل داده‌ها و سامانه‌های خودکار تحلیل کرد. با این حال بیش از ۸۰ درصد داده‌های امروزی در قالبهای بدون ساختار مانند قراردادها، ایمیلها، فایلهای **پی‌دی‌اف** (PDF) و اسناد دیگر هستند (**ریزکاللا، ۲۰۱۷**)[۲۲]. یک چالش کلیدی، توسعه ابزار دیجیتالی است که می‌توانند این "**کلان‌داده‌ها**[۲۳]" را بخوانند و اطلاعات مرتبط را شناسایی کنند.

پردازش زبان طبیعی[۲۴] (NLP) زیرشاخه هوش مصنوعی است که به تعامل بین رایانه‌ها و زبانهای انسانی، با تمرکز بر داده‌های بدون ساختار می‌پردازد. پردازش زبان طبیعی تلاش می‌کند تا به این چالش ذاتی رسیدگی کند در حالی که ارتباطات انسانی بیشتر مبهم و غیردقیق هستند، کامپیوترها به پیامهای مشخص و دقیق نیاز دارند تا استنتاج را امکان‌پذیر کنند (**فیشر، گارنسی و هوگز، ۲۰۱۶**)[۲۵]. پردازش زبان طبیعی بر روی توانمندسازی ماشینها برای درک، تفسیر و تولید زبان انسان با آموزش نحوه پردازش و تحلیل حجم زیادی از داده‌های متنی تمرکز دارد. این فناوری برای مقابله با رشد انفجاری داده‌های بدون ساختار، ازجمله ایمیل، پیامهای متنی، صوتی و تصویری، ارزش فزاینده‌ای دارد. پردازش زبان طبیعی می‌تواند به تجزیه آنچه در مجموعه‌های چنین اطلاعات داده‌ای منتقل می‌شود کمک کند، که می‌تواند به داده‌های ساختاریافته‌تر احتمالی اعتمادپذیرتر دروغ بگوید، و در نتیجه فعالیتهای متقلبانه را نشان دهد. تفاوت بین فناوری و انسانهایی که این کار را انجام می‌دهند در مقیاس است- یک برنامه پردازش زبان طبیعی می‌تواند هزاران، حتی میلیونها سند را در کسری از زمانی که برای انجام همان کار طول می‌کشد، بخواند (موسسه کی‌پی‌ام‌جی، ۲۰۲۱)[۲۶].

الگوریتمهای پردازش زبان طبیعی را می‌توان برای بررسی صورتهای مالی، ازجمله یادداشتها و بخشهای بحث و تحلیل مدیریت، برای شناسایی هرگونه زبان، جمله‌بندی یا الگوی غیرمعمولی که ممکن است نشان‌دهنده فعالیت متقلبانه یا ارائه نادرست باشد، استفاده کرد. الگوریتمهای پردازش زبان طبیعی، هنگامی که با **اتوماسیون فرایند رباتیک**[۲۷] (RPA) ترکیب می‌شوند، می‌توانند ۱۰۰ درصد درامد یا معاملات خرید را تحلیل و قضاوت در مورد حوزه‌های ریسک را با توجه به موارد دور از دسترس و استثناء تسهیل کنند. اگرچه این یک

مرحلـه حیاتی در فرایند حسابرسـی اسـت، اما حسابرسـان همچنان باید قابلیت اطمینان و مرتبط بودن اسـناد پشـتیبان (مانند صورتحسـابها) را برای تعیین مناسـب‌بودن شـواهد حسابرسـی درنظر بگیرند (موسسـه کی‌پی‌ام‌جـی، ۲۰۲۱). به‌عنوان مثال، پردازش زبان طبیعی از سوی یک شرکت برای علامت‌گذاری ثبت در کاربرگ اسـتفاده شد که نشان می‌دهد یک سفارش خاص با اسـتفاده از کد محصول استاندارد برای کالاهـای صنعتی تهیه می‌شـود، اگرچه یادداشـتهای همراه سـفارش نشـان می‌دهد که مـوارد غیر واجد شـرایط، مانند تلویزیون و لپ‌تاپ، در معامله گنجانده شده است.

الگوریتمهای پردازش زبـان طبیعی می‌توانند برای تحلیل داده‌های مالی در زمان واقعی مورد اسـتفاده قـرار گیرند، که می‌تواند در شناسایی فعالیتهای متقلبانه در صورت وقوع مفید باشـد. به‌عنوان مثـال، الگوریتمهای پـردازش زبان طبیعی می‌توانند برای نظارت بر بسـتر رسـانه‌های اجتماعی و سایر منابع برخط برای هرگونه اشاره به عملکرد مالی یک شرکت یا نشانه ای از بی‌نظمیهای احتمالی که ممکن است نشان‌دهنده نیاز به بررسـی سـریع باشد، اسـتفاده شـوند. پردازش زبان طبیعی همچنین برای بررسـی فایلهـای صوتی مرکز تماس با مشـتری برای تعیین این‌که آیا کارگزاران مشـتریان را برای خریـد محصـولات بیش از نیازهـای فعلی تحت فشـار قرار می‌دهند (تشویق "**ایجاد بار معاملاتی مازاد**[۲۸]"، یک روش متداول متقلبانه)، همچنین تحلیـل لحن صدای کارگزاران و سطح استرس مشتریان استفاده شـد. پردازش زبان طبیعی، ازجملـه "تحلیل اسـترس صوتی[۲۹]"، همچنیـن می‌تواند با تحلیل شـباهتها در اظهارنظرها و سـایر ویژگیهای گفتاری، به شناسـایی ارتباطهـای بین افرادی که شـاید هیـچ پیوند شناخته‌شده‌ای ندارند، کمک کند.

