

پیش‌بینی در حسابداری مالی با بهره‌گیری از هوش مصنوعی: مروری نظام‌مند بر مقالات پژوهشی و چشم‌انداز تحقیقات آینده

زهره باهنر^۱، محمد میرمحمدی صدرآبادی^{۲*}، اختراالسادات اولیایی^۳

^۱ مربی، گروه حسابداری، واحد طبس، دانشگاه آزاد اسلامی، طبس، ایران

^۲ مربی، گروه حسابداری، دانشگاه امام جواد، یزد، ایران (نویسنده مسئول)

^۳ دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

چکیده

سیستم‌های اطلاعات حسابداری عمدتاً مبتنی بر قواعد ثابت هستند و داده‌ها معمولاً به‌صورت ساختاریافته و منظم در دسترس قرار دارند. با این حال، بسیاری از این سیستم‌ها هنوز نتوانسته‌اند با تحولات تکنولوژیکی روز هماهنگ شوند. بنابراین، هوش مصنوعی (AI) در حسابداری مالی غالباً تنها در پروژه‌های پایلوت مورد استفاده قرار می‌گیرد. بهره‌گیری از پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری امکان مدیریت پیشگیرانه و تحلیل‌های عمیق‌تری را فراهم می‌آورد. با این حال، تا کنون دانش محدودی درباره مدل‌های پیش‌بینی که برای مسائل حسابداری ارزیابی شده‌اند، وجود دارد. با توجه به این شکاف پژوهشی، مطالعه حاضر به تحلیل یافته‌های موجود پیرامون نحوه استفاده از هوش مصنوعی برای اهداف پیش‌بینی در حسابداری مالی می‌پردازد. از این رو، نویسندگان بر آنند تا با ارائه دیدگاهی جامع و تدوین یک چشم‌انداز پژوهشی، زمینه را برای کسب دانش کلی‌تر و قابل‌تعمیم‌تر برای محققان آینده فراهم آورند. نویسندگان با انجام یک مرور نظام‌مند بر مقالات پژوهشی، به شناسایی تحقیقات موجود در زمینه پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی پرداخته‌اند. برای این منظور، از پایگاه‌های علمی Scopus و Web of Science بهره گرفته‌اند. جمع‌آوری داده‌ها منجر به انتخاب نهایی ۴۷ مطالعه شد. این مطالعات از منظر هدف پیش‌بینی، حجم نمونه، بازه زمانی و الگوریتم‌های یادگیری ماشینی مورد استفاده تحلیل شده‌اند. نویسندگان سه حوزه کاربردی را شناسایی کرده و جزئیاتی پیرامون دقت و روش‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده، ارائه کردند. یافته‌های ما نشان می‌دهد که دانش جامعه‌شناختی-فنی و قابل‌تعمیم همچنان ناقص است. بر این اساس، نویسندگان همچنین یک چشم‌انداز پژوهشی باز تدوین کرده‌اند که محققان آینده می‌توانند برای ترویج و کارآمدسازی بیشتر استفاده از پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی به آن بپردازند. به دلیل توسعه سریع الگوریتم‌های هوش مصنوعی، نتایج ما تنها قادر به ارائه تصویری کلی از وضعیت کنونی پژوهش‌ها است. بنابراین، احتمال وجود الگوریتم‌های جدید هوش مصنوعی که هنوز در مقالات پژوهشی موجود بررسی نشده‌اند، وجود دارد. با این حال، پژوهشگران علاقمند می‌توانند از یافته‌های ما و چشم‌انداز پژوهشی پیشنهادی بهره‌برداری کنند تا این حوزه را بیشتر توسعه دهند.

واژه‌های کلیدی: حسابداری، پیش‌بینی، هوش مصنوعی، یادگیری ماشینی، یادگیری عمیق.

۱- مقدمه

امروزه بسیاری از امور مالی با استفاده از هوش مصنوعی صورت میگیرد در حالیکه ممکن است آنچنان مورد توجه ما واقع نشود. علیرغم وجود سخت افزارها و نرم افزارهایی که برای بهبود امور مالی ارائه میشوند، هوش مصنوعی همچنان به پیشرفت تکنولوژیهای موجود در صنعت مالی و هم چنین ارائه راه حل های نوین در مواجهه با چالش های کسب و کار کمک کرده است (قوامی، ۱۴۰۳). سیستم های اطلاعات حسابداری عمدتاً مبتنی بر قوانین هستند و داده ها معمولاً در دسترس و دارای ساختار مناسب هستند. با این حال، بسیاری از سیستم های حسابداری هنوز به پیشرفت های تکنولوژیکی فعلی نرسیده اند. بنابراین، هوش مصنوعی (AI) در حسابداری مالی اغلب فقط در پروژه های آزمایشی استفاده می شود. استفاده از پیش بینی های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری، مدیریت فعال و تجزیه و تحلیل دقیق را ممکن می سازد. با این حال، تا کنون، دانش کمی در مورد اینکه کدام مدل ای پیش بینی قبلاً برای مشکلات حسابداری ارزیابی شده اند، وجود دارد (گلپورشیخانی و همکاران، ۱۴۰۳).

تقریباً ظهور فناوری های دیجیتال باعث تحولات قابل توجه و سریعی در هر جنبه ای از زندگی شده است. در طول سه دهه گذشته، توسعه های صورت گرفته در فناوری نانو باعث شده اند که سخت افزارها با قدرت محاسباتی فزاینده ای به بازار عرضه شوند (دینگلی و همکاران، ۲۰۲۱). در نتیجه، تحولاتی چون اینترنت اشیا و تجزیه و تحلیل کلان داده به طور فزاینده ای در حوزه های مختلف به کار گرفته و مورد استفاده قرار می گیرند. یکی از تکنولوژی های برجسته و جنجالی عصر دیجیتال، هوش مصنوعی (AI) است (کلت ۲۰۲۱). با توجه به پیشرفت های فناوری اشاره شده، در سال های اخیر هوش مصنوعی مورد توجه و علاقه فراوانی از سوی مدیران و محققان قرار گرفته است. (براک و فون وانگنهایم، ۲۰۱۹). امروز، هوش مصنوعی در بسیاری از موارد مانند شناسایی گفتار و تصویر، تشخیص بیماری ها و خودکارسازی مشاغل روتین به کار گرفته می شود (گودفلو و همکاران، ۲۰۱۶). به همین دلیل، جای تعجب نیست که هوش مصنوعی در حال حاضر یک موضوع چندرشته ای است که بر بسیاری از رشته ها و صنایع مختلف تأثیر می گذارد.

هرچند حسابداری یک حوزه سنتی با پیشینه ای طولانی است، اما در سال های اخیر تحت تأثیر تغییرات سریع ناشی از عصر دیجیتال قرار گرفته است. (بریکول و کیلی، ۲۰۲۱). در مقایسه با اقتصاد که به مدیریت سرمایه می پردازد، حسابداری از مقادیر تراکنشی و تخمینی بهره می برد تا نمایی دقیق و منصفانه از دارایی ها، وضعیت مالی و درآمد شرکت ها ارائه دهد. در حالی که حسابداری مدیریت اطلاعاتی را برای ذینفعان داخلی فراهم می آورد، حسابداری مالی اطلاعاتی را به ذینفعان خارجی عرضه می کند (پنمن، ۲۰۱۳). با این حال، تلاش هایی برای هم راستایی بین این دو زیرمجموعه در سال های اخیر مشاهده شده است که منجر به همگرایی فزاینده بین حسابداری مالی و مدیریت گردیده است. با تغییر مکان های کاری و روندهای کاری، فن آوری های دیجیتال فرصت های جدیدی را در حرفه حسابداری فراهم می آورند، اما در عین حال نیازمند مهارت های جدیدی از سوی کارکنان نیز هستند (به عنوان مثال پنمن، لایتنر هانتسدر و همکاران، ۲۰۲۱؛ کروسکوف و همکاران، ۲۰۲۰؛ گاتری و پارکر، ۲۰۱۶). اگرچه حسابداری همواره تحت تأثیر تغییرات بوده است، اما تحولات کنونی مانند تحول دیجیتال و فشارهای قانونی منجر به تغییراتی سریع تر و عمیق تر از گذشته شده اند (هاکوویچ و همکاران، ۲۰۱۶؛ لایتنر هانتسدر و همکاران، ۲۰۲۱). علاوه بر اتوماسیون فرآیندهای رباتیک که به طور مؤثر به انجام وظایف روزمره در حسابداری کمک می کند (کوپر و همکاران، ۲۰۱۹؛ لایتنر هانتسدر و همکاران، ۲۰۲۱)، فن آوری هایی نظیر بلاک چین (بونوت، ۲۰۲۰؛ مافی و همکاران، ۲۰۲۱)، رایانش ابری (هاتون و همکاران، ۲۰۱۹) و کلان داده (واسارhely و همکاران، ۲۰۱۵؛ وارن و همکاران، ۲۰۱۵) تأثیرات عمده ای بر آینده حسابداری خواهند داشت. در میان تمامی فناوری های دیجیتال، هوش مصنوعی تأثیر قابل توجهی بر حسابداری دارد، زیرا این امکان را فراهم می آورد که الگوها را در حجم بالایی از داده های حسابداری شناسایی کرده و به تصمیم گیری های شرکت ها کمک کند و همچنین برای انجام تحلیل های مالی توسط ذینفعان استفاده شود (لهنر و همکاران، ۲۰۲۲). کاربرد هوش مصنوعی در حسابداری موضوعی است که پیش تر در تحقیقات به طور مکرر بررسی شده است. مباحثی که مورد مطالعه قرار گرفته اند شامل تأثیر هوش مصنوعی بر حرفه حسابداری (استانکو و دوت سکو، ۲۰۲۱)، محدودیت های فعلی آن در زمینه

وظایف حسابداری (لسبیچلر و لهنر، ۲۰۲۱) و تأثیر حسابداری مبتنی بر هوش مصنوعی بر حرفه حسابداری (لایتنر-هانتسدر و همکاران، ۲۰۲۱) می‌باشد.

پیش‌بینی در حسابداری یکی از حوزه‌های کاربردی است که الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به طور متداول و موفق در آن به کار می‌روند (برتومو، ۲۰۲۰؛ کورلیوسیک و متز، ۲۰۲۳) حوزه پیش‌بینی رویدادهای آتی در کسب‌وکار در حسابداری از دیرباز وجود داشته و برای سال‌ها تحت مطالعه و بررسی قرار گرفته است. در دهه ۱۹۹۰، نخستین ایده‌ها مبنی بر استفاده از شبکه‌های عصبی، که به‌عنوان یکی از روش‌های هوش مصنوعی شناخته می‌شوند، برای وظایف پیش‌بینی مرتبط با حسابداری مطرح گردیدند. برای مثال، شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی درآمدهای فصلی حسابداری (کالن و همکاران، ۱۹۹۶)، وضعیت مالی (کت و پنکه، ۱۹۹۱) و ورشکستگی (جو و هان، ۱۹۹۶) مورد استفاده قرار گرفتند. از آن زمان که این آثار پیشگام در دهه ۹۰ منتشر شدند، تحقیقات در زمینه هوش مصنوعی و موارد استفاده آن در پیش‌بینی‌های حسابداری به‌طرز چشمگیری افزایش یافته است. روش‌های جدید و پیچیده‌تری از هوش مصنوعی ظهور کرده‌اند و قدرت محاسباتی و همچنین حجم داده‌های در دسترس به طور قابل توجهی افزایش یافته است. همچنین، حجم تحقیقات که از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی در حسابداری بهره می‌برند، به‌طور پیوسته رو به رشد بوده است (مول و ییگیتباسیوگلو، ۲۰۱۹؛ آگوستینو و همکاران، ۲۰۲۲).

پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای وظایف حسابداری مالی موضوعی است که به‌طور فزاینده‌ای مورد بررسی قرار می‌گیرد. با اینکه علاقه به این حوزه در حال افزایش است، اما تحقیقات در این زمینه عمدتاً تحت سلطه رشته‌های علوم کامپیوتر و مدیریت قرار دارد. این تحقیقات قبلی بیشتر از منظر فنی به موضوع پرداخته و الگوریتم‌های خاص هوش مصنوعی و دقت آن‌ها را برای داده‌های منتخب بررسی می‌کنند، که اغلب برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر، موارد پرت را نادیده می‌گیرند. ما معتقدیم که پژوهشگران آینده می‌توانند به حوزه تحقیقات مربوط به پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری، سهم‌های ارزنده و متنوعی اضافه کنند. موضوعات مرتبط با هوش مصنوعی که تاکنون در حسابداری مورد بررسی قرار نگرفته‌اند، شامل تعاملات کاربران با سیستم‌های هوش مصنوعی (رزپکا و برگر، ۲۰۱۸)، ادغام هوش مصنوعی با استراتژی‌های سازمانی (بورخس و همکاران، ۲۰۲۱) و همچنین مفهوم هوش مصنوعی قابل تبیین (مسکه و همکاران، ۲۰۲۰) می‌باشد.

در حال حاضر، بر اساس اطلاعات و دانش ما، هیچ مرور جامع و کاملی در مورد پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی وجود ندارد که بتواند به‌عنوان یک مبنای اولیه برای درک این موضوع توسط پژوهشگران آینده عمل کند. این نارسایی در پژوهش، با توجه به اهمیت فزاینده هوش مصنوعی در پیش‌بینی و توانایی‌های ارزشمندی که می‌تواند ارائه دهد، جای تعجب دارد. با انجام یک مرور سیستماتیک مقالات پژوهشی، ارائه یک نمای کلی از حوزه تحقیقاتی پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی است. این نمای کلی به بررسی پتانسیل‌ها، رویکردهای کنونی و کاربردهای گوناگون می‌پردازد. بدین ترتیب، سؤال تحقیقاتی اولیه ما مشخص می‌شود:

RQ1. کدام فناوری‌ها و رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی برای انجام وظایف پیش‌بینی در حسابداری مالی به‌کار می‌روند و مزایای حاصل از این رویکردها چیست؟

با ترکیب یافته‌ها و نتایج به‌دست‌آمده از یک مجموعه گسترده از مطالعات مختلف، مرور مقالات می‌تواند به پیشرفت یک حوزه تحقیقاتی یاری رساند (اسنایدر، ۲۰۱۹؛ وبستر و واتسون، ۲۰۰۲). ما به استدلال پاول و کریدو (۲۰۲۰) تکیه می‌کنیم و معتقدیم که یک بررسی جامع مقاله باید "شکاف‌های تحقیقاتی کلیدی را شناسایی کند" و به عنوان سکویی برای تحقیقات بعدی عمل نماید. ما از یک رویکرد جامع بهره می‌بریم تا نمای کلی از آنچه یک برنامه تحقیقاتی آینده برای موضوعات کمتر بررسی شده ممکن است، ارائه کنیم. بنابراین، سؤال تحقیقاتی دوم ما به صورت زیر است:

RQ2. چگونه تحقیقات آینده می‌توانند به حوزه پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی یاری رسانند و کدام پرسش‌های تحقیقاتی و موارد کاربردی بالقوه می‌توانند در این زمینه مطرح شوند؟

سایر قسمت‌های این مقاله به شکل زیر ساختاربندی شده‌اند. در بخش ۲، مبانی حسابداری مالی و هوش مصنوعی را توصیف می‌کنیم. هدف این مبانی فراهم کردن اطلاعات ضروری برای خواننده جهت درک نتایج بعدی این مقاله است. در بخش ۳،

روش تحقیق به کاررفته را شرح خواهیم داد. بخش ۴ نتایج مرور مقالات را نشان می‌دهد. بخش ۵ برنامه تحقیقاتی آینده‌ای را که از یافته‌های بخش ۴ استخراج شده است، ارائه خواهد داد. در نهایت، بخش ۶ شامل بحث و جمع‌بندی مطالب است.

۲- مبانی

۲-۱- حسابداری مالی

سیستم‌های حسابداری بین‌المللی، همچون استانداردهای بین‌المللی گزارشگری مالی (IFRS) و اصول پذیرفته‌شده حسابداری ایالات متحده (US GAAP)، با هدف ارائه تصویری دقیق از دارایی‌های خالص، وضعیت مالی، و نتایج عملکرد شرکت طراحی شده‌اند. این اطلاعات در صورت‌های مالی گنجانده می‌شود که اساساً به منظور کمک به سرمایه‌گذاران جدید و فعلی برای اتخاذ تصمیمات مفید است (پنمن ۲۰۱۳). ویژگی اصلی سیستم‌های حسابداری، دفترداری مبتنی بر قوانین است. دارایی‌ها و بدهی‌ها اغلب بر اساس معیارهای تعریف‌شده و مشخص ثبت می‌شوند (دای و واسارhely، ۲۰۱۷). در این راستا، سیستم دفترداری دوطرفه نقش اساسی در ثبت معاملات تجاری ایفا می‌کند. هر معامله تجاری هم در حساب و هم در حساب متقابل آن ثبت می‌شود. همیشه تعادل بین بدهکاری و بستانکاری وجود دارد، زیرا هر ثبت بدهکاری، یک ثبت بستانکاری متناظر دارد. از مزایای حسابداری دوگانه در مقایسه با حسابداری تک‌گانه این است که ردیابی و تأیید معاملات به‌طور مؤثرتری انجام می‌گیرد (سنگستر، ۲۰۱۶). این موضوع به اشخاص ثالث، مانند حسابرسان و سرمایه‌گذاران، کمک می‌کند تا معاملات تجاری را به راحتی درک کنند.