پـردازش زبان طبیعـی همچنیـن می‌تواند بـرای تحلیل انواع دیگـر داده‌های مالی مانند مقاله‌های خبری، پسـتهای رسـانه‌های اجتماعی و سـایر محتوای برخط اسـتفاده شود. با بررسـی ایـن منابـع، الگوریتمهای پردازش زبـان طبیعی می‌تواننـد اطلاعاتـی را شناسـایی کنند که ممکن اسـت به سـلامت مالی شـرکت مربوط باشـد، مانند اخبـار مربوط به ادغامها یا دسـتاوردهای احتمالی، تغییر در رهبری، یا سـایر رویدادهایـی کـه می‌تواننـد بر عملکـرد مالی شـرکت تاثیر بگذارند. در واقع، هرچه گسـتره بااهمیت منبع مورد اسـتفاده برای آموزش پردازش زبان طبیعی یا سایر الگوریتمهای هوش مصنوعی بیشـتر باشـد، ماهیت واقعی پروتکلهای یادگیری ماشین، دقیقتر خواهد شد.

الگوریتمهای پردازش زبان طبیعی را می‌توان برای بررسی صورتهای مالی، ازجمله یادداشتها و بخشهای بحث و تحلیل مدیریت، برای شناسایی هرگونه زبان، جمله‌بندی یا الگوی غیرمعمولی که ممکن است نشان‌دهنده فعالیت متقلبانه یا ارائه نادرست باشد، استفاده کرد.

توسعه **مدلهای زبان بزرگ**[۳۰] (LLM) انقلابی در حوزه پردازش زبان طبیعی ایجاد کرده است و این ابزارها همچنین می‌توانند برای کمک به کشف تقلب در صورتهای مالی مورد استفاده قرار گیرند. مدلهای زبان بزرگ برنامه‌های کامپیوتری هستند که از الگوریتمهای یادگیری عمیق برای پردازش و تولید زبان انسان استفاده می‌کنند. این مدلها بر حجم وسیعی از داده‌های متنی آموزش دیده‌اند و می‌توانند گستره وسیعی از وظایف مرتبط با زبان مانند طبقه‌بندی متن، پاسخ‌گویی به پرسش، ترجمه زبان و تولید متن را انجام دهند. آن‌ها به‌طور گسترده در برنامه‌هایی مانند **چت‌جی‌پی‌تی** (ChatGPT)، دستیاران مجازی و سامانه‌های ترجمه زبان مورد استفاده قرار می‌گیرند.

پردازش زبان طبیعی به روشهای مختلفی برای کشف تقلب در صورتهای مالی استفاده شده است؛ ازجمله موارد زیر:

- **تحلیل احساسات**[۳۱] روشی است که برای تعیین لحن احساسی یک مورد از متن استفاده می‌شود– به‌عنوان مثال، احساسهای منفی به زبان خاصی که در صورتهای مالی استفاده می‌شود، ممکن است نشان‌دهنده این باشد که یک شرکت برای پنهان کردن اطلاعات منفی مانند زیانهای مالی یا کاهش فروش در قالب یک زبان مثبت کلی در مورد عملکرد مالی و مشتری احتمالی است، که می‌تواند نشانگر هشدار یک عدم‌افشا باشد.
- **تحلیل کلمه‌های کلیدی**[۳۲] برای شناسایی کلمه‌ها یا عبارتهای خاصی که به‌طور معمول در صورتهای مالی متقلبانه یافت می‌شوند (به‌عنوان مثال، هزینه‌های تجدید ساختار یا

هزینه‌های یکبار مصرف که ممکن است برای پنهان‌کردن ماهیت واقعی هزینه‌ها استفاده شوند) به‌کار می‌روند.

• **شناسایی واحد تجاری نامگذاری شده**[۳۳] برای تحلیل روابط بین واحدهای مختلف دکرشده در صورتهای مالی، مانند شرکتها، محصولات، یا کارکنان کلیدی، به‌منظور شناسایی موارد بالقوه تقلب صورتهای مالی براساس این روابط تایید نشده، استفاده می‌شود.

• **مدلسازی موضوعی**[۳۴] برای شناسایی الگوهای کلمات و عبارات استفاده می‌شود، مانند الگوهای مربوط به رشد درامد، هزینه‌ها یا سرمایه‌گذاریها، که می‌تواند نشان‌دهنده فعالیتهای متقلبانه مانند دستکاری درامدها یا هزینه‌ها باشد.

• **تحلیل معنایی پنهان**[۳۵] برای تحلیل روابط بین کلمه‌ها و مفاهیم در متن، برای شناسایی الگوها یا ناهنجاریها در صورتهای مالی استفاده می‌شود- به‌عنوان مثال، بیان مکرر از رشد درامد به سود بیشتر یا جریان نقدی تبدیل نشده است، که می‌تواند زمینه‌هایی را برای بررسی بیشتر پیشنهاد کند.