با این حال، حسابداری دوطرفه نیز محدودیت‌های خود را دارد. اطمینان از برقراری معادله حسابداری بدهی‌ها و اعتبارات به خودی خود تضمین‌کننده درستی حساب‌های در نظر گرفته‌شده برای حسابداری نیست (دای و واسارhely، ۲۰۱۷). بعلاوه، هنوز خطر فعالیت‌های تقلبی وجود دارد، زیرا امکان تغییر یا حذف ثبت‌ها به‌طور بازگشتی وجود دارد (فاسیا و موستئانو، ۲۰۱۹). رسوایی‌های اخیر در حوزه حسابداری مانند وایرکارد، کافی‌شاپ لاکین و اشتاینهوف نشان می‌دهند که در برخی موارد، اطلاعات مالی ارائه‌شده با وضعیت مالی واقعی سازگار نیست و می‌تواند شامل اظهارات نادرست باشد. (راوال، ۲۰۲۰). این ناهماهنگی منجر به تخصیص نادرست منابع در بازار سرمایه می‌شود، زیرا سرمایه‌گذاران بر مبنای اطلاعات نادرست، تصمیمات سرمایه‌گذاری نادرستی اتخاذ می‌کنند (ژيرو، ۲۰۰۸). تقلب در حسابداری یک مشکل شناخته‌شده است که با تدابیر نظارتی مختلف، از جمله قانون ساربینز-آکسلی، که در پی رسوایی انرون در سال ۲۰۰۱ ایجاد شد، مورد توجه قرار گرفته است (کوتس، ۲۰۰۷). تعدیل‌های نظارتی معمولاً به‌صورت گذشته‌نگر انجام می‌شوند و پس از وقوع یک رویداد خاص، که معمولاً اثر منفی دارد، انجام می‌شوند. با این حال، رسوایی‌های حسابداری اخیر که در بالا به آنها اشاره شد، نشان‌دهنده این واقعیت است که تقلب همچنان وجود دارد و به عنوان یکی از چالش‌های عمده در حوزه حسابداری باقی مانده است.

۲-۲- هوش مصنوعی

هوش مصنوعی (AI) برای نخستین بار در سال ۱۹۵۶ معرفی شد و به عنوان یکی از جدیدترین حوزه‌های تحقیقاتی در علم و مهندسی شناخته می‌شود (راسل و همکاران، ۲۰۱۶). با این حال، هوش مصنوعی تنها در زمینه‌های علم کامپیوتر و ریاضیات نمی‌گنجد، بلکه به عنوان یک حوزه بین‌رشته‌ای از دیگر رشته‌ها نظیر اقتصاد، علوم اعصاب و روانشناسی نیز بهره‌مند شده است (تاوولی، ۲۰۱۹؛ شالو-شوارتز و بن دیوید، ۲۰۱۴). (سرل، ۱۹۸۰) نخستین کسی بود که هوش مصنوعی را به دو نوع مختلف تفکیک کرد: هوش مصنوعی قوی و هوش مصنوعی ضعیف. هوش مصنوعی قوی، که به هوش عمومی مصنوعی معروف است (آدامز و همکاران، ۲۰۱۲؛ ون گرون، ۲۰۱۷)، توانایی درک آنچه در حال وقوع است را دارد و ممکن است حتی احساسات و عواطفی نیز داشته باشد (تاوولی، ۲۰۱۹). هدف هوش مصنوعی قوی تجهیز ماشین‌ها به قابلیت‌ها و هوش شبیه به انسان است (وان گورون، ۲۰۱۷). با این وجود، هوش مصنوعی قوی هنوز به واقعیت تبدیل نشده است (دینگی و همکاران، ۲۰۲۱). در عوض، تکنیک‌ها و کاربردهای امروزی هوش مصنوعی، مصداق‌هایی از هوش مصنوعی ضعیف محسوب می‌شوند. به‌طور کلی،

سیستم‌های هوش مصنوعی ضعیف فاقد هوش هستند و هیچ‌گونه احساسات، عواطف یا آگاهی ذهنی ندارند. (سرل، ۱۹۸۰؛ تاولی، ۲۰۱۹). در عوض، کاربردهای هوش مصنوعی ضعیف بر روی وظایف خاص تمرکز دارند. بنابراین، هدف توسعه آن‌ها تنها رفتار کردن است، نه هوشمند بودن (فرانکلین، ۲۰۱۴؛ راسل و همکاران، ۲۰۱۶). در حال حاضر، هوش مصنوعی به‌عنوان یک اصطلاح جامع، شامل طیف وسیعی از فناوری‌ها و رویکردهای مختلف است که برای انجام وظایف گوناگون به کار می‌روند. یادگیری ماشین (ML) به‌عنوان یکی از محبوب‌ترین گروه‌های روش‌های هوش مصنوعی شناخته می‌شود. عملکرد یادگیری ماشین با افزایش تجربه بهبود می‌یابد و هدف آن حل مسائل با استفاده از داده‌های تاریخی یا نمونه‌های پیشین است (لیبرشت و نوبل، ۲۰۱۵). این فناوری بسیاری از جنبه‌های جامعه معاصر را تقویت می‌کند و به عنوان مثال، برای شناسایی اشیاء در تصاویر استفاده می‌شود که به طور روزافزونی در محصولات مصرفی نظیر گوشی‌های هوشمند یا دوربین‌ها دیده می‌شود (لکان و همکاران، ۲۰۱۵). بر اساس روش یادگیری تکنیک‌های یادگیری ماشین، این تکنیک‌ها را می‌توان به‌طور کلی به دو دسته تقسیم کرد: تکنیک‌های یادگیری تحت نظارت و یادگیری بدون نظارت (باستانلارو و اوزویسال، ۲۰۱۴). هرچند که انواع دیگری از یادگیری نیز وجود دارد، از جمله یادگیری نیمه‌نظارت‌شده یا یادگیری آنلاین (مهری و همکاران، ۲۰۱۸)، اما یادگیری تحت نظارت و یادگیری بدون نظارت، رایج‌ترین و مطلوب‌ترین روش‌ها به شمار می‌آیند (علقانی و همکاران، ۲۰۲۰).

تفاوت اصلی یادگیری تحت نظارت و یادگیری بدون نظارت در وجود برچسب‌ها در داده‌های آموزشی است (علقانی و همکاران، ۲۰۲۰). یادگیری تحت نظارت به این معناست که سیستم نمونه‌های دارای برچسب و ورودی‌ها را به‌عنوان داده‌های آموزشی دریافت می‌کند (راشکا و میرجلیلی، ۲۰۱۹). به‌طور کلی، یادگیری ماشین به‌عنوان روش‌های محاسباتی تعریف می‌شود که از تجربه برای بهبود عملکرد یا ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر بهره می‌برند. این ابزار یادگیری ماشین، تجربه‌اش را از داده‌های الکترونیکی قابل تحلیل توسط سیستم استخراج می‌کند (مهری و همکاران، ۲۰۱۸). با این حال، الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی تنها به اندازه کیفیت داده‌های آموزشی خود عملکرد بهینه دارند (دونگ و رکاتسیناس، ۲۰۱۸؛ هالوی و همکاران، ۲۰۰۹). بنابراین، کیفیت و حجم داده‌های به کار رفته برای آموزش سیستم از عوامل حیاتی به شمار می‌آیند (گودفلو و همکاران، ۲۰۱۶). علاوه بر این، یادگیری تقویتی نیز به عنوان یک پارادایم یادگیری دیگر، در تحقیقات اخیر هوش مصنوعی توجه فزاینده‌ای را به خود معطوف کرده است. بر خلاف یادگیری تحت نظارت و یادگیری بدون نظارت، یادگیری تقویتی به گونه‌ای متفاوت عمل می‌کند. در این نوع یادگیری، یک سیستم هوش مصنوعی (که گاهی به آن «عامل» نیز اطلاق می‌شود) با یک مسئله مواجه می‌شود و باید رفتار معینی را برای حل آن یاد بگیرد. این رفتار از طریق تعاملات آزمون و خطا با محیطی که عامل در آن قرار دارد، فراگرفته می‌شود (کالبلینگ و همکاران، ۱۹۹۶). به این ترتیب، سیستم‌های هوش مصنوعی خودآموز می‌شوند و نیازی به داده‌ها، راهنمایی‌ها یا دانش ارائه‌شده از سوی انسان‌ها ندارند (سیلور و همکاران، ۲۰۱۷).

شبکه‌های عصبی یکی از رایج‌ترین فناوری‌های هوش مصنوعی به شمار می‌آیند. شبکه‌های عصبی که الهام‌گرفته از ساختار مغز انسان هستند، از واحدهای کوچکی به نام نورون‌های مصنوعی تشکیل شده‌اند که به یکدیگر متصل‌اند (کوریوسیک و رایش، ۲۰۲۲). این نورون‌های مصنوعی به عنوان واحدهای پردازش کوچک عمل کرده و خروجی را بر اساس قوانین یادگیری و ورودی‌های دریافتی تولید می‌کنند. بنابراین، هدف شبکه‌های عصبی شبیه‌سازی عملکرد مغز در انسان‌ها یا سایر موجودات زیستی است (آگاروال، ۲۰۱۸). در این زمینه، یادگیری عمیق به عنوان اصطلاحی برای توصیف انواع مختلف شبکه‌های عصبی پیچیده به کار می‌رود. به دلیل در دسترس بودن مجموعه‌های داده بزرگ و قدرت محاسباتی فراوان، یادگیری عمیق در سال‌های اخیر به طور قابل توجهی توسعه یافته است (گودفلو و همکاران، ۲۰۱۶). معماری یادگیری عمیق شامل ماژول‌ها یا نورون‌های مصنوعی متعددی است که در چندین لایه سازماندهی شده‌اند. هر یک از این لایه‌ها قادر به تبدیل داده‌های ورودی و یادگیری الگوهای موجود در آن‌ها می‌باشد. یادگیری عمیق به طور چشمگیری در بسیاری از حوزه‌ها، از جمله شناسایی گفتار، شناسایی اشیاء بصری و تشخیص اشیاء، بهبود یافته است (لکان و همکاران، ۲۰۱۵).

۲-۳- استفاده از هوش مصنوعی در حسابداری مالی

از آنجا که داده‌های حسابداری معمولاً ساختاریافته و مبتنی بر قوانین هستند، برای ارزیابی خودکار با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی کاملاً مناسب هستند. به‌ویژه، ارقام کلیدی مالی به‌دلیل روابط متقابلشان، برای شناسایی الگوها بسیار مفیدند (سلیمان، ۲۰۰۸). در ضمن، به دلیل تعداد بسیار بالای متغیرهای ذکر شده در ترازنامه، صورت سود و زیان و صورت جریان وجوه نقد، شناسایی تمام همبستگی‌ها بدون تجزیه و تحلیل‌های مبتنی بر ماشین تقریباً غیر ممکن است (ولاد و ولاد، ۲۰۲۱). بنابراین، ممکن است یک روند منفی بلندمدت (مانند افزایش هزینه‌های مواد اولیه) توسط یک اثر مثبت مقطعی (مانند فروش دارایی‌های ثابت) جبران شود. در این راستا، درآمد به‌تنهایی نمی‌تواند به‌عنوان معیاری مناسب برای پیش‌بینی تحولات آینده یک شرکت تلقی گردد (پنمن و ژانگ، ۲۰۰۲). با این حال، یک راه‌حل مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند به شناسایی روابط پیچیده در داده‌های حسابداری کمک کند و توسعه‌های کوتاه‌مدت را از بلندمدت متمایز سازد (چو و همکاران، ۲۰۲۰).

پیش‌بینی یکی از کاربردهای کلیدی است که تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌طور گسترده‌ای برای آن به کار می‌روند. نمونه‌هایی از پیش‌بینی شامل پیش‌بینی متغیرهای سود و زیان (مانند پیش‌بینی درآمد، برای اطلاعات بیشتر به کورلیوسیک و رایش (۲۰۲۲) مراجعه شود) یا پیش‌بینی متغیرهای جریان نقدی (به‌ویژه تاریخ‌های پرداخت مشتریان، برای اطلاعات بیشتر به بهرامی و همکاران (۲۰۲۰) مراجعه شود) است. برای انجام وظایف پیش‌بینی، رویکردهای متنوعی وجود دارد که شامل الگوریتم‌های طبقه‌بندی، رگرسیون، رتبه‌بندی و خوشه‌بندی می‌شوند. در رویکرد طبقه‌بندی، هدف شناسایی دسته‌های مرتبط با ارقام مورد بررسی است (بهارالدین و همکاران، ۲۰۱۰). وظایف رتبه‌بندی به مرتب‌سازی ارقام بر اساس یک یا چند معیار خاص می‌پردازند (Gerdes و همکاران، ۲۰۲۱). همچنین، خوشه‌بندی شامل تقسیم یک مجموعه از عناصر به زیرمجموعه‌های همگن است (کانسال و همکاران، ۲۰۱۸). در نهایت، در مقایسه با رویکردهای پیشین، رگرسیون خروجی یک مقدار پیوسته تولید می‌کند که قابلیت مقایسه با دیگر مشاهدات را دارد (مهری و همکاران، ۲۰۱۸). اکثر مقالاتی که بخشی از تحلیل پژوهش‌ها هستند، از تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین استفاده می‌کنند که به یادگیری نظارت‌شده وابسته‌اند. تنها تعداد معدودی از تحقیقات به کارگیری الگوریتم‌های مربوط به یادگیری بدون نظارت را مورد بررسی قرار داده‌اند (شی و همکاران، ۲۰۰۹؛ دینگ و همکاران، ۲۰۱۹؛ رینارلی، ۲۰۱۹؛ براون و همکاران، ۲۰۲۰).

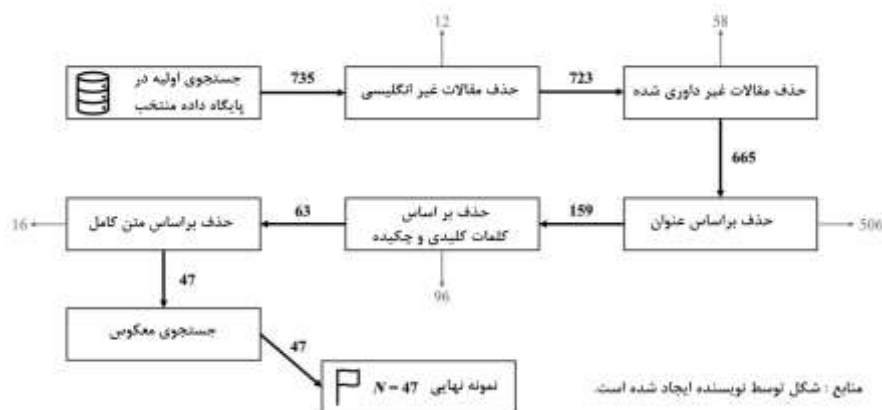
۳- روش تحقیق

هدف این مقاله یافتن پاسخی به این پرسش است که الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی چگونه در پیش‌بینی وظایف مرتبط با حسابداری به کار گرفته می‌شوند. مرور نظام‌مند پژوهش‌ها ابزاری مفید برای طبقه‌بندی و ترکیب یافته‌های مرتبط از رشته‌های گوناگون به‌شمار می‌رود و این کار را از طریق گردآوری سیستماتیک مطالعات علمی انجام می‌دهد. بر این اساس، مرور نظام‌مند پژوهش‌ها روشی مناسب برای ایجاد یک دید جامع از این حوزه پژوهشی است که می‌تواند به‌عنوان مرجع اولیه و زیربنایی برای مطالعات آینده به کار رود. در انجام این مرور نظام‌مند، از فرآیندهایی که کیچنهام و چارترز (۲۰۰۷) و اسنایدر (۲۰۱۹) پیشنهاد کرده‌اند، پیروی کرده‌ایم.