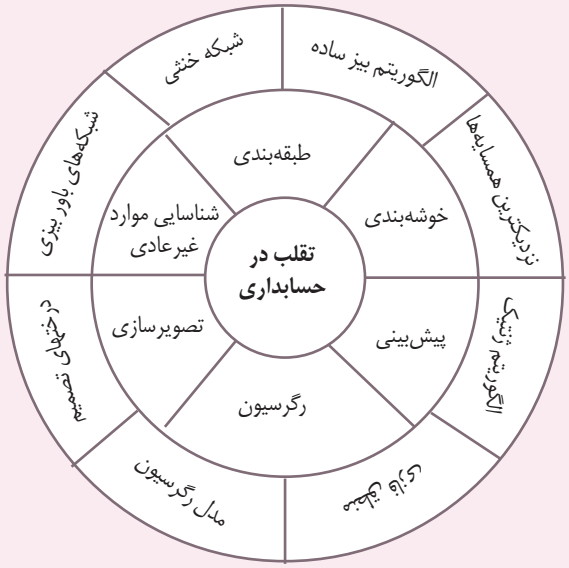
نیاز به مشارکت کارکنان آموزش‌دیده حتی زمانی که از ابزاری مانند پردازش زبان طبیعی استفاده می‌شود، نباید نادیده گرفته شود. استفاده از چنین رویکردهایی، به‌طور چشمگیری از طریق مشارکت انسان در این فرایند، یک جز کلیدی از تمام تحلیلهای قانونی، افزایش یافته است. افراد باتجربه و آگاه می‌توانند هم بازرسیها را براساس تحلیلها دنبال کنند و هم در مورد سودمندی و اثربخشی آن بازخورد ارائه داده و قابلیتهای بازرسی را در طول زمان افزایش دهند.

داده‌کاوی

داده‌کاوی[۳۶] (DM) شامل استفاده از روشهای آماری و یادگیری ماشین برای استخراج اطلاعات معنی‌دار از مجموعه‌های بزرگ داده است. داده کاوی بیشتر همراه با سایر روشهای هوش مصنوعی، مانند یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، و بینایی کامپیوتری استفاده می‌شود که سامانه‌های هوش مصنوعی را قادر می‌سازد از داده‌ها بیاموزند، درباره مشکلات پیچیده استدلال کنند و تصمیمهای هوشمندانه بگیرند.

شکل ۱[۳۷] یک چارچوب مفهومی دولایه، یک رویکرد ساختار یافته برای کاربرد داده کاوی را ارائه می‌دهد. برای کشف تقلب صورتهای مالی، لایه اول شامل شش کلاس کاربرد داده کاوی **طبقه‌بندی**[۳۸]، **خوشه‌بندی**[۳۹]، **پیش‌بینی**[۴۰]، **رگرسیون**[۴۱]، **تصویرسازی**[۴۲] و **شناسایی موارد غیرعادی**[۴۳] است. لایه دوم الگوریتمهای کاربردی مختلفی را برای استخراج روابط مربوطه به داده‌ها و ارائه نتایج در قالبی بصری ارائه می‌کند، که به تصمیم‌گیری کمک می‌کند. این دو لایه متفاوت، به نسبت مستقل، خودکفا و پشتیبان دوسویه هستند.

شکل ۱



منبع:
چارچوب مفهومی برای کاربرد داده کاوی در تشخیص تقلب در صورتهای مالی منبع: براساس چارچوب جرایم مالی دفتر بازرسی فدرال ایالات‌متحد امریکا (U.S. FBI)، به‌روزرسانی‌شده از منبع ثانویه
(A. Sharma and P.K. Panigrahi, "A Review of Financial Accounting Fraud Detection based on Data Mining Techniques," International Journal of Computer Applications, vol. 39-1, 2012)

روشهای داده‌کاوی و کاربردهای آن در کشف تقلب صورتهای مالی شامل موارد زیر است:

• ***طبقه‌بندی***: فرایند ساخت مدل یا الگوریتمی که می‌تواند بر اساس نسبتهای مالی مختلف، روندها یا سایر شاخصها، با استفاده از **رده‌بندیهای**[۴۴] خاص مانند **جنگل تصادفی**[۴۵]،

درختهای تصمیم، شبکه‌های عصبی، پیش‌بینی کند که آیا صورتهای مالی حاوی اطلاعات و **شبکه‌های باورهای بیزی**[۴۶] جعلی است یا خیر.

• ***خوشه‌بندی***- یک روش یادگیری ماشین بدون نظارت که نقاط داده مشابه را براساس ویژگیهایشان گروه‌بندی می‌کند، که می‌تواند برای کشف تقلب در صورتهای مالی مفید باشد. برخی از مدلهای خوشه‌ای **کی‌ان‌ان**[۴۷] (KNN) و خوشه‌بندی **کی-مینز** (K-means) **دی‌بی‌اس‌سی‌ای‌ان**[۴۸] (DBSCAN) (خوشه‌بندی فضایی مبتنی‌بر تراکم برنامه‌های کاربردی با نویز) هستند.

• ***پیش‌بینی***– تحلیل روندها و الگوهای داده‌های مالی برای شناسایی صورتهای مالی که به‌طور درخور توجهی از هنجارهای صنعت انحراف دارند، بنابراین بازرسی بیشتر را تضمین می‌کند. به‌عنوان مثال، مدلهایی را می‌توان برای پیش‌بینی احتمال تقلبی‌بودن معاملات آتی، شناسایی حوزه‌های ریسک در سازمان، یا شناسایی مشتریانی که ممکن است در فعالیتهای تقلب برانگیز درگیر باشند، توسعه داد ("**تحلیل پیش‌بینی‌کننده**[۴۹] " در ادامه آمده است).

• ***رگرسیون***- این روش برای شناسایی تقلب در صورتهای مالی با شناسایی موارد پرت، پیش‌بینی رفتار متقلبانه، تحلیل روند داده‌های مالی و انتخاب مهمترین متغیرها برای پیش‌بینی تقلب، به‌عنوان مثال، با استفاده از **رگرسیون لجستیک**[۵۰] (LR) و **تحلیل تابع خطی**[۵۱] (LDA) استفاده می‌شود.

• ***تصویرسازی***- مجموعه دیگری از روشهای طراحی‌شده برای کشف تقلب در صورتهای مالی با شناسایی موارد پرت، تحلیل روابط شبکه، شناسایی روندها در داده‌های مالی، و انتخاب مهمترین متغیرها برای پیش‌بینی تقلب است. نمایش گرافیکی شامل ارائه داده‌ها در قالب بصری (به‌عنوان مثال، **نمودارها**، **نگاره‌های خطی**، **طرحها**[۵۲]) برای کمک به تشخیص الگوها، ناهنجاریها و روندها در داده‌ها است. یک طرح شبکه‌ای از تراکنشهای اشخاص مربوطه ممکن است شبکه پیچیده‌ای از تراکنشها را بین اشخاص مرتبط نشان دهد که حاکی از فعالیتهای متقلبانه است.

• ***شناسایی موارد غیرعادی***- ابزاری قدرتمند برای تشخیص تقلب در صورتهای مالی با شناسایی معاملات غیرمعمول، نقاط دورافتاده، الگوهای داده‌های مالی و رفتارهای متقلبانه است. الگوریتمهای یادگیری ماشین، مانند شبکه‌های عصبی، درختهای تصمیم و پردازش زبان طبیعی، نمونه‌هایی از این روشها هستند.

روشهای خوشه‌بندی شامل خوشه‌بندی تراکنش، خوشه‌بندی نسبت مالی، خوشه‌بندی واحد تجاری (به‌طور مثال مشتریان، تامین‌کنندگان)، یا خوشه‌بندی متن (مانند بحث و تحلیل مدیریت، کاربرگها، موارد افشا) است که همگی می‌توانند در شناسایی فعالیتهای متقلبانه مفید باشند. خوشه‌بندی فضایی مبتنی‌بر تراکم برنامه‌های کاربردی با نویز زمانی بهترین کار را انجام می‌دهد که مجموعه داده‌های بزرگی وجود داشته باشد و تعداد خوشه‌ها از قبل مشخص باشد.

نمونه‌ای از خوشه‌بندی درامدها برای بیان بیش از حد یا کمتر از آن

شکل ۲ [۵۳] نمونه‌ای از نحوه استفاده از روش خوشه‌بندی فضایی مبتنی‌بر تراکم برنامه‌های کاربردی با نویز برای شناسایی درامدهای بیش از حد یا کمتر اعلام شده با شناسایی الگوها یا بی‌نظمیها در داده‌های درامدی را نشان می‌دهد که ممکن است نشان‌دهنده فعالیتهای متقلبانه باشد. اولین گام جمع‌اوری داده‌های لازم (به‌عنوان مثال، صورتهای مالی یا سوابق فروش) و ویژگیهای مرتبط آن‌ها (به‌عنوان مثال، نرخ رشد، حجم، حاشیه سود) برای تحلیل است. سپس داده‌ها را می‌توان تحت یک الگوریتم خوشه‌بندی قرار داد، براساس اطلاعاتی مانند مطابقت تاریخ تراکنش (و صورتحساب) و تاریخ ارسال (ادعای وقوع)، آیا مقادیر و کدهای محصول در صورتحساب و اسناد حمل‌ونقل مطابقت دارند (دقت). و یا این‌که آیا کل فروش در صورتحساب و رسید نقدی مطابقت دارد (وقوع و صحت). این الگوریتم نقاط داده‌های مشابه را با هم گروه‌بندی و نمونه‌هایی را شناسایی می‌کند که با الگوهای تعیین‌شده مطابقت ندارند. این شاخصها (بی‌نظمیها) ممکن است درامدهای بیش از حد یا کمتر اعلام‌شده را نشان دهند که خارج از هنجار الگوهای درامد معمولی هستند. سپس بی‌نظمیها یا موارد پرت شناسایی‌شده باید بیشتر مورد بررسی

قرار گیرند تا مشخص شود که آیا آن‌ها موارد واقعی درامدهای بیش از حد یا کمتر اعلام شده را نشان می‌دهند، که ممکن است شامل بررسی سوابق مالی، انجام مصاحبه، یا انجام سایر روشهای حسابداری قانونی باشد.

اتوماسیون فرایند رباتیک

اتوماسیون فرایند رباتیک می‌تواند ابزاری قدرتمند برای تشخیص تقلب در صورتهای مالی با خودکار کردن تحلیل داده‌ها، نظارت مستمر، کاهش خطاهای دستی و افزایش کنترلهای داخلی باشد. رباتهای اتوماسیون فرایند رباتیک می‌توانند وظایفی مانند ورود داده‌ها، استخراج داده‌ها و پردازش داده‌ها را با دقت و کارایی بیشتری نسبت به انسانها انجام داده و دقت تشخیص تقلب را بهبود بخشند. علاوه بر این، اتوماسیون فرایند رباتیک می‌تواند کنترلهای داخلی را با خودکارکردن تحلیل داده‌های مالی و علامت‌گذاری مسایل بالقوه افزایش داده و به سازمانها کمک کند تا ریسکهای تقلب را سریعتر و موثرتر شناسایی و به آن‌ها رسیدگی کنند.