با توجه به وجود پایگاه‌های داده مختلف برای انتشارات علمی، ما پایگاه‌های داده اسکوپوس و وب آو ساینس (WoS) را انتخاب کردیم، زیرا این دو از بزرگ‌ترین پایگاه‌های داده علمی محسوب می‌شوند (فورلیانو و همکاران، ۲۰۲۱). پایگاه WoS شامل مقالات علمی از ۳۳۰۰ ناشر و بیش از ۱۲۰۰۰ مجله است (موستک و همکاران، ۲۰۲۱) و حدود ۹۰ میلیون سند را پوشش می‌دهد (فورلیانو و همکاران، ۲۰۲۱). علاوه بر این، برای پوشش گسترده‌تر مقالات و کاهش احتمال از دست دادن منابع پژوهشی مرتبط، از پایگاه داده‌ی Scopus نیز به‌عنوان منبع دوم استفاده کردیم. نخست آنکه، Scopus دربرگیرنده تعداد بیشتری از مجلات نسبت به WoS است (پائول و کریادو، ۲۰۲۰). افزون بر این، Scopus مزیت پوشش نه تنها مقالات مجلات یا کنفرانس‌ها بلکه نشریات تجاری، کتاب‌ها و منابع مختلف وب را نیز دارد (کولکاری و همکاران، ۲۰۰۹).

پس از انتخاب پایگاه‌های داده، یک عبارت جستجو طراحی کردیم. ابتدا، این عبارت باید بخش فنی فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی را پوشش دهد. علاوه بر اصطلاح «هوش مصنوعی»، عبارت‌های «یادگیری ماشین» و «یادگیری عمیق» را نیز گنجانیدیم، زیرا این دو به عنوان رایج‌ترین روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی شناخته می‌شوند. همچنین، اصطلاحات «یادگیری نظارت‌شده»، «یادگیری بدون نظارت» و «یادگیری تقویتی» را به عنوان مفاهیم مرتبط با هوش مصنوعی در این عبارت گنجانیدیم. بخش دوم رشته جستجو به واژگان مرتبط با کاربردهای مورد مطالعه اختصاص دارد. در این پژوهش، هدف ما بررسی چگونگی استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی در حسابداری مالی بود. از این رو، واژگانی مانند "پیش‌بینی"، "پیش‌گویی"، "پیش‌بینی کردن" و "پیش‌گویی کردن" به رشته جستجو اضافه شدند. با توجه به این که پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای اهداف و وظایف متنوعی به کار می‌رود، لازم دانستیم دامنه جستجو را به حوزه حسابداری محدود کنیم. به همین دلیل، واژه "حسابداری" در انتهای رشته جستجو اضافه شد. در نتیجه، رشته جستجوی زیر را در پایگاه‌های داده مذکور به کار بردیم: ("هوش مصنوعی" OR "یادگیری ماشین" OR "یادگیری عمیق" OR "یادگیری نظارت‌شده" OR "یادگیری بدون نظارت" OR "یادگیری تقویتی") AND ((پیش‌بینی" OR "پیش‌بینی کردن" OR "پیش‌گویی" OR "پیش‌گویی کردن") AND "حسابداری").

جستجوی ما در تاریخ ۲ مارس ۲۰۲۲ انجام شد. ما محدوده زمانی خاصی را مشخص نکردیم و هدفمان پوشش مقالات قدیمی و جدید بود. جستجو در عنوان، چکیده و واژه‌های کلیدی هر نشریه صورت گرفت. پس از حذف موارد تکراری، نمونه اولیه شامل ۷۳۵ مقاله منحصر به فرد بود. اولین مرحله ما حذف مقالات غیرانگلیسی بود که منجر به حذف ۱۲ مقاله گردید. از آنجایی که می‌خواستیم فقط بر روی مقالات داوری شده تمرکز کنیم، مرحله دوم ما حذف مقالات غیر داوری بود. این اقدام منجر به حذف ۵۸ مقاله دیگر شد و تعداد نشریات باقی‌مانده به ۶۶۵ رسید. در این مرحله، شروع به حذف مقالات بر اساس محتوا کردیم. برای اینکه مقاله‌ای به بررسی‌های بیشتر راه یابد، لازم بود که به پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در زمینه حسابداری مالی بپردازد. بدین ترتیب، بررسی عناوین مقالات را آغاز کردیم. پانصد و شش مقاله که بر اساس عنوان‌هایشان با دامنه‌ی تحقیق ما هم‌خوانی نداشتند، حذف شدند و تعداد مقالات باقی‌مانده به ۱۵۹ مقاله کاهش یافت. سپس، به بررسی کلیدواژه‌ها و چکیده‌های این مقالات پرداختیم که منجر به حذف ۹۶ نشریه دیگر گردید و تعداد مقالات باقی‌مانده به ۶۳ مقاله رسید. آخرین مرحله‌ی حذف شامل بررسی متن کامل مقالات بود که در این مرحله، ۱۶ مقاله دیگر به دلیل عدم تناسب با معیارهای تحقیق ما از مجموعه‌ی انتخابی حذف شدند. به عنوان آخرین مرحله، مجموعه‌ی مقالات خود را با استفاده از جستجوهای معکوس بر روی ۴۷ مقاله‌ی باقی‌مانده تکمیل کردیم. با این حال، نتوانستیم مطالعات اضافی که پیش‌تر شناسایی نشده بودند، پیدا کنیم. در نتیجه، تعداد نهایی مقالات مورد بررسی به ۴۷ مقاله کاهش یافت. شکل ۱ مراحل جمع‌آوری منابع مورد استفاده ما را به طور خلاصه نشان می‌دهد.



شکل ۱- نمای کلی مراحل جمع‌آوری مطالعات پژوهشی

۴- یافته‌ها

تحقیقات متعددی اهمیت پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه حسابداری مالی را مشخص کرده‌اند (سیامپی و همکاران، ۲۰۲۱؛ برتومئو، ۲۰۲۰). پس از دریافت نمونه نهایی، گام نخست ما بررسی محتوای مقالات شناسایی شده بود تا به درک بهتری از محتوا برسیم. با تکیه بر این ارزیابی اولیه، دریافته‌ایم که پژوهش‌های موجود را می‌توان به سه دسته مختلف تقسیم کرد. نخست، نتایج مربوط به پیش‌بینی ورشکستگی را معرفی خواهیم کرد، چرا که این پیش‌بینی‌ها به‌طور خاص برای ارزیابی فرضیات تداوم فعالیت شرکت‌ها حائز اهمیت است. با وجود ۲۰ مقاله شناسایی‌شده، این موضوع بیشترین پردازش را در پژوهش‌های قبلی داشته است. در زیر بخش دوم یافته‌ها، به حوزه تحلیل مالی می‌پردازیم که ناظر بر پیش‌بینی وضعیت اقتصادی یک شرکت است. در نهایت، زیر بخش پایانی به شناسایی تقلب و خطا می‌پردازد که برای ارزیابی قابلیت اعتماد اطلاعات مالی حیاتی هستند.

۴-۱- ورشکستگی

تحلیل ورشکستگی مالی یک پدیده بااهمیت برای سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر استفاده‌کنندگان از اطلاعات مالی محسوب می‌شود. تعیین احتمال درمانده شدن یک شرکت قبل از بروز درماندگی یک موضوع بسیار جالب و جذاب محسوب می‌شود و می‌تواند هم برای مدیران و هم برای سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان مفید واقع شود (وقفی، ۱۳۹۸). معمولاً تهدید ورشکستگی یا بار سنگین بدهی به عنوان یک خطر اساسی به ویژه از سوی تأمین‌کنندگان مالی شرکت در نظر گرفته می‌شود. در صورت ورشکستگی یک شرکت، ممکن است تأمین‌کنندگان مالی سرمایه‌گذاری‌های خود را از دست بدهند، زیرا مسئول تصفیه مالی مطالبات آن‌ها را در اولویت‌های پایین‌تری قرار می‌دهد. برای اجتناب از این سرمایه‌گذاری نامناسب، سرمایه‌گذاران در سهام و اوراق قرضه تلاش می‌کنند تا نقدینگی و وضعیت مالی آینده یک شرکت را پیش‌بینی کنند (آگروال و تافلر، ۲۰۰۸). اولین رویکرد شناسایی‌شده که به استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی ورشکستگی‌های شرکتی پرداخته، توسط ویلسون و شارد (۱۹۹۴) پیشنهاد شده است. نویسندگان دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی را با تحلیل تفکیکی چندمتغیره مقایسه کردند. هر دو مدل پیش‌بینی مبتنی بر روش یادگیری نظارت‌شده هستند که این امکان را فراهم می‌کند تا الگوهای موجود در مجموعه داده‌های آموزشی شناسایی شوند و از آن‌ها برای پیش‌بینی وضعیت نقدینگی آینده یک شرکت بهره‌برداری شود. نتایج این تحقیقات نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی توانسته‌اند به‌طور معناداری دقت بیشتری در پیش‌بینی نسبت به تحلیل تفکیکی چندمتغیره ارائه دهند. یافته‌های مشابهی نیز توسط لاچر و همکاران (۱۹۹۵) گزارش شده است که مدل‌های پیش‌بینی مشابه را بر روی مجموعه‌های داده بزرگ‌تر و با بازه زمانی طولانی‌تر مورد تحلیل قرار دادند. برخلاف تحقیقات قبلی، آلچچی (۱۹۹۶) نشان می‌دهد که شبکه‌های کاهون، به‌عنوان یک روش یادگیری بدون نظارت، می‌توانند به‌طور قابل اعتمادتری شرکت‌های سالم (solvent) و شرکت‌های سوداگر (insolvent) را از یکدیگر متمایز کنند. در یک مطالعه دیگر که توسط کیم (۲۰۰۵) انجام شد، ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از تعداد بیشتری نوروں در هر لایه پیش‌بینی گردید. با این حال، این رویکرد نتوانست دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به مطالعات قبلی ارائه کند.

پیشرفتی مهم توسط تسای و وو (۲۰۰۸) حاصل شد، که توانستند ورشکستگی شرکت‌های استرالیایی، آلمانی و ژاپنی را با دقت بیشتری پیش‌بینی کنند. برخلاف پژوهش‌های قبلی، در این پژوهش از تعداد بیشتری از دوره‌های یادگیری و شبکه‌های عصبی عمیق‌تر استفاده شده است. علاوه بر اندازه شبکه‌های عصبی، هوانگ و همکاران (۲۰۰۸) نشان دادند که می‌توان دقت شبکه‌های عصبی را با محاسبه نسبت‌هایی از داده‌های ورودی افزایش داد. گزینه دیگری برای بهینه‌سازی توسطشی و همکاران (۲۰۰۹) پیشنهاد شد که نشان داد روش تجمیع (bagging) به عنوان یک روش یادگیری جمعی می‌تواند دقت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را بهبود بخشد. با توجه به این موضوع، لو و همکاران (۲۰۱۵) نشان داده‌اند که الگوریتم‌های ترکیبی، مانند ترکیب ماشین بردار پشتیبان با بهینه‌سازی ازدحام ذرات، می‌توانند به طرز چشمگیری دقت و توانایی پیش‌بینی ورشکستگی را بهبود بخشند. توانایی پیش‌بینی ماشین‌های بردار پشتیبانی نیز توسط آنتونز و همکاران (۲۰۱۷) ارزیابی شد و

این روش با رگرسیون لجستیک و فرآیندهای گاوسی مقایسه گردید، که نتیجه نشان داد فرآیندهای گاوسی عملکرد پیش‌بینی را به‌طور موثری بهبود داده‌اند. در مطالعه‌ای که توسط راینرلی (۲۰۱۹) انجام شد، همچنین تأیید شد که ماشین‌های بردار پشتیبانی قادر به ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از ورشکستگی نسبت به شبکه‌های عصبی، درخت‌های تصمیم‌گیری و رگرسیون لجستیک هستند. توانایی پیش‌بینی برتر ماشین‌های بردار پشتیبانی در مطالعه‌ای از سه‌گال و همکاران (۲۰۲۱) نیز مورد تأیید قرار گرفت، که در آن با شبکه‌های عصبی و رگرسیون لجستیک مقایسه شد. یکی دیگر از الگوریتم‌های پیش‌بینی ورشکستگی شرکت، جنگل تصادفی است که از تعداد زیادی درخت تصمیم ساخته می‌شود. قابلیت پیش‌بینی این روش در پژوهشی توسط کوستوپولوس و همکاران (۲۰۱۷) مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج نشان داد که جنگل تصادفی حتی عملکرد بهتری نسبت به ماشین بردار پشتیبانی دارد.

توسعه‌های اخیر در مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر درخت، شامل الگوریتم‌های پیشرفته گرادیان بوستینگ است. یکی از این الگوریتم‌ها، الگوریتم TreeNet است که پس از هر تکرار، یک درخت اضافی به منظور تصحیح خطای پیش‌بینی اضافه می‌کند. در تحقیقی که توسط جونز و وانگ (۲۰۱۹) انجام شده است، نشان داده شده که الگوریتم TreeNet پیش‌بینی‌های ورشکستگی را به‌طور قابل توجهی دقیق‌تر از مدل‌های سنتی مانند رگرسیون لجستیک ارائه می‌دهد. علاوه بر روش‌های ترکیبی و مبتنی بر درخت، الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها نیز یکی دیگر از رویکردهای پیاده‌سازی هوش جمعی محسوب می‌شود. این الگوریتم به‌ویژه در مسائل بهینه‌سازی، به‌منظور جستجوی ساده‌ترین راه‌حل (برای مثال، کاهش پیچیدگی قوانین) کاربرد دارد. به‌عنوان نمونه، پژوهشی که توسط اوتایاکومار و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده، نشان داده است که الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها پیش‌بینی‌های ورشکستگی بهتری نسبت به رگرسیون لجستیک یا جنگل تصادفی ارائه می‌دهد، که در مطالعات پیشین معمولاً عملکرد بسیار خوبی از خود نشان داده‌اند. مهرابی و همکاران (۱۴۰۳) در پژوهش خود از الگوریتم‌های مختلفی از جمله شبکه عصبی موجکی (WNN)، سیستم ایمنی مصنوعی (AIS)، رگرسیون لجستیک (LR) و یک الگوریتم ترکیبی از AIS و WNN استفاده کردند. این مطالعه با استفاده از داده‌های واقعی شرکت‌ها، دقت و کارایی این مدل‌ها را مقایسه کرده است. نتایج نشان داد که الگوریتم ترکیبی توانایی بالاتری در پیش‌بینی درماندگی مالی دارد و می‌تواند به عنوان یک ابزار مفید برای تصمیم‌گیری‌های مالی مورد استفاده قرار گیرد. از منظر آن‌ها پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها یکی از چالش‌های اصلی در حوزه مدیریت مالی است. وقفی (۱۳۹۸) از الگوریتم هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری در شرکت‌های پذیرفته شده بورس اوراق بهادار تهران بهره برده است. در این پژوهش با استفاده از اطلاعات ۱۴۸۸ شرکت-سال اقدام به بومی سازی روشی جهت شناسایی شرکت‌های درمانده مالی در سه سطح شده است و در نهایت با استفاده از الگوریتم هوش مصنوعی ماشین بردار پشتیبانی کرنل گاوسی و الگوریتم قانون گرا چاید ورشکستگی مالی در سال آتی و دوسال آینده با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری در بازار سرمایه ایران پیش‌بینی شده است. نتایج تحقیق حاکی از تأثیر مستقیم تورم و ریسک مالی و تأثیر معکوس نسبت مدیران غیرموظف، بازده سالانه سهام و نسبت وجه نقد عملیاتی بر ورشکستگی مالی می‌باشد. همچنین نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم غیر خطی ماشین بردار پشتیبانی کرنل گاوسی نسبت به الگوریتم قانون گرا چاید توانایی بالا تری در پیش‌بینی ورشکستگی آتی شرکت‌ها دارد.

نوآوری‌های فناوری مانند موازی‌سازی و ذخیره‌سازی توزیع‌شده، امکان ایجاد شبکه‌های عصبی بزرگ‌تر و عمیق‌تر را فراهم کرده‌اند. به همین ترتیب، الکساندری و همکاران (۲۰۱۹) نشان داده‌اند که شبکه‌های عصبی عمیق قادر به پیش‌بینی با دقت بیشتری نسبت به رگرسیون لجستیک و روش بیز ساده هستند. یافته‌های مشابهی نیز از پژوهش کاو و همکاران (۲۰۲۰) حاصل شده که توان پیش‌بینی برتر شبکه‌های عصبی عمیق را در مقایسه با ماشین‌های بردار پشتیبانی و شبکه‌های بیزی تأیید می‌کند. توسعه‌های اخیر در حوزه یادگیری عمیق، شامل شبکه‌های عصبی بلندمدت-کوتاه‌مدت می‌شود که با شبیه‌سازی حافظه کوتاه‌مدت، انتظارات قبلی را به خاطر می‌سپارند. در مطالعه‌ای که توسط جانگ و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده است،

مشخص گردید که شبکه‌های عصبی بلندمدت-کوتاه‌مدت قادرند پیش‌بینی‌های ورشکستگی بسیار قابل اعتمادی ارائه دهند، مشروط بر این‌که داده‌های کلان اقتصادی و صنعتی به همراه داده‌های مالی شرکت‌ها در اختیارشان قرار گیرد. برای طبقه‌بندی بهتر داده‌های شرکتی، مقایسه با گروه هم‌تا معمولاً یک رویکرد مفید محسوب می‌شود. دینگ و همکاران (۲۰۱۹) روش خوشه‌بندی K-medians را معرفی می‌کنند که می‌تواند ورشکستگی و اشتباهات مالی شرکت‌ها را بر اساس تحلیل خوشه‌ای گروه هم‌تا پیش‌بینی کند. علاوه بر خوشه‌بندی K-medians، خودرمزگذارهای انباشته (stacked autoencoder) نیز به‌عنوان یکی دیگر از روش‌های یادگیری بدون نظارت شناخته می‌شوند. پژوهش سوی و همکاران (۲۰۲۰) نشان می‌دهد که خودرمزگذارهای انباشته می‌توانند برای استخراج ویژگی‌ها و افزایش کیفیت داده‌های ورودی به‌کار روند. افزون بر این، پیش‌پردازش داده‌ها به‌طور قابل‌توجهی دقت پیش‌بینی مدل‌ها را ارتقاء بخشید. علاوه بر داده‌های مقایسه‌ای از شرکت‌های هم‌تا و استخراج مؤثر ویژگی‌ها، استفاده از افشای متنی به‌عنوان داده‌های ورودی اضافی برای مدل‌های پیش‌بینی نیز قابل‌تصور است. مای و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهش خود از داده‌های متنی موجود در گزارش‌های سالانه شرکت‌ها به‌همراه نسبت‌های مالی سنتی و متغیرهای مبتنی بر بازار بهره‌برده‌اند. گنجاندن داده‌های متنی توسط آن‌ها منجر به بهبود چشمگیری در دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی می‌شود که بدین ترتیب پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به جنگل تصادفی یا رگرسیون لجستیک ارائه می‌دهند. جدول ۱ خلاصه‌ای از تمام مطالعات مربوط به پیش‌بینی ورشکستگی را ارائه می‌دهد که به بررسی مدل‌های ارزیابی‌شده، اندازه‌های نمونه و دقت‌ها می‌پردازد. اگر چندین مجموعه داده تحلیل شده باشد، مجموعه داده با بالاترین دقت نشان داده می‌شود.

جدول ۱- نمای کلی از تمام مطالعات پیش‌بینی ورشکستگی

نویسندگان	مدل‌های ارزیابی‌شده	بهترین مدل	حجم نمونه	دوره	دقت
ویلسون/شاردا (1994)	NN, MDA	NN	129	1975–1982	97.50%
لاچر و همکاران (1995)	NN, MDA	NN	282	1970–1989	91.50%
آلیچی (1996)	شبکه‌ی کهنون	شبکه‌ی کهنون	92	1987–1992	N.A.
کیم (2005)	NN	NN	654	N.A.	80.00%
هوانگ و همکاران (2008)	NN, MDA, DT, NN سازگار (شامل محاسبه نسبت ویژگی‌های ورودی)	NN سازگار	660	2004	97.87%
تسای/وو (2008)	مجموعه‌ی NN	مجموعه‌ی NN	690	N.A.	97.32%
شی و همکاران (2009)	NN, DT, NN سازگار (شامل باگینگ)، نزدیک‌ترین همسایه، SVM, ZeroR	NN سازگار	1,000	N.A.	75.60%
لو و همکاران (2015)	SVM, مدل ترکیبی (SVM + SPSO)	مدل ترکیبی SVM	250	2002–2006	99.21%
آنتونز و همکاران (2017)	SVM, LR, فرایند گاوسی	مدل ترکیبی	2,000	2002–2006	98.13%

		SVM			
کاستاپولوس و همکاران (2017)	SVM .RF .NN .BN	RF	435	2003– 2005	70.19%
الکساندر و پولوس و همکاران (2019)	NN .NB .LR	NN	450	2003– 2004	73.20%
دینگ و همکاران (2019)	خوشه‌بندی SAE ، K-Medians	خوشه‌بندی K- Medians	97,680	1996– 2016	88.46%
جونز/وانگ (2019)	TreeNet .LR	TreeNet	4,922,271	2009– 2013	90.40%
مای و همکاران (2019)	CNN ، CNN سازگار (شامل تعبیه‌ی کلمات)، SVM .RF .LR	CNN سازگار	106,821	1994– 2014	85.60%
رینارلی (2019)	.NN ، نزدیک‌ترین همسایه، NB .LR .DT ZeroR .SVM	SVM	120	2008– 2014	85.83%
کاو و همکاران (2020)	SVM .NN .LR .DT .BN	NN	1,563,010	1961– 2018	83.72%
جانگ و همکاران (2020)	LSTM	LSTM	1,378	1980– 2016	98.54%
سویی و همکاران (2020)	.SVM .SAE .RF .NN .LR .LD .AB XGBoost	SAE	10,503	2007– 2013	98.00%
اوتایاکومار و همکاران (2020)	.RBF .NN .LR ، بهینه‌سازی کلونی مورچه، RF	بهینه‌سازی کلونی مورچه	250	N.A.	100.00%
سه‌گال و همکاران (2021)	SVM .NN .LR	SVM	1,957	2010– 2016	83.60%

AB = بهینه‌سازی افزایشی (AdaBoost)؛

BN = شبکه‌ی بیزی (Bayesian Network)؛

CNN = شبکه‌ی عصبی کانولوشنی (Convolutional Neural Network)؛

DT = درخت تصمیم (Decision Tree)؛

LD = تحلیل تفکیک خطی (Linear Discriminant Analysis)؛

LR = رگرسیون لجستیک (Logistic Regression)؛

LSTM = حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت (Long Short-Term Memory)؛

MDA = تحلیل تفکیک چندمتغیره (Multivariate Discriminant Analysis)؛

NB = بیز ساده (Naïve Bayes)؛

NN = شبکه‌ی عصبی (Neural Network)؛

RBF = تابع پایه شعاعی (Radial Basis Function)؛

RF = جنگل تصادفی (Random Forest)؛

SAE = رمزگذار خودکار انباشته (Stacked Auto Encoder)؛

SPSO = بهینه‌سازی کلونی ذرات سوئیچینگ (Switching Particle Swarm Optimization)؛

SVM = ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine)

منبع: جدول توسط نویسنده ایجاد شده است.

۲-۴- تحلیل مالی

تحلیل مالی به ارزیابی داده‌های کمی و کیفی حسابداری می‌پردازد تا وضعیت اقتصادی فعلی و آینده شرکت‌ها را مشخص کند. برای رسیدن به این هدف، تحلیل‌گران داخلی و خارجی به بررسی صورت‌های مالی سالانه می‌پردازند و این تحلیل‌ها را به دلایل مختلف (شخصی) انجام می‌دهند (پنمن، ۲۰۱۳). علاوه بر تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران در خصوص سرمایه‌گذاری یا خروج از آن و ارزیابی بانک‌ها برای اعطای وام، تعداد فزاینده‌ای از سازمان‌های غیردولتی نیز به تحلیل صورت‌های مالی می‌پردازند تا به‌عنوان مثال، پایداری شرکت‌ها را مورد بررسی قرار دهند (سیسای، ۲۰۲۱). همچنین، تأمین‌کنندگان نیز به تحلیل‌های مالی قابل‌اعتماد علاقه‌مند هستند؛ از یک‌سو، این تحلیل‌ها به آن‌ها کمک می‌کند تا احتمال انجام تعهدات قراردادی مشتریان را بهتر ارزیابی کنند و از سوی دیگر، به‌عنوان مبنایی برای برنامه‌ریزی در خصوص توسعه روابط تجاری در سال‌های آینده به کار آید. به این ترتیب، تحلیل‌های مالی خودکار می‌تواند به گروه‌های مختلف ذینفع کمک کند تا شناخت عمیق‌تری از شرکت‌ها به دست آورند.

پیش‌بینی هزینه‌های آینده بخش مهمی از تحلیل مالی به شمار می‌رود، چرا که مستقیماً بر دارایی خالص آینده، وضعیت مالی و نتایج عملیاتی شرکت تأثیر می‌گذارد. یک مطالعه اولیه در زمینه پیش‌بینی هزینه‌های آینده توسط بوساباین و کاکا (۱۹۹۸) انجام شد. در قیاس با مطالعات مربوط به پیش‌بینی ورشکستگی، در این تحقیق نیز از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی هزینه‌های آتی استفاده گردید. بین منحنی‌های هزینه واقعی و پیش‌بینی‌شده در پروژه‌های ساخت‌وساز تفاوت چندانی وجود ندارد. همچنین، برتری شبکه‌های عصبی بر سایر روش‌ها در پیش‌بینی هزینه‌های ساخت‌وساز در مطالعه‌ای توسط کاراچا و همکاران (۲۰۲۰) تأیید شده است. در پژوهش دیگری، کوزی و همکاران (۲۰۱۹) با بهره‌گیری از مدل‌های یادگیری ماشین، عوامل مؤثر آینده بر کارایی سیستم هزینه‌یابی را شناسایی کردند. به‌ویژه، فرآیند مدیریت داده‌های هزینه (شامل جمع‌آوری، ذخیره‌سازی و استفاده) به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی در ایجاد یک سیستم هزینه کارآمد شناسایی شده است.

به‌جز پیش‌بینی هزینه‌های آینده شرکت‌ها، تحلیل‌های مالی معمولاً برای پیش‌بینی ثروت آتی سهامداران صورت می‌گیرد (ماچوگا و همکاران، ۲۰۰۲). موضوع پیش‌بینی ثروت سهامداران و بازده‌های سهام به‌مدت چندین دهه در محیط‌های دانشگاهی به‌طور انتقادی مورد بررسی قرار گرفته است. بر این مبنای، تحقیقات بسیاری از روش‌های آماری متداول برای بررسی اهمیت نسبت‌های مالی از پیش تعیین‌شده در پیش‌بینی ثروت سهامداران و بازده سهام بهره گرفته‌اند (اسکوئیت و مالینز،

۱۹۸۳؛ لولتن، ۲۰۰۴؛ فیشر و لهنر، ۲۰۲۱). بارنز و لی (۲۰۰۷) نخستین پژوهشگرانی بودند که به بررسی پتانسیل هوش مصنوعی در تحلیل نسبت‌های مالی به‌عنوان عوامل اصلی مؤثر بر ثروت آینده سهامداران پرداختند. مدل پیش‌بینی آن‌ها مبتنی بر شبکه‌های عصبی بود که بهترین عملکرد را در استفاده از پنج پارامتر ورودی (بازده سرمایه، قیمت سهام، ارزش اقتصادی افزوده، سود به ازای هر سهم و درآمد) از خود نشان داد. در مطالعه‌ای دیگر، کریمر و فروند (۲۰۱۰) از الگوریتم‌های تقویتی و مبتنی بر درخت برای پیش‌بینی وضعیت ارزشیابی شرکت‌ها در بازار سرمایه استفاده کرده و به شناسایی روابط غیرخطی در داده‌های حسابداری پرداختند. به عنوان یکی از معیارهای ارزیابی بازار سرمایه شرکت، از نسبت توبین (Tobin's q) استفاده شده است. این نسبت مالی با تقسیم ارزش بازار شرکت بر هزینه جایگزینی دارایی‌ها محاسبه می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) توانایی بیشتری در پیش‌بینی نسبت توبین شرکت‌ها دارد. همچنین میزان دارایی سهامداران به این بستگی دارد که شرکت در کدام مرحله از چرخه زندگی خود قرار دارد. مطالعه‌ای که توسط لی و همکاران (۲۰۲۱) انجام شد، به این نتیجه رسید که ماشین‌های بردار پشتیبان (Support Vector Machines) می‌توانند برای پیش‌بینی مرحله چرخه عمر اکثر شرکت‌ها مورد استفاده قرار گیرند.

یکی از اجزای اساسی ارزیابی عملکرد آینده شرکت‌ها، نقدینگی مالی است. مطالعه‌ای که توسط چنگ و روی (۲۰۱۱) انجام شده است، به بررسی این موضوع می‌پردازد که تا چه اندازه روش‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند در پیش‌بینی جریان‌های نقدی آینده مؤثر باشند. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که یک مدل ترکیبی شامل ماشین‌های بردار پشتیبان، مدل‌های منطق فازی و الگوریتم‌های ژنتیکی سریع و نامنظم، پیش‌بینی‌های قابل اعتمادی ارائه می‌دهد و عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های پیش‌بینی منفرد دارد. یکی از جنبه‌های کلیدی در مدیریت جریان نقدی، پیش‌بینی فاکتورهای معوق است. مطالعه‌ای که توسط بحریمی و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده است، نشان می‌دهد که رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی تاریخ‌های پرداخت مشتریان، عملکرد بهتری نسبت به ماشین‌های بردار پشتیبان یا الگوریتم OneR دارد. علاوه بر پرداخت‌های معوق، عدم پرداخت‌ها نیز می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر شرکتی که انتظار وصول این مطالبات را دارد، داشته باشد. قصور در پرداخت نیز به‌طور مستقیم با حسابداری مالی در ارتباط است، زیرا استانداردهای IFRS 9 نیاز به استفاده از مدل زیان احتماری پیش‌بینی‌شده برای ارزیابی حساب‌های دریافتی دارد. مطالعه‌ای که توسط مارتینلی و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده است، به ارزیابی این موضوع می‌پردازد که تا چه حد می‌توان عدم پرداخت‌ها را قبل از وقوع پیش‌نگری کرد. نتایج نشان می‌دهد که مدل جنگل تصادفی (Random Forest) از دقت بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی و روش بیز ساده برخوردار است و تقریباً تمامی موارد عدم پرداخت به‌طور صحیح قابل پیش‌بینی می‌باشند. همچنین، در مطالعه دیگری که توسط ساریانی‌دیس و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده، ماشین‌های بردار پشتیبان (Support Vector Machines) توانسته‌اند عدم پرداخت‌ها را حتی اندکی بهتر از مدل جنگل تصادفی پیش‌بینی کنند.

علاوه بر جریان نقدی، پیش‌بینی درآمدهای آینده نیز به‌عنوان یک شاخص کلیدی در ارزیابی توسعه شرکت‌ها مطرح است. مطالعه‌ای سای واینس و همکاران (۲۰۲۰) به مقایسه چندین مدل یادگیری ماشین می‌پردازد تا دقیق‌ترین مدل را برای پیش‌بینی فروش آینده شناسایی کند. برخلاف مطالعات پیشین، نتایج نشان می‌دهد که رگرسیون ریدج توانسته است پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به ماشین‌های بردار پشتیبان یا جنگل‌های تصادفی ارائه دهد. در مطالعه‌ای که توسط کومار و همکاران (۲۰۲۱) انجام شده، رویکرد متفاوتی برای پیش‌بینی درآمدهای آینده به کار گرفته شده است. به منظور شناسایی اثرات دینامیک رقابتی، آن‌ها از مدل‌های تعمیم‌یافته‌ی بیزی جمعی استفاده کردند. نتایج حاکی از آن است که اگر قیمت‌های بازار (از جمله قیمت‌های رقبا دیگر) در محاسبات لحاظ شوند، دقت پیش‌بینی می‌تواند تا ۱۰٪ افزایش یابد. با این وجود، لازم است متذکر شویم که هیچ الگوریتم جایگزینی مورد استفاده قرار نگرفته است. تاکنون، مطالعات پیشین عامل انسانی را نادیده گرفته‌اند. برای اولین بار، مطالعه‌ای که توسط یانگ و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده است، چارچوبی را برای ادغام انسان‌ها در فرآیند پیش‌بینی هنگام استفاده از هوش مصنوعی پیشنهاد می‌دهد. در این تحقیق، فرآیند پیش‌بینی به‌عنوان یک چرخه در نظر گرفته می‌شود که در آن انسان‌ها از مرحله کشف داده‌ها تا پیکربندی مدل‌های پیش‌بینی مشارکت دارند. مدل‌های

پیش‌بینی به‌طور متناوب مورد آزمایش قرار می‌گیرند تا نتایج قابل قبول به‌دست آید. چالش‌های اصلی در این زمینه، تضمین این امر است که افراد دانش کافی درباره داده‌ها و مدل‌های پیش‌بینی داشته باشند. بدون این دانش، تولید نتایج بهینه بر اساس وضعیت فعلی فناوری امکان‌پذیر نیست. مطالعه‌ای دیگر توسط زهای و همکاران (۲۰۲۱) الزامات به‌کارگیری مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه حسابداری را تعیین کرده است. بر اساس این مطالعه، تمامی منابع اطلاعاتی باید در دسترس قرار گیرند و فرآیندهای کسب‌وکار باید به‌وضوح تعریف شوند. علاوه بر این، داده‌های ورودی باید رابطه‌ای منطقی با خروجی مورد انتظار داشته باشند، هر فرایند باید با یک زمان‌سنجی رویداد مرتبط شود و داده‌ها باید دارای مقیاس مشخصی باشند تا پیاده‌سازی به صورت مؤثر انجام گیرد.