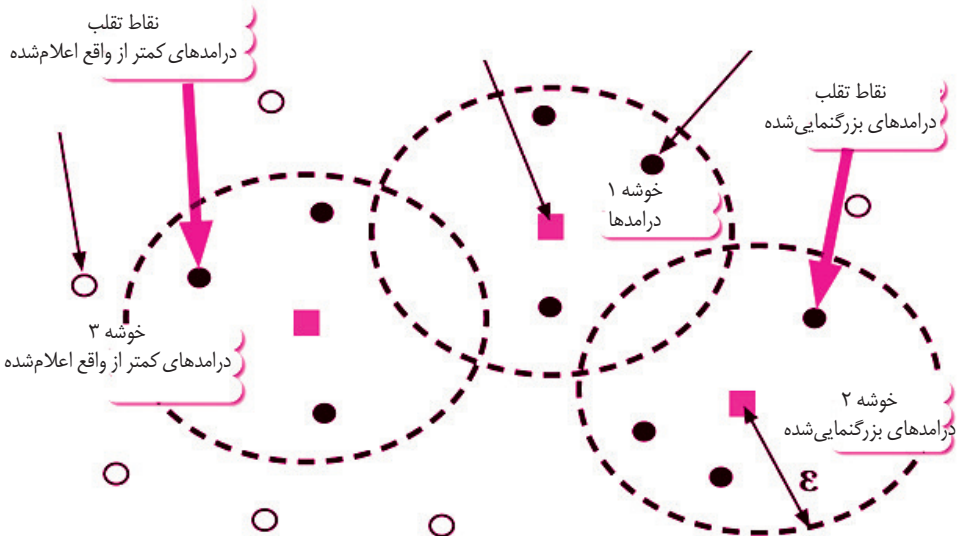
اگرچه داده‌کاوی و اتوماسیون فرایند رباتیک ابزار جداگانه‌ای هستند، اما می‌توان از آن‌ها برای بهبود فرایندهای تجاری و تصمیم‌گیری استفاده کرد. به‌عنوان مثال، روشهای داده‌کاوی را می‌توان برای شناسایی الگوها و به‌دست آوردن شواهدی در مورد مجموعه داده‌های بزرگ استفاده کرد، که سپس

شکل ۲

روش خوشه‌بندی فضایی مبتنی‌بر تراکم برنامه‌های کاربردی با نویز برای شناسایی درامدهای بیش از حد یا کمتر اعلام شده اعمال می‌شود

یادداشتها:

- خوشه میانی داده‌های درامدی است که معیارها را برآورد می‌کند. خوشه سمت راست درامدهای بالقوه بیش از حد را نشان می‌دهد و خوشه چپ نشان‌دهنده درامدهای کمتر اعلام شده است.
- نویزها در اصطلاح آماری موارد پرت هستند. هنگام جمع‌آوری داده‌ها، انسانها به‌طور معمول اشتباه می‌کنند و نقاط داده نادرست هستند، بنابراین داده‌های جمع‌آوری‌شده دارای مقداری خطا هستند. نویزها در این تحلیل درنظر گرفته نمی‌شوند.
- نقاط اصلی مقادیر متوسط در آن خوشه هستند.
- نقاط مرزی نقاط تقلب احتمالی در خوشه هستند.



می‌توان از آن‌ها برای خودکارسازی وظایف معمول با استفاده از رباتهـای اتوماسـیون فرایند رباتیک اسـتفاده کرد. به‌طور مشـابه، اتوماسـیون فرایند رباتیک می‌تواند برای جمع‌اوری و تحلیـل داده‌هـا از منابع متعدد مورد اسـتفاده قرار گیرد، که سـپس می‌تواند برای داده‌کاوی و تحلیل برای توسعه شواهد و مشاهده روندها استفاده شود.

تحلیل پیش‌بینی‌کننده

تحلیل پیش‌بینی کننده، زیرمجموعه‌ای از تحلیل داده‌ها، مستلزم استفاده از الگوریتمهای آماری و یادگیری ماشین برای بررسی داده‌های تاریخی و پیش‌بینی رویدادها یا رفتارهای آتی است. تحلیل داده‌ها گستره وسیعتری از روشها و فرایندها، ازجمله داده‌کاوی، پاکسازی داده‌ها، تبدیل داده‌ها، تحلیل داده‌های اکتشافی، تحلیل توصیفی و تحلیل پیش‌بینی‌کننده را دربر می‌گیرد.

تحلیـل پیش‌بینی‌کننده می‌تواند برای شناسـایی تقلب در صورتهـای مالی با شناسـایی بی‌نظمیهـا در داده‌های مالی، اعمال تحلیل روند و نسبت برای کشف الگوهای غیرمعمول یا استفاده از متن‌کاوی برای شناسایی هرگونه الگوی غیرمعمول یا سایر علامت‌گذاریهای قرمز استفاده شود.

ابزار نرم‌افزاری هوش تجاری متعددی برای تحلیل داده‌ها وجود دارد. موارد زیر برخی از محبوبترین آن‌ها هستند:

- نرم‌افزار **تبلو** (Tableau) یک ابزار تجسم داده‌ها است که به کاربران اجازه می‌دهد داشبوردها و گزارشهای تعاملی ایجاد کنند.
- نرم‌افزار **مایکروسافت پاور بی‌آی** (Microsoft Power BI)، که تجسمهای تعاملی و قابلیتهای هوش تجاری را ارائه می‌دهد.
- نرم‌افزار **آلتریکس** (Alteryx)، یک بستر تحلیل داده‌ها و اتوماسیون است که قابلیتهای تحلیل پیش‌بینی‌کننده را فراهم می‌کند و شامل الگوریتمهای یادگیری ماشین می‌شود.
- نرم‌افزار **رپیدماینر** (RapidMiner)، یک بستر علم داده منبع باز است که قابلیتهای تحلیل پیش‌بینی‌کننده را ارائه داده و شامل الگوریتمهای یادگیری ماشین می‌شود.
- نرم‌افزار **پایتون** (Python)، یک زبان برنامه نویسی قدرتمند است که به‌دلیل سادگی، تطبیق‌پذیری و کتابخانه بزرگ ابزار تحلیل داده‌ها، به‌طور فزاینده‌ای برای تحلیل داده‌ها محبوب شده است.