سود یکی از اقلام مندرج در صورت‌های مالی است که در تصمیم‌گیری استفاده‌کنندگان صورت‌های مالی تاثیر بسزایی دارد و توجه زیادی را معطوف خودساخته است. یکی از مسایل مهم و حیاتی هر فعالیت اقتصادی ارزیابی میزان دستیابی به اهداف تعیین شده می‌باشد بی‌شک این مسئله با پیشرفت روزافزون فعالیت‌های اقتصادی وارد عرصه جدیدی می‌شود و لزوم ایجاد روش‌های دقیق‌تر و نزدیک‌تر به واقعیت بیشتر احساس می‌شود و همین احساس نیاز، مقدمه ایجاد روش‌های نو ارزیابی و تکمیل روش‌های قدیمی‌تر می‌شود (پروانه و همکاران، ۱۴۰۱). علاوه بر جریان نقدی و درآمدها، سود نیز یکی از شاخص‌های مهم موفقیت شرکت‌ها به شمار می‌آید. به‌ویژه، تحلیلگران مالی به درآمدهای شرکت‌ها توجه ویژه‌ای دارند (براون و همکاران، ۲۰۱۵). در مطالعه‌ای که شین (۲۰۱۲) انجام داده، دقت شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سودها مورد ارزیابی قرار گرفته است. یافته اصلی این تحقیق نشان می‌دهد که هرچه داده‌های تاریخی بیشتری به‌عنوان ویژگی‌های ورودی برای آموزش استفاده شود، الگوهای بهتری برای شناسایی سودهای حال و آینده قابل شناسایی است. همچنین، قابلیت استفاده از رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی سودها در مطالعه بارانس و پلاس (۲۰۱۹) تأیید شده است. نتایج این تحقیقات نشان می‌دهد که رگرسیون لجستیک چندمتغیره به‌صورت مرحله‌ای می‌تواند پیش‌بینی‌های درآمدی دقیق‌تری نسبت به ماشین‌های بردار پشتی ارائه دهد. مطالعه دیگری که توسط کوانیو و همکاران (۲۰۲۱) انجام شده، از شبکه‌های عصبی حافظه بلند-کوتاه‌مدت برای پیش‌بینی درآمدهای آینده استفاده کرده است. نتایج این مطالعه حاکی از آن است که دقت پیش‌بینی متوسط به‌طور قابل توجهی بالاتر از دقت تحلیلگران مالی بوده است. با این حال، در خصوص هر دو مطالعه مذکور (شین، ۲۰۱۲؛ کوانیو و همکاران، ۲۰۲۱) می‌توان به انتقاد پرداخت که هیچ مدل پیش‌بینی دیگری برای ارزیابی در نظر گرفته نشده است. جدول ۲ مطالعات ذکرشده را که به تحلیل مالی مربوط می‌شوند، به‌صورت خلاصه ارائه می‌دهد و شامل مدل‌های ارزیابی‌شده، اندازه‌های نمونه و دقت‌های پیش‌بینی است. در مواردی که چندین مجموعه داده تحلیل شده‌اند، مجموعه داده‌ای که بالاترین دقت را دارد، ارائه شده است. جدول ۲ نشان می‌دهد که تعداد محدودی از مطالعات در زمینه پیش‌بینی جریان نقدی، درآمدها و سودها وجود دارد. با این حال، فقدان مطالعاتی که به پیش‌بینی ارزش کل یک شرکت یا حداقل ارزش‌های خاص آن پرداخته باشند، به‌وضوح مشهود است.

جدول ۲. نمای کلی از تمام مطالعات پیش‌بینی در حوزه تحلیل مالی

متغیرهای ارزیابی	مدت زمان	حجم نمونه	هدف پیش‌بینی	بهترین مدل	مدل‌های ارزیابی‌شده	محققان	متغیرها
نرخ خطا: ۱۱.۵۰٪	1992–2004	500	ارزیابی شرکت	RF	AB, DT; LR; RF	کرمر/فرونند (۲۰۱۰)	متغیرهای ترازنامه
N.A.	N.A.	709	ثروت سهامداران	NN	NN	بارنز/لی (۲۰۰۷)	متغیرهای سود و زیان

	شن (۲۰۱۲)	NN	NN	درآمدها	3,877	2012–2017	N.A.
	بارانس/پالاس (۲۰۱۹)	LR, SVM	LR	درآمدها	260	2014–2019	N.A.
	سای واینس و همکاران (۲۰۲۰)	GB, RF, RR, SVM	BI	درآمدها	3,865	2005–2014	N.A.
متغیرهای جریان نقدی	بوساباین/اکا (۱۹۹۸)	NN	NN	هزینه‌ها	204	1996–2006	N.A.
	چنگ/روی (۲۰۱۱)	SVM, مدل هیبرید (SVM + FSS)	هیبرید	جریان نقدی	565	2014	N.A.
	کوزی و همکاران (۲۰۱۹)	DT, LR, SVM	DT	جریان نقدی	1,659,083	2006–2015	N.A.
	بهرامی و همکاران (۲۰۲۰)	LR, OneR, SVM	RF	جریان نقدی	30,000	1995–1996	N.A.
	کاراچا و همکاران (۲۰۲۰)	MLR, NN	NN	جریان نقدی	996	2005	N.A.
	مارتینلی و همکاران (۲۰۲۰)	NB, NN, RF	RF	جریان نقدی	1,056,320	2011–2018	N.A.
	ساریانیدیس و همکاران (۲۰۲۰)	DT, LR, NB, NN, RF, SVM	SVM	جریان نقدی	4,498	2011–2018	N.A.
سایر متغیرها	لی و همکاران (۲۰۲۱)	DT, NN, SVM	NN	چرخه عمر شرکت	4,498	2011–2018	N.A.
یادداشت‌ها: ؛ AdaBoost = AB دقت = ACC؛ BI = استنتاج بیزی؛ DT = درخت تصمیم؛ FSS = سیستم پشتیبانی فازی؛							

GB = تقویت گرادیان؛

LR = رگرسیون لجستیک؛

LSTM = حافظه کوتاه مدت بلند؛

MAE = خطای مطلق میانگین؛

MAD = انحراف مطلق میانگین؛

MAPE = خطای مطلق درصدی میانگین؛

MLR = رگرسیون خطی چندگانه؛

NB = بیز نایو؛

RF = جنگل تصادفی؛

RMSE = خطای ریشه میانگین مربعات؛

RR = رگرسیون ریب؛

SVM = ماشین‌های بردار پشتیبان.

منبع: جدول توسط نویسنده ایجاد شده است.

۳-۴- تقلب‌ها و اشتباهات

همان‌طور که گفته شد، خطاها و تقلب‌ها می‌توانند خسارات مالی فراوانی ایجاد کنند. طبق بند ۸،۵ استاندارد IAS، خطاها معمولاً ناشی از نادیده‌گیری یا بیان نادرست اطلاعات هستند که نتیجه عدم رعایت یا اجرای نادرست استانداردهای حسابداری است. در مقابل، فعالیت‌های تقلبی به تحریف‌های عمدی اشاره دارند که معمولاً با هدف بهبود نمایش وضعیت مالی شرکت صورت می‌گیرند (رضایی، ۲۰۰۵). با این حال، در عمل تمایز بین تقلب و اشتباه غالباً دشوار است، چرا که یک اظهار نادرست ممکن است ناشی از قصد یا بی‌دقتی نهاد گزارشگر باشد (هانگ و همکاران، ۲۰۱۷).

تقلب‌ها و اشتباهات به‌طور خاص بر سرمایه‌گذاران و تأمین‌کنندگان سرمایه تأثیر می‌گذارد، زیرا آن‌ها به دلیل ماهیت فرعی ادعاهای خود، سرمایه‌ای را که سرمایه‌گذاری کرده‌اند، از دست می‌دهند. پیش‌بینی تقلب‌ها و خطاهای آینده‌ی شرکت‌ها می‌تواند به سرمایه‌گذاران در جلوگیری از سرمایه‌گذاری‌های نامناسب کمک کند. به‌طور کلی، روش‌های مختلفی برای شناسایی تقلب‌ها و خطاها در مجموعه‌های داده وجود دارد؛ از روش‌های آماری سنتی گرفته تا سیستم‌های ایمنی مصنوعی، یادگیری ماشین و روش‌های فرا-یادگیری (دانینگ و همکاران، ۲۰۱۹). تمامی مقالاتی که در ادامه به آن‌ها اشاره خواهد شد، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بهره می‌گیرند که از طریق یادگیری نظارت‌شده آموزش دیده‌اند.

مطالعه‌ای که توسط راهول و همکاران (۲۰۱۸) انجام شده است، به مقایسه کارایی روش‌های یادگیری نظارت‌شده و یادگیری بدون نظارت در شناسایی تقلب‌های مالی می‌پردازد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که توزیع گاوسی، که به روش یادگیری بدون نظارت تعلق دارد، از دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به الگوریتم جنگل تصادفی و دیگر روش‌های تقویتی مانند AdaBoost یا XGBoost برخوردار است. افزون بر این، در مطالعه‌ای که توسط تاتوش و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده، قدرت پیش‌بینی الگوریتم DBSCAN مورد ارزیابی قرار گرفته است. این الگوریتم بر پایه یک روش خوشه‌بندی است و به

همین دلیل در زمره روش‌های یادگیری بدون نظارت قرار می‌گیرد. جالب توجه است که این الگوریتم تنها با استفاده از دو یا سه ویژگی ورودی قادر است بیش از نیمی از خطاهای واقعی را به‌درستی پیش‌بینی کند.

علاوه بر این، سوالی که مطرح می‌شود این است که کدام متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی تقلب‌ها و خطاها اهمیت دارند. در مطالعه‌ای که توسط باوو و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده، مشخص شده است که علاوه بر استفاده از نسبت‌های مالی به عنوان ویژگی‌های ورودی، اعداد خام حسابداری نیز می‌توانند در آموزش مدل‌های پیش‌بینی مد نظر قرار گیرند. همچنین، مطالعه‌ای دیگر که توسط براون و همکاران (۲۰۲۰) انجام شده است، نشان می‌دهد که معیارهای مبتنی بر متن از محتوای موضوعی صورت‌های مالی برای شناسایی گزارش‌های نادرست بسیار مفید هستند. مدل‌های پیش‌بینی که توانایی شناسایی و اندازه‌گیری محتوای موضوعی صورت‌های مالی را دارند، در مقایسه با مدل‌هایی که فقط به داده‌های مالی یا متن‌های غیر پردازش‌شده متکی هستند، عملکرد بهتری از خود نشان دادند. تحلیل محتوای کیفی آن‌ها با استفاده از الگوریتم توزیع کلمات انجام شد که به طبقه‌بندی و کمی‌سازی موضوعات بر اساس توزیع واژه‌ها در میان اسناد می‌پردازد، بدون اینکه نیاز به فهرست‌های واژه‌ای از پیش تعیین‌شده داشته باشد. همچنین، مطالعه‌ای که توسط برتومئو و همکاران (۲۰۲۱) انجام شد، افزایش کیفیت داده‌ها از طریق ترکیب مجموعه‌های داده مختلف را نیز به اثبات رساند. آن‌ها دریافتند که وقتی متغیرهای حسابداری با متغیرهای حسابرسی و بازار ترکیب شوند، به عنوان ویژگی‌های ورودی برای پیش‌بینی بی‌نظمی‌های معنادار، اطلاعات بیشتری ارائه می‌دهند. علاوه بر این، مطالعه دیگری که توسط رحمان و همکاران (۲۰۲۱) انجام شد، نشان داد که گنجاندن ویژگی‌های مالکیت می‌تواند دقت پیش‌بینی را به طور قابل توجهی افزایش دهد. در این تحقیق، الگوریتم نایو بیز بهترین پیش‌بینی‌ها را ارائه داد.

علاوه بر انتخاب الگوریتم‌های مناسب و ویژگی‌های ورودی اضافی برای پیش‌بینی تقلب و خطاها، باید ارزیابی شود که چگونه می‌توان الگوریتم‌ها را در فعالیت‌های حسابرسی گنجاند. مطالعه‌ای که توسط سان (۲۰۱۹) انجام شده، امکان ارائه ویژگی‌های اضافی به مدل‌های پیش‌بینی را پس از پیش‌بینی اولیه نشان می‌دهد. بر اساس پیش‌بینی ابتدایی، حساب‌رسان می‌توانند تحقیقات بیشتری را آغاز کرده و متغیرهای جدیدی را جمع‌آوری کنند. این متغیرها می‌توانند به عنوان ویژگی‌های ورودی جدید برای بازمحاسبه پیش‌بینی‌ها مورد استفاده قرار گیرند. این فرایند می‌تواند به دلخواه و به تکرار انجام شود و به این ترتیب، روش‌های حسابرسی دینامیک و منعطفی را ایجاد می‌کند. جدول ۳ به خلاصه‌سازی تحقیقات مربوط به پیش‌بینی تقلب‌ها و خطاها از نظر مدل‌های ارزیابی‌شده، اندازه نمونه‌ها و دقت‌ها می‌پردازد. در صورت تحلیل چندین مجموعه داده، مجموعه داده‌ای که بالاترین دقت را دارد، به نمایش درمی‌آید.

جدول ۳- نمای کلی از مطالعات پیش‌بینی در حوزه تشخیص تقلب و خطا

دقت	دوره	حجم نمونه	هدف پیش‌بینی	بهترین مدل	مدل‌های ارزیابی‌شده	محققان
71.68%	2005–2015	1,239	تقلب‌ها	GD	AB, GD, RF, XGBoost	راهول و همکاران (۲۰۱۸)
75.3%	1979-2014	206,026	تقلب‌ها	RB	LR, RB, SVM	باوو و همکاران (۲۰۲۰)
74.2%	1994–2012	131,528	خطاها	LDA	LDA	براون و همکاران (۲۰۲۰)
76.3%	2001–2014	54,541	خطاها	RB	DT, GB, LD, LR, NB	برتومئو و همکاران (۲۰۲۱)
63.6%	2000–2007	2,262	خطاها	NB	DT, NB, NN, RF	رحمان و همکاران (۲۰۲۱)
کلید واژه‌ها						

AdaBoost = AB

DT = درخت تصمیم

GB = تقویت گرادیان

GD = مدل توزیع گاوسی

LR = رگرسیون لجستیک

LDA = تحلیل تفکیک خطی

NB = بیز ساده

RF = جنگل تصادفی

RUSBoost = RB

SVM = ماشین بردار پشتیبان

منبع: جدول توسط نویسنده ایجاد شده است.

۵- بحث و پژوهش‌های پیش رو

پس از بررسی مدل‌های پیش‌بینی به‌کاررفته در پژوهش‌های پیشین و دقت آنها بر اساس کاربردهای خاص، بخش بعدی به تحلیل این موضوع می‌پردازد که آیا مدل‌های پیش‌بینی مشابهی در کاربردهای مختلف استفاده شده‌اند یا خیر. به‌منظور بررسی این موضوع، جدول ۴ نمای کلی از تمامی مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده در مطالعات گذشته را ارائه می‌دهد. علاوه بر این، در جدول ۴ مشخص شده است که کدام مدل‌های پیش‌بینی برای روش‌های یادگیری نظارت‌شده و بدون نظارت مناسب هستند.

آشکار است که ماشین‌های بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک، شبکه‌های عصبی و روش‌های مبتنی بر درخت مانند جنگل‌های تصادفی و درخت‌های تصمیم‌گیری، اغلب برای انجام وظایف پیش‌بینی در حسابداری مالی به‌کار می‌روند. با این حال، شایان ذکر است که بسیاری از مطالعات تنها به بررسی الگوریتم‌های محدودی پرداخته‌اند و داده‌هایی را تحلیل کرده‌اند که پیش‌تر توسط دیگر مطالعات مورد بررسی قرار نگرفته‌اند. بنابراین، همچنان دانش محدودی درباره میزان برتری یک الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌ها از نظر دقت پیش‌بینی وجود دارد. یک راهکار احتمالی برای حل این مشکل، ارزیابی شرایطی است (به عنوان مثال، ساختار داده‌ها، توزیع و حجم نمونه) که در آن یک مدل پیش‌بینی از لحاظ دقت و پایداری نسبت به سایر مدل‌ها بهتر عمل می‌کند. افزون بر این، مشاهده می‌شود که مطالعات اخیر از معیارهای گوناگونی برای ارزیابی وظایف پیش‌بینی مشابه استفاده می‌کنند.

جدول ۴ - نمای کلی از تمامی مدل‌های پیش‌بینی در نمونه نهایی ما و وظایف پیش‌بینی احتمالی

خوشه‌بندی	یادگیری بدون نظارت	رگرسیون	طبقه‌بندی	یادگیری تحت نظارت	تعداد	مدل‌ها
				X	۱۸	ماشین بردار پشتیبان
				X	۱۷	رگرسیون لجستیک
		X	X	X	۱۵	شبکه عصبی
			X	X	۱۱	جنگل تصادفی
			X	X	۱۰	درخت تصمیم
				X	۶	بیز ساده
			X	X	۳	AdaBoost
				X	۳	تحلیل تفکیک چندمتغیره
				X	۲	شبکه بیزی
			X	X	۲	تقویت گرادیان
				X	۲	تحلیل تفکیک خطی
			X	X	۲	حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت
	X				۲	همسایه نزدیک
				X	۲	RUSBoost
	X				۲	رمزگذار خودکار انباشته
			X	X	۲	XGBoost
				X	۲	ZeroR
		X	X	X	۱	بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها
				X	۱	استنتاج بیزی
				X	۱	شبکه عصبی کانولوشنی

سیستم پشتیبانی فازی	۱	X	X	X		
فرآیند گاوسی	۱	X	X			
مدل توزیع گاوسی	۱				X	
شبکه کوهنن	۱					
تحلیل دیشرت خطی	۱					
رگرسیون چندگانه	۱					
تابع پایه شعاعی	۱					
رگرسیون ریج	۱					
بهینه‌سازی کلونی ذرات سوئیچینگ	۱					
منبع: توسط نویسنده ایجاد شده است.						

با توجه به اینکه کدام معیار ارزیابی به کار می‌رود، مناسب بودن مدل‌های پیش‌بینی خاص ممکن است متفاوت باشد. از این رو، نیاز به دانش عمومی‌تری درباره نحوه طراحی و استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی وجود دارد. برای پرداختن به این موضوع، پژوهشگران آینده باید الزامات طراحی و اصولی را تدوین کنند که قابلیت انطباق با مشکلات پیش‌بینی متداولی که پژوهشگران و متخصصان با آن‌ها روبه‌رو هستند، داشته باشد.

مفهوم داده‌های باز می‌تواند به تقویت و پیشبرد تحقیقات پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی کمک کند. مطابق با تعریف بنیاد دانش باز، «دانش باز به هر محتوایی، اطلاعات یا داده‌هایی اشاره دارد که افراد بدون هیچ محدودیت قانونی، فناوری یا اجتماعی آزاد به استفاده، بازاستفاده و بازتوزیع آن هستند» (بنیاد دانش باز، ۲۰۲۲). مخازن داده‌های باز مزایای متعددی دارند، از جمله دسترسی آسان‌تر به داده‌ها، کاهش هزینه‌ها، انتقال ساده‌تر دانش به صنعت، و امکان بازاستفاده از داده‌ها (برای مروری جامع از مزایا، به کیچین و همکاران، ۲۰۱۵، مراجعه کنید). داده‌هایی که به راحتی و به‌طور آزاد در دسترس هستند، امکان مقایسه بهتر الگوریتم‌های مختلف هوش مصنوعی را که توسط گروه‌های مختلف پژوهشی بر روی یک مجموعه داده یکسان اجرا شده‌اند، فراهم می‌سازند. از این جهت، وجود مخازن داده‌های حسابداری آزاد برای تحقیقات آینده در حوزه پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی بسیار سودمند خواهد بود تا بررسی شود کدام الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای وظایف خاص مناسب‌ترند.

یک رویکرد متداول در حوزه سیستم‌های اطلاعاتی (IS) که می‌تواند برای کاهش این شکاف تحقیقاتی بسیار مناسب باشد، پژوهش علمی طراحی (DSR) است. هدف DSR توسعه راه‌حل‌ها یا آثار جدید برای حل مسائل دنیای واقعی است (وون بروک و مادچه ۲۰۱۹). نتایج حاصل از DSR می‌تواند شامل آثار اجتماعی-فنی و دانش طراحی باشد که به بررسی این مسئله می‌پردازد که چرا یک اثر خاص، موجب بهبود عملکرد در یک زمینه خاص می‌شود (وون بروک و همکاران ۲۰۲۰، گروگور و هنور، ۲۰۱۳).

متأسفانه، هیچ‌یک از مطالعات یادشده از رویکرد سیستماتیک پژوهش علم طراحی (DSR) برای توسعه آثار خود بهره‌گیری نکرده‌اند. در عوض، تحقیقات موجود بیشتر بر جنبه‌های فنی سیستم‌های هوش مصنوعی تمرکز دارند. بدین ترتیب، محققان

به دانشی درباره برخی آثار فناوری اطلاعات، نحوه عملکرد آن‌ها و دقتشان دست یافته‌اند. با این حال، دانش مربوط به جنبه‌های اجتماعی یا سازمانی هنوز وجود ندارد. از این رو، علاوه بر برخی از آثار فناوری اطلاعات، لازم است به آثار سیستم‌های اطلاعاتی (IS) نیز توجه گردد (لی و همکاران، ۲۰۱۵). محققان می‌توانند با توسعه و ارزیابی این آثار، مشارکت‌های ارزشمند و نوینی ارائه دهند. این آثار اجازه می‌دهند تا به چالش‌های اجرایی که در زمینه علوم محاسباتی یا تحقیق‌های حسابداری پوشش داده نشده‌اند، رسیدگی کنیم.

یکی از مسائل کلیدی در پیاده‌سازی پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه حسابداری، عامل انسانی است. اولین نکته‌ای که باید در نظر گرفته شود، پذیرش کارکنان برای استفاده از این مدل‌ها است. براساس نظرسنجی‌های اخیر، میزان پذیرش کارکنان نسبت به استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی به وضوح نقش‌های کاربران و سیستم‌های هوش مصنوعی و همچنین اعتماد به این سیستم‌ها بستگی دارد (چوی، ۲۰۲۱). اما به زعم ما، هنوز هیچ پژوهشی در مورد پذیرش پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی توسط کارشناسان حسابداری یا بررسی نقش و دامنه وظایف آن‌ها در چرخه پیش‌بینی صورت نگرفته است. این شکاف تحقیقاتی می‌تواند با به‌کارگیری مدل پذیرش فناوری، مانند نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری (UTAUT)، مورد بررسی قرار گیرد تا مشخص شود آیا و چگونه کارکنان از پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه حسابداری بهره‌برداری می‌کنند (ونکاتش و همکاران، ۲۰۱۶). مدل UTAUT با پژوهش در علم طراحی (DSR) هم‌راستا است، زیرا این نظریه یک پایگاه دانش را برای توسعه آثار سیستم‌های اطلاعاتی (IS artefacts) فراهم می‌کند که هدف آن افزایش پذیرش کارکنان در استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی می‌باشد. در این راستا، پژوهش‌های آتی می‌توانند انواع مختلفی از آثار IS را طراحی و به‌صورت تکراری آزمایش کنند تا میزان افزایش پذیرش کارکنان را به دقت اندازه‌گیری نمایند.

یکی دیگر از جنبه‌هایی که می‌تواند به افزایش پذیرش روش‌های هوش مصنوعی کمک کند، قابلیت توضیح‌پذیری بالای این روش‌ها است. حوزه‌ی هوش مصنوعی توضیح‌پذیر (Explainable AI) به طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار گرفته و شامل جنبه‌های پژوهشی است که در مطالعات مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند (بائر و همکاران، ۲۰۲۱). به عنوان مثال، زمانی که کارکنان موظفند تصمیمات مهم تجاری را بر اساس پیش‌بینی‌ها اتخاذ کنند، قابل‌فهم بودن این پیش‌بینی‌ها به عنوان یک عامل حیاتی به شمار می‌آید. با این حال، قوانین تصمیم‌گیری مدل‌های پیش‌بینی پیچیده معمولاً برای افرادی که فاقد دانش فنی خاص هستند، به راحتی قابل درک نیستند. برای رفع این مشکل، می‌توان آثار سیستم‌های اطلاعاتی (IS artefacts) را طراحی و ارزیابی کرد که هدف آن‌ها افزایش قابلیت فهم مدل‌های هوش مصنوعی است. علاوه بر پذیرش کارکنان، تحقیقات آینده باید به بررسی این موضوع بپردازند که در کدام مراحل کارکنان می‌توانند در فرایند پیش‌بینی مشارکت داشته باشند. از آنجا که عامل انسانی نقش اساسی در مسائل اجرایی ایفا می‌کند (گروور و لیتینن، ۲۰۱۵)، باید بررسی شود که تعامل بین کارکنان و مدل‌های هوش مصنوعی چگونه می‌تواند به نحو مؤثری صورت پذیرد. علاوه بر این، پاسخ به این پرسش که چه وظایفی توسط حسابداران انجام می‌شود و چه اقداماتی به سیستم‌های هوش مصنوعی محول می‌گردد، از اهمیت بالایی برخوردار است. انتظار می‌رود که در آینده، سیستم‌های هوش مصنوعی برای انجام وظایف حسابداری با پیچیدگی فزاینده‌ای به کار گرفته شوند (لایتنر هانتسدر و همکاران، ۲۰۲۱؛ اسکرپیس و لاگلند-بوی، ۲۰۱۹). با توجه به این تحولات، هوش مصنوعی قادر خواهد بود وظایف بیشتری را که پیش‌تر نیازمند هوش و مشارکت انسانی بودند، انجام دهد (هاتون و همکاران، ۲۰۱۹؛ لایتنر هانتسدر و همکاران، ۲۰۲۱). از این رو، حرفه و وظایف حسابداران انسانی در آینده به‌طور مستمر دچار تحول خواهند شد. در این زمینه، بررسی دقیق‌تر ابعاد اخلاقی استفاده از هوش مصنوعی نیز اهمیت بسیاری دارد (برای دیدگاه‌های اخیر به‌عنوان نمونه، به تحقیقات مونوکو و همکاران (۲۰۲۰) یا لهنر و همکاران (۲۰۲۲) مراجعه کنید).

پیاده‌سازی موفق پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در سیستم‌های اطلاعات حسابداری نیازمند اطلاعات دقیق در مورد نحوه نگهداری این مدل‌ها است. یکی از نقاط ضعف مطالعات پیش‌بینی‌های پیشین، عدم بررسی این موضوع است که مدل‌های پیش‌بینی پس از چه مدت زمانی باید بازآموزی شوند تا بتوانند پیش‌بینی‌های قابل اعتماد خود را ادامه دهند. این مسئله ممکن است یکی از دلایل اصلی باشد که چرا پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی غالباً به‌صورت پروژه‌های آزمایشی باقی

می‌مانند و در بلندمدت با شکست مواجه شده و متوقف می‌شوند. می‌توان با جمع‌آوری مشاهدات بلندمدت برای مسائل مشابه پیش‌بینی، به این چالش پاسخ داد و توصیه‌هایی برای زمان‌بندی مناسب آموزش مجدد مدل‌های پیش‌بینی ارائه داد. علاوه بر این، شایان توجه است که حوزه‌های کاربردی فعلی پیش‌بینی در حسابداری مالی عمدتاً بر چند مورد خاص متمرکز است. به‌ویژه در تحلیل‌های مالی، موارد کاربردی بسیاری وجود دارند که هنوز به‌طور کامل بررسی نشده‌اند. با توجه به اینکه اکثر مطالعات پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی بر سود و زیان یا جریان نقدی متمرکز هستند، پیش‌بینی ارقام آتی ترازنامه یک شکاف مهم تحقیقاتی محسوب می‌شود. علاوه بر این، کاربرد فناوری‌های دیگری مانند اتوماسیون فرآیند رباتیک (RPA) برای اهداف پیش‌بینی خودکار مبتنی بر هوش مصنوعی به اندازه کافی مورد بررسی قرار نگرفته است (اونیشچنکو و همکاران، ۲۰۲۲).

در جمع‌بندی چشم انداز تحقیقاتی باز، زمینه تحقیقاتی پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری می‌تواند به‌طور قابل توجهی از بینش‌های بیشتری که در تحقیقات آینده به‌دست می‌آید، بهره‌برداری کند، به‌ویژه در زمینه مسائل اجرایی در حسابداری. مطالعات قبلی عمدتاً راه‌حل‌های فنی را پیشنهاد کرده‌اند که از یکدیگر جدا هستند. بدین ترتیب، تحقیقات آینده می‌توانند نتایج مطالعات پیشین را ادغام کرده و دانش عمومی‌تری تولید کنند که به عنوان راه‌حلی برای گروهی از مسائل مرتبط با پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری باشد این امر به محققان و متخصصان آینده کمک می‌کند تا فرآیند شناسایی و به کارگیری دقیق‌ترین مدل پیش‌بینی را تسهیل و تسریع کنند.

۶- نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی قابلیت جستجوی الگوهایی با پیچیدگی‌های بالاتر را فراهم کرده است. الگوهای شناسایی شده می‌توانند در پیش‌بینی تحولات شرکت‌ها مورد استفاده قرار گیرند. به‌ویژه در حوزه حسابداری، مشاهده می‌شود که مطالعات پیش‌بینی به‌طور فزاینده‌ای نمونه‌های بزرگتری را شامل می‌شوند و مدل‌ها قادر به تولید پیش‌بینی‌های دقیق‌تری هستند. در این مقاله، وضعیت کنونی تحقیقات در زمینه پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی را مورد بررسی قرار دادیم و نخستین مرور سیستماتیک تحقیقات را در این حوزه نوظهور ارائه کردیم. هدف اول ما این بود که نمایی کلی از چگونگی استفاده از فناوری‌ها و رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی برای وظایف پیش‌بینی در حسابداری مالی ارائه دهیم. علاوه بر این، هدف ما ترسیم یک برنامه پژوهشی آینده از منظر جامع بود. برای پاسخ به این پرسش‌های پژوهشی، یک مرور سیستماتیک مقالات علمی از چندین پایگاه داده معتبر انجام دادیم تا تحقیقات و انتشارات مرتبط را شناسایی کنیم. یافته‌های ما نشان می‌دهد که تا کنون سه حوزه اصلی برای پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حسابداری مالی شناسایی شده است. این حوزه‌ها شامل پیش‌بینی ورشکستگی، تحلیل مالی و همچنین شناسایی تقلب و خطا می‌باشند. به‌ویژه، سرمایه‌گذاران کنونی و آینده می‌توانند از این پیش‌بینی‌ها بهره‌برداری کنند؛ زیرا آگاهی از تحولات آتی کسب‌وکار به جلوگیری از سرمایه‌گذاری‌های نامناسب کمک می‌کند. مطالعات پیشین نشان داده‌اند که روش‌های ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی و جنگل‌های تصادفی قادر به ارائه پیش‌بینی‌های دقیق و قابل اعتمادی در تمامی این سه حوزه کاربردی هستند. با این حال، شواهد اندکی وجود دارد که نشان دهد یک مدل پیش‌بینی نسبت به سایر مدل‌ها پیش‌بینی‌های قابل‌توجه‌تری ارائه می‌دهد. به‌ویژه در زمینه تحلیل مالی، استخراج دانش عمومی به‌دلیل پیش‌بینی متغیرهای مالی مختلف (مانند درآمد، جریان نقدی و سود) دشوار است. تحقیقات آینده باید عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها را بر روی مجموعه‌های داده متفاوت با ویژگی‌های مشترک ارزیابی کنند تا به این پرسش تحقیقاتی پاسخ دهند. علاوه بر این، بیشتر مطالعات به مسائل مربوط به پیاده‌سازی و نگهداری مدل‌های پیش‌بینی توجهی نکرده‌اند. به همین دلیل، نقش انسانی در فرآیند پیش‌بینی عمدتاً در تحقیقات قبلی نادیده گرفته شده است. پژوهش‌های آینده می‌توانند با پر کردن این خلأهای تحقیقاتی و ایجاد ارتباط نزدیک‌تر بین علم محاسبات و پژوهش‌های حسابداری، به‌طور قابل توجهی به این حوزه کمک کنند. با استفاده از روش پژوهش علمی

طراحی (DSR)، می‌توان آثار سیستم‌های اطلاعاتی (IS) را به‌علاوه آثار فناوری اطلاعات (IT) توسعه و ارزیابی کرد و به‌طور جامع پیاده‌سازی مدل‌های پیش‌بینی در سازمان‌ها را مورد بررسی قرار داد.