رابطهای برنامه‌نویسی کاربردی[۵۴] (API) را می‌توان برای خودکارسازی فرایند کشف تقلب در صورتهای مالی با دسترسی به داده‌های مالی و استفاده از الگوریتمهای یادگیری ماشین برای شناسایی و جلوگیری از فعالیتهای مشکوک استفاده کرد.

هوش مصنوعی در مقابل روشهای سنتی برای کشف تقلب در صورتهای مالی

رویکردهای هوش مصنوعی برای تشخیص تقلب صورتهای مالی از الگوریتمهای یادگیری ماشین برای یادگیری از نمونه‌های گذشته داده‌های مالی متقلبانه و غیرمتقلبانه استفاده می‌کنند. این الگوریتمها می‌توانند به‌طور خودکار الگوها و ناهنجاریها را در داده‌ها، بدون تکیه بر قوانین از پیش تعریف‌شده، شناسایی کنند، و بنابراین می‌توانند در شناسایی طرحهای کلاهبرداری جدید و ناشناخته قبلی موثرتر باشند، و با تغییر داده‌ها و چشم‌انداز تقلب در طول زمان سازگار شوند. علاوه‌براین، هوش مصنوعی می‌تواند حجم زیادی از داده‌ها را با سرعت و دقت بیشتری نسبت به متخصصان انسانی به‌صورت دستی تحلیل کند. شناسایی زودتر و کارامدتر تقلب، زیانهای مالی واحد تجاری را کاهش می‌دهد و توانایی تحلیل داده‌های بدون ساختار، پس‌انداز احتمالی را بیشتر می‌کند.

رویکردهـای سـنتی مبتنی‌بـر قوانین برای کشـف تقلب صورتهای مالی بر مجموعه‌ای از عناوین از پیش تعریف‌شـده تکیـه می‌کنند که بـرای شناسـایی الگوها یـا ناهنجاریهای خـاص در داده‌های مالـی برنامه‌ریزی شـده‌اند. این قوانین به‌طـور معمول مبتنی‌بر دانـش و تجربه کاملی هسـتند و به مداخله انسـانی برای به‌روزرسـانی یا اصلاح قوانین با ظهور طرحهـای کلاهبرداری جدید نیاز دارنـد. اگرچه رویکردهای مبتنی‌بر قوانین سنتی در شناسایی الگوهای تقلب شناخته‌شده موثر بوده‌انـد، رویکردهای مبتنی‌بر هـوش مصنوعی مدرن نوید تشـخیص دقیقتر و کارامدتر تقلـب را، به ویژه در ارتباط با طرحهـای کلاهبرداری در حـال تکامـل و افزایش حجم داده‌های مالی می‌دهند.

شکل ۳- هوش مصنوعی در مقابل روش‌شناسیهای سنتی کشف تقلب در صورتهای مالی

روش‌شناسی‌های سنتی	روش‌شناسی‌های هوش مصنوعی (AI)
جمعیت	
اندازه نمونه محدود	**۱۰۰ درصد جمعیت**
متکی به یک اندازه نمونه به‌نسبت کوچک است (برای مثال ۵ درصد) به دلیل محدودیتهای زمان و منابع. این معرف ریسک نمونه‌گیری است.	روشها ممکن است روی ۱۰۰ درصد جمعیت اجرا شود. یادگیری ماشین الگوهای پیش‌بینی‌کننده را بدون ریسک نمونه‌گیری پیدا می‌کند.
انعطاف‌پذیری	
انعطاف‌پذیری کمتر	**انعطاف‌پذیری بیشتر**
محدود در توانایی شناسایی طرحهای تقلب پیچیده و در حال تکامل.	می‌تواند در طول زمان یاد بگیرد و با داده‌های جدید تطابق پیدا کند، تا الگوهای نوظهور تقلب را شناسایی کند؛ به‌ویژه در زمانی که طرحهای تقلب در طول زمان تغییر می‌کنند، مربوط است.
دقت	
دقت کمتر	**دقت بیشتر**
می‌تواند مثبتهای کاذب و منفیهای کاذب تولید کند، به‌ویژه اگر قوانین و حدود خوب تعریف نشده باشند یا زمانی که انواع پیچیده، نوظهور یا جدید تقلب روی می‌دهند.	ممکن است دقت بیشتری داشته باشند، زیرا مدلها می‌توانند از الگوریتمهای یادگیری ماشین (ML)، مانند شبکه‌های عصبی و درختهای تصمیمگیری برای کشف الگوهای تقلب و بی‌نظمیها در داده‌ها استفاده کرده و در طول زمان یاد گرفته و بهبود یابند.
اتوماسیون (خودکارسازی)	
کمتر خودکارشده	**بیشتر خودکار شده**
ممکن است نیازمند بازبینی دستی داده‌ها باشد، که می‌تواند زمان‌بر و مستعد اشتباه باشد.	می‌تواند جنبه‌های بسیاری از کشف تقلب را خودکار کرده و امکان تحلیل سریعتر و کارامدتر داده‌های مالی را فراهم کند.
تحلیل داده‌های کیفی	
فقط تحلیل داده‌های کمی	**تحلیل داده‌های کمی و کیفی**
محدود در توانایی ارزیابی جنبه‌های کیفی داده‌ها، مانند مجموعه داده‌های پوچ یا ناکامل، شکل‌بندیهای غیریکنواخت داده‌ها، داده‌های دوتایی، مقیاسهای متفاوت اندازه‌گیری، خطای انسانی.	رویکردهای متعدد کشف بی‌نظمی در یادگیری ماشین استفاده می‌شوند، مانند پایتون (Python) یا دیگر ابزار هوش تجاری مشابه (تابلو (Tableau)، اس-پی‌اس‌اس (SPSS)، اس‌ای‌اس (SAS)، آلتریکس (Al-teryx))
توانایی تحلیل	**داده‌های غیرساختاریافته**
کم	**زیاد**
توانایی کم در تحلیل داده‌های غیرساختاریافته	مزیت اصلی، توانایی تحلیل داده‌های غیرساختاریافته است، مانند متون و تصاویر. پردازش زبان طبیعی، با کمک یادگیری ماشین، برای کشف تقلب و اطلاعات سوءتفسیرشده استفاده می‌شود.
سرعت	
استخراج داده‌ها	**اتصال زنده داده‌ها از طریق رابط برنامه‌سازی کاربردی (API) یا داده‌های زمان واقعی (RTD)**
نیازهای داده باید برای پردازش بیشتر (یا ذخیره)، از منابع استخراج شود، که می‌تواند زمان‌بر بوده و ممکن است به مداخله دستی برای به‌روزرسانی قوانین و حدود نیاز داشته باشد.	می‌تواند حجم زیادی از داده‌های مالی در زمان واقعی را تحلیل کرده و به کشف تقلب احتمالی سرعت بدهد. اتصال داده‌های زنده که از طریق رابط برنامه‌سازی کاربردی یا داده‌های زمان واقعی فراهم می‌شود، با استفاده از خدمات وب آمازون (AWS) یا مایکروسافت آزور (Microsoft Azure)، که دسترسی و مدیریت خدمات و منابع ابری را ممکن می‌سازد.
تفسیرپذیری	
تفسیرپذیری بیشتر	**چالشی‌تر برای تفسیر**
اغلب تفسیر آن ساده‌تر از مدلهای جدید هوش مصنوعی است، زیرا قوانین به روشنی تعریف شده‌اند.	ممکن است متکی به الگوریتمهای پیچیده باشد که تفسیر آن مشکل است.
هزینه	
ممکن است کمتر هزینه‌بر باشد، زیرا به سطح مشابهی از تخصص فنی یا منابع رایانشی نیاز ندارد.	ممکن است نسبت به مدلهای سنتی هزینه‌برتر باشد، زیرا نیازمند تخصص فنی یا منابع رایانشی است.

شکل ۳ [۵۵] تفاوتهای کلیدی بین رویکردهای سنتی مبتنی‌بر قوانین و رویکردهای هوش مصنوعی مدرن در صورتهای مالی کشف تقلب را خلاصه می‌کند.

نمونه‌هایی از ریسکهای مرتبط با فناوریهای نوظهور

اگرچه استفاده از فناوریهای نوظهور برای شناسایی تقلب در صورتهای مالی می‌تواند مزایای متعددی را به‌همراه داشته باشد، چندین ریسک مرتبط باید ارزیابی شوند؛ ازجمله موارد زیر:

• ***ریسک اتکای بیش‌ازحد***[۵۶]: استفاده از فناوری ممکن است به‌طور بالقوه سوگیریهایی مانند احساس امنیت کاذب ایجاد کند که منجر به خطر کلی اتکای بیش‌ازحد به فناوری و خروجی روش حسابرسی انجام شده، بدون درنظر گرفتن عنصر انسانی در کشف تقلب شود. اتکای بیش از حد به فناوری می‌تواند علت یا ناشی از توجه یا تاکید کمتر بر قضاوت حرفه‌ای، تجربه، یا تردید حرفه‌ای باشد (ال. هریس، ۲۰۲۳) [۵۷].

• ***موارد مثبت ساختگی***[۵۸]: استفاده از هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها برای شناسایی تقلب در صورتهای مالی ممکن است به نتایج مثبت ساختگی منجر شود که در آن فعالیتهای مالی قانونی به‌عنوان تقلب علامت‌گذاری می‌شوند. این می‌تواند منجر به بررسیهای غیر ضروری، افزایش هزینه‌ها و آسیب به شهرت شود.

• ***داده‌های آموزشی محدود***[۵۹]: هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها برای شناسایی الگوها و ناهنجاریها به داده‌های تاریخی متکی هستند. با این حال، اگر داده‌های آموزشی محدودی دردسترس باشد، ممکن است دقت مدلها به خطر بیفتد.

• ***کیفیت داده‌ها***[۶۰]: اثربخشی هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها به‌شدت به کیفیت داده‌های مورد استفاده بستگی دارد. اگر کیفیت داده‌ها ضعیف باشد، مدلها ممکن است قادر به شناسایی دقیق فعالیتهای تقلبی نباشند.

• ***ریسکهای امنیت سایبری***[۶۱]: استفاده از فناوری می‌تواند داده‌های مالی را در معرض ریسکهای امنیت سایبری مانند هک و نقض داده‌ها قرار دهد.

• ***ملاحظه‌های اخلاقی***[۶۲]: استفاده از هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها در کشف تقلب، ملاحظه‌های اخلاقی را در مورد حریم خصوصی، سوگیری و احتمال عواقب ناخواسته ایجاد می‌کند.