منابع

۱. گلپورشیخانی، محمد، خسروی، صفیه، نوری، راضیه. (۱۴۰۳). پیش‌بینی در حسابداری مالی با هوش مصنوعی، چهارمین کنفرانس ملی مدیریت بازرگانی، کارآفرینی و حسابداری ایران، تهران.
۲. پروانه، فاطمه، دارابی، رویا، چهارمحالی، شهرام. (۱۴۰۱). رویکرد هوش مصنوعی در تبیین مقایسه‌ای تأثیر معیارهای نظام راهبری و نسبت‌های مالی بر سود اقتصادی و سود حسابداری. تحقیقات حسابداری و حسابرسی (تحقیقات حسابداری)، ۱۴(۵۴)، ۱۲۹-۱۴۶.
۳. قوامی، محبوبه. (۱۴۰۳). هوش مصنوعی در سازمان. نشر پارس‌مدیر.
۴. مهرابی رضا، همت فر محمود، و صفتی فرید. (۱۴۰۳). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از مدل ترکیبی سیستم‌ایمنی مصنوعی و شبکه عصبی موجکی (هوش مصنوعی). تکنولوژی در کارآفرینی و مدیریت استراتژیک، ۳(۴)، ۱۵۱-۱۷۱.
۵. وقفی، سیدحسام. (۱۳۹۸). کاربرد الگوریتم هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشستگی با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری در شرکت‌های پذیرفته شده بورس اوراق بهادار تهران. تصمیم‌گیری و تحقیق در عملیات، ۴(ویژه نامه ۱)، ۶۲-۷۷.
6. Adams, S., Arel, I., Bach, J., Coop, R., Furlan, R., Goertzel, B., Hall, J.S., Samsonovich, A., Scheutz, M., Schlesinger, M., Shapiro, S.C. and Sowa, J. (2012), "Mapping the landscape of human-level artificial general intelligence", AI Magazine, Vol. 33 No. 1, pp. 25-42.
7. Agarwal, V. and Taffler, R. (2008), "Comparing the performance of market-based and accountingbased bankruptcy prediction models", Journal of Banking and Finance, Vol. 32 No. 8, pp. 1541-1551.
8. Aggarwal, C.C. (2018), Neural Networks and Deep Learning, Springer International Publishing, Cham.
9. Agostino, D., Saliterer, I. and Steccolini, I. (2022), "Digitalization, accounting and accountability: a literature review and reflections on future research in public services", Financial Accountability and Management, Vol. 38 No. 2, pp. 152-176.
10. Alexandropoulos, S.-A.N., Aridas, C.K., Kotsiantis, S.B. and Vrahatis, M.N. (2019), "A deep dense neural network for bankruptcy prediction", in Macintyre, J., Iliadis, L., Maglogiannis, I. and
11. Jayne, C. (Eds), Engineering Applications of Neural Networks, Communications in Computer and Information Science, Springer International Publishing, Cham, Vol. 1000, pp. 435-444.
12. Alici, Y. (1996), "A corporate solvency map through self-organising neural networks", IEEE/IAFE 1996 Conf. on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr), New York City, NY, 24-26 March 1996, IEEE, pp. 286-292.
13. Alloghani, M., Al-Jumeily, D., Mustafina, J., Hussain, A. and Aljaaf, A.J. (2020), "A systematic review on supervised and unsupervised machine learning algorithms for data science", in Berry, M.W.,
14. Mohamed, A. and Yap, B.W. (Eds), Supervised and Unsupervised Learning for Data Science, Unsupervised and Semi-supervised Learning, Springer International Publishing, Cham, pp. 3-21.

15. Antunes, F., Ribeiro, B. and Pereira, F. (2017), "Probabilistic modeling and visualization for bankruptcy prediction", *Applied Soft Computing*, Vol. 60, pp. 831-843.
16. Asquith, P. and Mullins, D.W. (1983), "The impact of initiating dividend payments on shareholders' wealth", *The Journal of Business*, Vol. 56 No. 1, pp. 77-96.
17. Baharudin, B., Lee, L.H. and Khan, K. (2010), "A review of machine learning algorithms for textdocuments classification", *Journal of Advances in Information Technology*, Vol. 1 No. 1, pp. 4-20.
18. Bahrami, M., Bozkaya, B. and Balcisoy, S. (2020), "Using behavioral analytics to predict customer invoice payment", *Big Data*, Vol. 8 No. 1, pp. 25-37.
19. Bao, Y., Ke, B.I., Li, B.I., Yu, Y.J. and Zhang, J.I. (2020), "Detecting accounting fraud in publicly traded U.S. Firms using a machine learning approach", *Journal of Accounting Research*, Vol. 58 No. 1, pp. 199-235.
20. Baranes, A. and Palas, R. (2019), "Earning movement prediction using machine learning-support vector machines (SVM)", *Journal of Management Information and Decision Sciences*, Vol. 22 No. 2, pp. 36-53.
21. Barnes, M.B. and Lee, V.C.S. (2007), "Feature selection techniques, company wealth assessment and intra-sectoral firm behaviours", in Huang, D.-S., Heutte, L. and Loog, M. (Eds), *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues*, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, Vol. 4681, pp. 134-146.
22. Bas, tanlar, Y. and Ozuysal, M. (2014), "Introduction to machine learning", *Methods in Molecular Biology (Clifton, N.J.)*, Vol. 1107, pp. 105-128.
23. Bauer, K., Hinz, O., van der Aalst, W. and Weinhardt, C. (2021), "Expl(AI)n it to me – explainable AI and information systems research", *Business and Information Systems Engineering*, Vol. 63 No. 2, pp. 79-82.
24. Berikol, B.Z. and Killi, M. (2021), "The effects of digital transformation process on accounting profession and accounting education", *Ethics and Sustainability in Accounting and Finance*, Springer, Singapore, Vol. II, pp. 219-231.
25. Bertomeu, J. (2020), "Machine learning improves accounting: discussion, implementation and research opportunities", *Review of Accounting Studies*, Vol. 25 No. 3, pp. 1135-1155.
26. Bertomeu, J., Cheynel, E., Floyd, E. and Pan, W. (2021), "Using machine learning to detect misstatements", *Review of Accounting Studies*, Vol. 26 No. 2, pp. 468-519.
27. Bonyuet, D. (2020), "Overview and impact of blockchain on auditing", *The International Journal of Digital Accounting Research*, Vol. 20, pp. 31-43.
28. Borges, A.F., Laurindo, F.J., Sp— inola, M.M., Gonçalves, R.F. and Mattos, C.A. (2021), "The strategic use of artificial intelligence in the digital era: systematic literature review and future research directions", *International Journal of Information Management*, Vol. 57, 102225.
29. Boussabaine, A.H. and Kaka, A.P. (1998), "A neural networks approach for cost flow forecasting", *Construction Management and Economics*, Vol. 16 No. 4, pp. 471-479.
30. Brock, J.K.-U. and von Wangenheim, F. (2019), "Demystifying AI: what digital transformation leaders can teach you about realistic artificial intelligence", *California Management Review*, Vol. 61 No. 4, pp. 110-134.
31. Brown, L.D., Call, A.C., Clement, M.B. and Sharp, N.Y. (2015), "Inside the 'black box' of sell-side financial analysts", *Journal of Accounting Research*, Vol. 53 No. 1, pp. 1-47.

32. Brown, N.C., Crowley, R.M. and Elliott, W.B. (2020), "What are you saying? Using topic to detect financial misreporting", *Journal of Accounting Research*, Vol. 58 No. 1, pp. 237-291.
33. Callen, J.L., Kwan, C.C., Yip, P.C. and Yuan, Y. (1996), "Neural network forecasting of quarterly accounting earnings", *International Journal of Forecasting*, Vol. 12 No. 4, pp. 475-482.
34. Cao, Y., Liu, X., Zhai, J. and Hua, S. (2020), "A two-stage Bayesian network model for corporate bankruptcy prediction", *International Journal of Finance and Economics*, Vol. 27 No. 1, pp. 455-472.
35. Cheng, M.-Y. and Roy, A.F. (2011), "Evolutionary fuzzy decision model for cash flow prediction using time-dependent support vector machines", *International Journal of Project Management*, Vol. 29 No. 1, pp. 56-65.
36. Cho, S., Vasarhelyi, M.A., Sun, T. and Zhang, C. (2020), "Learning from machine learning in accounting and assurance", *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, Vol. 17 No. 1, pp. 1-10.
37. Choi, Y. (2021), "A study of employee acceptance of artificial intelligence technology", *European Journal of Management and Business Economics*, Vol. 30 No. 3, pp. 318-330.
38. Chollet, F. (2021), *Deep Learning with Python*, 2nd ed., Shelter Island, Manning, NY.
39. Ciampi, F., Giannozzi, A., Marzi, G. and Altman, E.I. (2021), "Rethinking SME default prediction: a systematic literature review and future perspectives", *Scientometrics*, Vol. 126, pp. 2141-2188.
40. Coates, J.C. (2007), "The goals and promise of the sarbanes-oxley Act", *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 21 No. 1, pp. 91-116.
41. Coats, P.K. and Fant, L.F. (1991), "A neural network approach to forecasting financial distress", *The Journal of Business Forecasting*, Vol. 10 No. 4.
42. Cooper, L.A., Holderness, D.K., Sorensen, T.L. and Wood, D.A. (2019), "Robotic process automation in public accounting", *Accounting Horizons*, Vol. 33 No. 4, pp. 15-35.
43. Creamer, G. and Freund, Y. (2010), "Using boosting for financial analysis and performance prediction: application to S&P 500 companies, Latin American ADRs and banks", *Computational Economics*, Vol. 36 No. 2, pp. 133-151.
44. Dai, J. and Vasarhelyi, M.A. (2017), "Toward blockchain-based accounting and assurance", *Journal of Information Systems*, Vol. 31 No. 3, pp. 5-21.
45. Ding, K., Peng, X. and Wang, Y. (2019), "A machine learning-based peer selection method with financial ratios", *Accounting Horizons*, Vol. 33 No. 3, pp. 75-87.
46. Dingli, A., Haddod, F. and Kluver, C. (2021), *Artificial Intelligence in Industry 4.0*, Vol. 928, Springer International Publishing, Cham.
47. Dong, X.L. and Rekatsinas, T. (2018), "Data integration and machine learning: a natural synergy", in Das, G., Jermaine, C. and Bernstein, P. (Eds), *ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, Houston, TX, 10.06. - 15.06., ACM Press, pp. 1645-1650, New York, New York, USA.
48. Donning, H., Eriksson, M., Martikainen, M. and Lehner, O. (2019), "Prevention and detection for risk and fraud in the digital age – the current situation", *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, No. 8, pp. 86-97.
49. Faccia, A. and Mos, teanu, N.R. (2019), "Accounting and blockchain technology: from double-entry to triple-entry", *The Business and Management Review*, Vol. 10 No. 2, pp. 108-116.

50. Fischer, K. and Lehner, O.M. (2021), "Behavioral Finance Research in 2020: cui Bono et Quo Vadis?", *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, Vol. 10 No. 1, pp. 54-76.
51. Forliano, C., de Bernardi, P. and Yahiaoui, D. (2021), "Entrepreneurial universities: a bibliometric analysis within the business and management domains", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 165, 120522.
52. Franklin, S. (2014), "History, motivations, and core themes", in Frankish, K. and Ramsey, W.M. (Eds), *The Cambridge Handbook of Artificial Intelligence*, Cambridge University Press, Cambridge, pp. 15-33.
53. Gerdes, H., Casado, P., Dokal, A., Hijazi, M., Akhtar, N., Osuntola, R., Rajeeve, V., Fitzgibbon, J., Travers, J., Britton, D., Khorsandi, S. and Cutillas, P.R. (2021), "Drug ranking using machine learning systematically predicts the efficacy of anti-cancer drugs", *Nature Communications*, Vol. 12 No. 1, p. 1850.
54. Giroux, G. (2008), "What went wrong? Accounting fraud and lessons from the recent scandals", *Social Research*, Vol. 75 No. 4, pp. 1205-1238.
55. Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville, A. (2016), *Deep Learning*, MIT Press, Cambridge, MA, London.
56. Gregor, S. and Hevner, A.R. (2013), "Positioning and presenting design science research for maximum impact", *Management Information Systems Quarterly*, Vol. 37 No. 2, pp. 337-355.
57. Grover, V. and Lyytinen, K. (2015), "New state of play in information systems research: the push to the edges", *Management Information Systems Quarterly*, Vol. 39 No. 2, pp. 271-296.
58. Guthrie, J. and Parker, L.D. (2016), "Whither the accounting profession, accountants and accounting researchers? Commentary and projections", *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, Vol. 29 No. 1, pp. 2-10.
59. Hajkowicz, S., Reeson, A., Rudd, L., Bratanova, A., Hodges, L., Mason, C. and Boughen, N. (2016), *Tomorrow's Digitally Enabled Workforce: Megatrends and Scenarios for Jobs and Employment in Australia over the Coming Twenty Years*, CSIRO, Brisbane.
60. Halevy, A., Norvig, P. and Pereira, F. (2009), "The unreasonable effectiveness of data", *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 24 No. 2, pp. 8-12.
61. Huang, S.-M., Tsai, C.-F., Yen, D.C. and Cheng, Y.-L. (2008), "A hybrid financial analysis model for business failure prediction", *Expert Systems with Applications*, Vol. 35 No. 3, pp. 1034-1040.
62. Hung, D.N., Ha, H.T.V. and Binh, D.T. (2017), "Application of F-score in predicting fraud, errors: experimental research in vietnam", *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, Vol. 7 No. 2, pp. 303-322.
63. Huttunen, J., Jauhiainen, J., Lehti, L., Nylund, A., Martikainen, M. and Lehner, O. (2019), "Big data, cloud computing and data science applications in finance and accounting", *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, Vol. 8, pp. 16-30, Special Issue Digital Accounting.
64. Jang, Y., Jeong, I. and Cho, Y.K. (2020), "Business failure prediction of construction contractors using a LSTM RNN with accounting, construction market, and macroeconomic variables", *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 2, 4019039.

65. Jo, H. and Han, I. (1996), "Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction", *Expert Systems with Applications*, Vol. 11 No. 4, pp. 415-422.
66. Jones, S. and Wang, T. (2019), "Predicting private company failure: a multi-class analysis", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 61, pp. 161-188.
67. Kaelbling, L.P., Littman, M.L. and Moore, A.W. (1996), "Reinforcement learning: a survey", *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 4, pp. 237-285.
68. Kansal, T., Bahuguna, S., Singh, V. and Choudhury, T. (2018), "Customer segmentation using K-means clustering", *Proc. of the Int. Conf. on Computational Techniques, Electronics and Mechanical Systems (CTEMS)*, Belgaum, India, 21.12. - 22.12, IEEE, pp. 135-139.
69. Karaca, I., Gransberg, D.D. and Jeong, H.D. (2020), "Improving the accuracy of early cost estimates on transportation infrastructure projects", *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36 No. 5, 4020063.
70. Kim, K.S. (2005), "Examining corporate bankruptcy: an artificial intelligence approach", *International Journal of Business Performance Management*, Vol. 7 No. 3, p. 241.
71. Kitchenham, B. and Charters, S. (2007), *Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering*, EBSE 2007-001, Keele University and Durham University Joint Report, Durham.
72. Kitchin, R., Collins, S. and Frost, D. (2015), "Funding models for Open Access digital data repositories", *Online Information Review*, Vol. 39 No. 5, pp. 664-681.
73. Kostopoulos, G., Karlos, S., Kotsiantis, S. and Tampakas, V. (2017), "Evaluating active learning methods for bankruptcy prediction", in Frasson, C. and Kostopoulos, G. (Eds), *Brain Function Assessment in Learning*, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 10512, pp. 57-66.
74. Kruskopf, S., Lobbas, C., Meinander, H., Söderling, K., Martikainen, M. and Lehner, O. (2020), "Digital accounting and the human factor: theory and practice", *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, Vol. 9 No. 1, pp. 78-89.
75. Kulkarni, A.V., Aziz, B., Shams, I. and Busse, J.W. (2009), "Comparisons of citations in Web of Science, Scopus, and Google Scholar for articles published in general medical journals", *JAMA*, Vol. 302 No. 10, pp. 1092-1096.
76. Kumar, R., Wang, W., Simrin, A., Arunachalam, S.K., Guntreddy, B.R. and Walczak, D. (2021), "Competitive revenue management models with loyal and fully flexible customers", *Journal of Revenue and Pricing Management*, Vol. 20 No. 3, pp. 256-275.
77. Kureljusic, M. and Metz, J. (2023), "The applicability of machine learning algorithms in accounts receivables management", *Journal of Applied Accounting Research*, Vol. ahead-of-print No. ahead-of-print, doi: 10.1108/JAAR-05-2022-0116.
78. Kureljusic, M. and Reisch, L. (2022), "Revenue forecasting for European capital market-oriented firms: a comparative prediction study between financial analysts and machine learning models", *Corporate Ownership and Control*, Vol. 19 No. 2, pp. 159-178.
79. Kuzey, C., Uyar, A. and Delen, D. (2019), "An investigation of the factors influencing cost system functionality using decision trees, support vector machines and logistic regression", *International Journal of Accounting and Information Management*, Vol. 27 No. 1, pp. 27-55.