به‌طور خلاصه، اگرچه استفاده از فناوریهای نوظهور می‌تواند قابلیتهای کشف تقلب را افزایش دهد، ارزیابی دقیق ریسکهای موجود و توسعه راهبردهای مناسب مدیریت ریسک مهم است.

با دقت پیش بروید

رویکردهای مبتنی‌بر هوش مصنوعی مدرن می‌توانند تشخیص تقلب دقیقتر و کارامدتری را نسبت به روشهای مبتنی‌بر قوانین سنتی ارائه دهند؛ به‌ویژه در ارتباط با طرحهای کلاهبرداری در حال تکامل و افزایش حجم و پیچیدگی داده‌های مالی. مزیت کلیدی مدلهای هوش مصنوعی توانایی آن‌ها در تحلیل داده‌های بدون ساختار، مانند متن و تصاویر، برای شناسایی اصطلاحها و عبارتهای کلیدی است که ممکن است نشان‌دهنده فعالیتهای متقلبانه باشد. با این حال، مدلهای هوش مصنوعی دارای محدودیتهایی مانند نیاز به داده‌های باکیفیت و جامع برای آموزش مدلها و احتمال سوگیری یا خطا در مدلها هستند. رویکردهای سنتی برای کشف تقلب در صورتهای مالی بیشتر به شهود، تجزیه‌وتحلیل داده‌های تاریخی متکی هستند. بسیاری بر این باورند که حسابرسی صورتهای مالی باید به‌گونه‌ای تکامل یابد که رویه‌هایی را شامل شود که ماهیت قانونی بیشتری دارند.

اگرچه فناوریهای نوظهور پتانسیل درخور توجهی را برای کشف تقلب در صورتهای مالی ارائه می‌دهند، سازمانها باید برای مقابله با چالشهای موجود در اجرای این فناوریها به‌طور موثر و اخلاقی آماده باشند. این امر مستلزم برنامه‌ریزی دقیق، سرمایه‌گذاری در منابع و تخصص و تعهد به کیفیت داده‌ها، حریم خصوصی و امنیت است.

منبع:

• CPAJournal.com, **Financial Statement Fraud Detection in the Digital Age**, June 2024

پانوشتها:

1- Artificial Intelligence (AI)
2- Association of Certified Fraud Examiners (ACFE)
3- (https://legacy.acfe.com/report-to-thenations/2024/ (https://legacy.acfe.com/report-to-the-nations/2024/))
4- Securities and Exchange Commission (SEC)
5- Chief Finance Officer (CFOs)
6- Chief Executive Officer (CEOs)
7- Chief Operating Officer (COO)
8- Accounting Irregularities
9- Certified Public Accountants (CPA)
10- American Institute of Certified Public Accountants Sustainability Accounting Standards (AICPA's SAS 99)
11- Public Company Oversight Baord Auditing Standard 2401 (PCAOB's AS 2401)
12- Association of Certified Fraud Examiners 2024 (ACFE 2024)
13- Auditing Standard 1000 (AS 1000)
14- International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB)
15- https://tinyurl.com/yv5kxyye (https://tinyurl.com/yv5kxyye) February 2024
16- Computer Vision (CV)
17- Expert Systems (ES)
18- Machine Learning (ML)
19- Footnotes
20- Management Discussion and Analysis (MD&A)
21- Spreadsheets and Ledgers
22- J. Rizkallah, "The Big (Unstructured) Data Problem," Jun. 5, 2017, https://tinyurl.com/44cxa4jj (https://tinyurl.com/44cxa4jj)].
23- Big Data (BD)
24- Natural language processing (NLP)
25- (I.E. Fisher, M.R. Garnsey, and M.E. Hughes, "Natural Language Processing in Accounting, Auditing and Finance: A Synthesis of the Literature with a Roadmap for Future Research," Intell. Syst. Account. Finance Manag., vol. 23, pp. 157-214, https://api.semanticscholar.org/CorpusID:205966938 (https://api.semanticscholar.org/CorpusID:205966938), 2016).
26- (KPMG, "Dynamic Audit Technology Content Series: Natural Language Processing Point of View," 2021, https://tinyurl.com/u42ed5eu (https://tinyurl.com/u42ed5eu)).
27- Robotic Process Automation (RPA)
28- Channel Stuffing
29- Voice Stress Analysis
30- Large Language Models (LLM)
31- Sentiment Analysis
32- Keyword Analysis
33- Named Entity Recognition
34- Topic Modeling
35- Latent Semantic Analysis
36- Data Mining (DM)
37- https://www.nysscpa.org/news/publications/the-cpa-journal/article-detail?ArticleID=14382#F1
38- Classification
39- Clustering
40- Prediction
41- Regression
42- Visualization
43- Anomaly Detection
44- Classifiers
45- Random Forest
46- Bayesian Beliefs Networks
47- K-nearest neighbors (KNN)
48- DensityBased Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)
49- Predictive Analytics
50- Logistic Regression (LR)
51- Linear Discriminant Analysis (LDA)
52- Charts, Graphs, Diagrams
53- https://www.nysscpa.org/news/publications/the-cpa-journal/article-detail?ArticleID=14382#F2
54- Application Programming Interfaces (API)
55- https://www.nysscpa.org/news/publications/the-cpa-journal/article-detail?ArticleID=14382#T
56- Risk of Overreliance
57- L. Harris, "The Hidden Dangers of Machine Learning-Based Scams," ACFE, Jan. 6, 2023
58- False Positives
59- Limited Training Data
60- Data Quality
61- Cybersecurity Risks
62- Ethical Concern