80. Lacher, R.C., Coats, P.K., Sharma, S.C. and Fant, L. (1995), "A neural network for classifying the financial health of a firm", *European Journal of Operational Research*, Vol. 85 No. 1, pp. 53-65.
81. LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015), "Deep learning", *Nature*, Vol. 521, pp. 436-444.
82. Lee, A.S., Thomas, M. and Baskerville, R.L. (2015), "Going back to basics in design science: from the information technology artifact to the information systems artifact", *Information Systems Journal*, Vol. 25 No. 1, pp. 5-21.
83. Lee, S.Y., Oh, S.Y., Lee, S. and Gim, G.Y. (2021), "The firm life cycle forecasting model using machine learning based on news articles", *International Journal of Networked and Distributed Computing*, Vol. 9 No. 1, p. 1.
84. Lehner, O.M., Ittonen, K., Silvola, H., Ström, E. and Wührleitner, A. (2022), "Artificial intelligence based decision-making in accounting and auditing: ethical challenges and normative thinking", *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, Vol. 35 No. 9, pp. 109-135.
85. Leitner-Hanetseder, S., Lehner, O.M., Eisl, C. and Forstenlechner, C. (2021), "A profession in transition: actors, tasks and roles in AI-based accounting", *Journal of Applied Accounting Research*, Vol. 22 No. 3, pp. 539-556.
86. Lewellen, J. (2004), "Predicting returns with financial ratios", *Journal of Financial Economics*, Vol. 74 No. 2, pp. 209-235.
87. Libbrecht, M.W. and Noble, W.S. (2015), "Machine learning applications in genetics and genomics", *Nature Reviews. Genetics*, Vol. 16 No. 6, pp. 321-332.
88. Losbichler, H. and Lehner, O.M. (2021), "Limits of artificial intelligence in controlling and the ways forward: a call for future accounting research", *Journal of Applied Accounting Research*, Vol. 22 No. 2, pp. 365-382.
89. Lu, Y., Zeng, N., Liu, X. and Yi, S. (2015), "A new hybrid algorithm for bankruptcy prediction using switching particle swarm optimization and support vector machines", *Discrete Dynamics in Nature and Society*, Vol. 2015, pp. 1-7.
90. Machuga, S.M., Pfeiffer, J.R.J. and Verma, K. (2002), "Economic value added, future accounting earnings, and financial analysts' earnings per share forecasts", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 18 No. 1, pp. 59-73.
91. Maffei, M., Casciello, R. and Meucci, F. (2021), "Blockchain technology: uninvestigated issues emerging from an integrated view within accounting and auditing practices", *Journal of Organizational Change Management*, Vol. 34 No. 2, pp. 462-476.
92. Mai, F., Tian, S., Lee, C. and Ma, L. (2019), "Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures", *European Journal of Operational Research*, Vol. 274 No. 2, pp. 743-758.
93. Martinelli, F., Mercaldo, F., Raucci, D. and Santone, A. (2020), "Predicting probability of default under IFRS 9 through data mining techniques", in Barolli, L., Amato, F., Moscato, F., Enokido, T. and Takizawa, M. (Eds), *Web, Artificial Intelligence and Network Applications, Advances in Intelligent Systems and Computing*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 1150, pp. 959-969.
94. Meske, C., Bunde, E., Schneider, J. and Gersch, M. (2020), "Explainable artificial intelligence: objectives, stakeholders, and future research opportunities", *Information Systems Management*, Vol. 39 No. 1, pp. 53-63.

95. Mohri, M., Rostamizadeh, A. and Talwalkar, A. (2018), *Foundations of Machine Learning, Adaptive Computation and Machine Learning*, 2nd ed., The MIT Press, Cambridge MA.
96. Moll, J. and Yigitbasioglu, O. (2019), "The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: new directions for accounting research", *The British Accounting Review*, Vol. 51 No. 6, 100833.
97. Munoko, I., Brown-Liburd, H.L. and Vasarhelyi, M. (2020), "The ethical implications of using artificial intelligence in auditing", *Journal of Business Ethics*, Vol. 167 No. 2, pp. 209-234.
98. Mustak, M., Salminen, J., Pl—————e, L. and Wirtz, J. (2021), "Artificial intelligence in marketing: topic modeling, scientometric analysis, and research agenda", *Journal of Business Research*, Vol. 124 No. 4, pp. 389-404.
99. Onyshchenko, O., Shevchuk, K., Shara, Y., Koval, N. and Demchuk, O. (2022), "Industry 4.0 and accounting: directions, challenges, opportunities", *Independent Journal of Management & Production*, Vol. 13 No. 3, pp. s161-s195.
100. Open Knowledge Foundation (2022), "What is open?", available at: <https://okfn.org/opendata/> (accessed 13 October 2022).
101. Paul, J. and Criado, A.R. (2020), "The art of writing literature review: what do we know and what do we need to know?", *International Business Review*, Vol. 29 No. 4, 101717.
102. Penman, S.H. (2013), *Financial Statement Analysis and Security Valuation*, 5th ed., international edition, McGraw-Hill Education, New York, NY.
103. Penman, S.H. and Zhang, X.-J. (2002), "Accounting conservatism, the quality of earnings, and stock returns", *The Accounting Review*, Vol. 77 No. 2, pp. 237-264.
104. Quianyu, Z., Dongping, L., Xueying Z., Huaisen C. and Xiaozhou, Z. (2021), "Enterprise profit forecast model based on long short-term memory neural network", 2021 International Conference on Big Data Analysis and Computer Science (BDACS), IEEE, Kunming, China, 25.06.2021- 27.06.2021.
105. Rahman, R.A., Masrom, S., Zakaria, N.B. and Halid, S. (2021), "Auditor choice prediction model using corporate governance and ownership attributes: machine learning approach", *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, Vol. 11 No. 7, pp. 87-94.
106. Rahul, K., Seth, N. and Dinesh Kumar, U. (2018), "Spotting earnings manipulation: using machine learning for financial fraud detection", in Bramer, M. and Petridis, M. (Eds), *Artificial Intelligence XXXV, Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, Cham, Vol. 11311, pp. 343-356.
107. Rainarli, E. (2019), "The comparison of machine learning model to predict bankruptcy: Indonesian stock exchange data", *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol. 662, 52019.
108. Raschka, S. and Mirjalili, V. (2019), *Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, Scikit-Learn, and TensorFlow 2*, 3rd ed., Packt, Birmingham.
109. Raval, V. (2020), "Blind alleys of financial fraud", *EDPACS*, Vol. 62 No. 4, pp. 1-14.
110. Rezaee, Z. (2005), "Causes, consequences, and deterrence of financial statement fraud", *Critical Perspectives on Accounting*, Vol. 16 No. 3, pp. 277-298.

111. Russell, S.J., Norvig, P., Davis, E. and Edwards, D. (2016), *Artificial Intelligence: A Modern Approach, Always Learning*, 3rd ed., Global edition, Pearson, London.
112. Rzepka, C. and Berger, B. (2018), "User interaction with AI-enabled systems: a systematic review of IS research", *ICIS 2018 Proceedings*.
113. Sai Vineeth, V., Kusetogullari, H. and Boone, A. (2020), "Forecasting sales of truck components: a machine learning approach", *Proc. of the 10th Int. Conference on Intelligent Systems (IS)*, Varna, Bulgaria, 28.08.2020-30.08.2020, IEEE, pp. 510-516.
114. Sangster, A. (2016), "The genesis of double entry bookkeeping", *The Accounting Review*, Vol. 91 No. 1, pp. 299-315.
115. Sariannidis, N., Papadakis, S., Garefalakis, A., Lemonakis, C. and Kyriaki-Argyro, T. (2020), "Default avoidance on credit card portfolios using accounting, demographical and exploratory factors: decision making based on machine learning (ML) techniques", *Annals of Operations Research*, Vol. 294 Nos 1-2, pp. 715-739.
116. Searle, J.R. (1980), "Minds, brains, and programs", *Behavioral and Brain Sciences*, Vol. 3 No. 3, pp. 417-424.
117. Sehgal, S., Mishra, R.K., Deisting, F. and Vashisht, R. (2021), "On the determinants and prediction of corporate financial distress in India", *Managerial Finance*, Vol. 47 No. 10, pp. 1428-1447.
118. Shalev-Shwartz, S. and Ben-David, S. (2014), *Understanding Machine Learning: from Theory to Algorithms*, Cambridge University Press, Cambridge.
119. Shen, K.Y. (2012), "The modeling of earnings prediction by time-delay neural network", *Advanced Materials Research*, Vols 433-440, pp. 907-911.
120. Shi, L., Xi, L., Ma, X. and Hu, X. (2009), "Bagging of artificial neural networks for bankruptcy prediction", *Proc. of the Int. Conf. on Information and Financial Engineering*, Singapore, Singapore, 17.04.2009-20.04.2009, IEEE, pp. 154-156.
121. Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., Bolton, A., Chen, Y., Lillicrap, T., Hui, F., Sifre, L., van den Driessche, G., Graepel, T. and Hassabis, D. (2017), "Mastering the game of Go without human knowledge", *Nature*, Vol. 550 No. 7676, pp. 354-359.
122. Sisaye, S. (2021), "The influence of non-governmental organizations (NGOs) on the development of voluntary sustainability accounting reporting rules", *Journal of Business and Socio-Economic Development*, Vol. 1 No. 1, pp. 5-23.
123. Skrbis, Z. and Laughland-Booy, J. (2019), "Technology, change, and uncertainty: maintaining career confidence in the early 21st century", *New Technology, Work and Employment*, Vol. 34 No. 3, pp. 191-207.
124. Snyder, H. (2019), "Literature review as a research methodology: an overview and guidelines", *Journal of Business Research*, Vol. 104, pp. 333-339.
125. Soliman, M.T. (2008), "The use of dupont analysis by market participants", *The Accounting Review*, Vol. 83 No. 3, pp. 823-853.
126. Soui, M., Smiti, S., Mkaouer, M.W. and Ejbali, R. (2020), "Bankruptcy prediction using stacked autoencoders", *Applied Artificial Intelligence*, Vol. 34 No. 1, pp. 80-100.
127. Stancu, M.S. and Dutescu, A. (2021), "The impact of the Artificial Intelligence on the accounting profession, a literature's assessment", *Proceedings of the International Conference on Business Excellence*, Vol. 15 No. 1, pp. 749-758.

128. Sun, T. (2019), "Applying deep learning to audit procedures: an illustrative framework", *Accounting Horizons*, Vol. 33 No. 3, pp. 89-109.
129. Tatusch, M., Klassen, G., Bravidor, M. and Conrad, S. (2020), "Predicting erroneous financial statements using a density-based clustering approach", *ACM, NY, USA*, pp. 89-94. *Proc. of the 4th International Conf. on Business and Information Management* Rome, Italy 03.08.2020- 05.08.2020.
130. Taulli, T. (2019), *Artificial Intelligence Basics: A Non-technical Introduction*, 1st ed., Apress, Berkeley, 2019.
131. Tsai, C. and Wu, J. (2008), "Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring", *Expert Systems with Applications*, Vol. 34 No. 4, pp. 2639-2649.
132. Uthayakumar, J., Vengattaraman, T. and Dhavachelvan, P. (2020), "Swarm intelligence based classification rule induction (CRI) framework for qualitative and quantitative approach: an application of bankruptcy prediction and credit risk analysis", *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Vol. 32 No. 6, pp. 647-657.
133. van Gerven, M. (2017), "Computational foundations of natural intelligence", *Frontiers in Computational Neuroscience*, Vol. 11, p. 112.
134. Vasarhelyi, M.A., Kogan, A. and Tuttle, B.M. (2015), "Big data in accounting: an overview", *Accounting Horizons*, Vol. 29 No. 2, pp. 381-396.
135. Venkatesh, V., Thong, J.Y. and Xu, X. (2016), "Unified theory of acceptance and use of technology: a synthesis and the road ahead", *Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 17 No. 5, pp. 328-376.
136. Vlad, M. and Vlad, S. (2021), "The use of machine learning techniques in accounting. A short survey", *Journal of Social Sciences*, Vol. 4 No. 3, pp. 139-143.
137. vom Brocke, J. and Maedche, A. (2019), "The DSR grid: six core dimensions for effective capturing of DSR projects", *Electronic Markets*, Vol. 29, pp. 379-385.
138. vom Brocke, J., Hevner, A. and Maedche, A. (2020), "Introduction to design science research", *Design Science Research. Cases*, Springer, Heidelberg, pp. 1-13.
139. Warren, J.D., Moffitt, K.C. and Byrnes, P. (2015), "How big data will change accounting", *Accounting Horizons*, Vol. 29 No. 2, pp. 397-407.
140. Webster, J. and Watson, R.T. (2002), "Analyzing the past to prepare for the future: writing a literature review", *Management Information Systems Quarterly*, Vol. 26 No. 5.
141. Wilson, R.L. and Sharda, R. (1994), "Bankruptcy prediction using neural networks", *Decision Support Systems*, Vol. 11 No. 5, pp. 545-557.
142. Yang, T., Pasquier, N. and Precioso, F. (2020), "Ensemble clustering based semi-supervised learning for revenue accounting workflow management", *Proc. of the 9th Int. Conf. on Data Science, Technology and Applications*, Lieusaint - Paris, France, 07.07.2020-09.07.2020, SCITEPRESS - Science and Technology Publications, pp. 283-293.
144. Zhai, W., Wu, G., Bao, W. and Niu, L. (2021), "Big data analysis of accounting forecasting based on machine learning", *2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*, Xi'an, China, 09.04.2021-11.04.2021, IEEE, pp. 399-402.

Forecasting in Financial Accounting Using Artificial Intelligence: A Systematic Review of Research Articles and Future Research Perspectives

Zahra Bahonar¹, Mohammad Mirmohammadi Sadrabadi^{2*}, Akhtar Sadat Oliai³

1 Instructor, Department of Accounting, Tabas Branch, Islamic Azad University, Tabas, Iran

2 Instructor, Department of Accounting, Imam Javad University, Yazd, Iran (Corresponding Author)

3 PhD Student, Department of Accounting, Yazd Branch, Islamic Azad University, Yazd, Iran

Abstract

Accounting information systems are mainly based on fixed rules, and data is usually available in a structured and organized form. However, many of these systems have not yet been able to adapt to the technological developments of the day. Therefore, artificial intelligence (AI) in financial accounting is often used only in pilot projects. The use of AI-based forecasts in accounting allows for proactive management and deeper analyses. However, there is limited knowledge about predictive models that have been evaluated for accounting issues. Given this research gap, this study analyzes the existing findings on how AI is used for predictive purposes in financial accounting. Therefore, the authors aim to provide a comprehensive perspective and develop a research landscape, thereby paving the way for future researchers to gain more general and generalizable knowledge.

The authors conducted a systematic review of research articles to identify existing research on AI-based forecasting in financial accounting. For this purpose, they used Scopus and Web of Science databases. Data collection led to a final selection of 47 studies. These studies were analyzed in terms of the forecasting objective, sample size, time period, and machine learning algorithms used. The authors identified three application areas and provided details on the accuracy and AI methods used. Our findings indicate that socio-technical and generalizable knowledge is still incomplete. Accordingly, the authors also develop an open research landscape that future researchers can address to further promote and streamline the use of AI-based predictions in financial accounting. Research limitations and implications: Due to the rapid development of AI algorithms, our results are only able to provide a general picture of the current state of research. Therefore, it is possible that new AI algorithms exist that have not yet been explored in the existing research literature. However, interested researchers can exploit our findings and the proposed research landscape to further develop this field.

Keywords: Accounting, forecasting, artificial intelligence, machine learning, deep learning.
