سازمان حسابرسی

پژوهش‌های کاربردی در گزارشگری مالی

دوره چهاردهم، شماره ۲۶، بهار و تابستان ۱۴۰۴

صص ۴۹۷-۴۴۷

بررسی رویکرد ترکیبی روش‌های انتخاب ویژگی با الگوریتم‌های طبقه‌بندی رگرسیون لجستیک و یادگیری ماشین به منظور بهبود دقت پیش‌بینی مدیریت سود

حسن حسنی*، اسفندیار ملکیان کله بستی**، یحیی کامیابی***

چکیده

پیش‌بینی مدیریت سود بخش جدایی‌ناپذیر تحلیل‌های مالی است که به سهامداران، سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و افراد برون‌سازمانی کمک می‌کند تا کیفیت بالایی از اطلاعات مالی شرکت را کسب کنند. هدف این مقاله، بررسی و مقایسه عملکرد ترکیب روش‌های انتخاب ویژگی با الگوریتم‌های طبقه‌بندی روش‌های یادگیری ماشین (از جمله درخت تصمیم، k- نزدیک‌ترین همسایه، یادگیری عمیق و روش تجمیعی آدابوست ماشین بردار پشتیبان) و روش رگرسیون لجستیک به منظور بهبود دقت پیش‌بینی مدیریت سود است. در این راستا، با استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف و بهینه سازی ازدحام ذرات به پیش‌بینی مدیریت سود پرداخته شد. در این پژوهش، ۱۸۰ شرکت پذیرفته‌شده در بورس تهران به عنوان نمونه آماری طی سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۴۰۰ انتخاب گردید. برای آزمون فرضیه‌ها از معیارهای میانگین صحت پیش بینی، خطاهای نوع اول و دوم استفاده گردید. نتایج بیانگر آن است که عملکرد روش‌های پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها بر اساس الگوی انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف نسبت به الگوی انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات از توانایی بهتری برخوردار است. این نتیجه در کلیه روش‌های پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها مورد تایید قرار گرفت. همچنین نتایج حاکی از برتری روش‌های یادگیری ماشین نسبت به رگرسیون لجستیک است. مضافا نتایج نشان

* دانشجوی دکتری حسابداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.

** استاد گروه حسابداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.

*** استادگروه حسابداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.

نویسنده مسئول: اسفندیار ملکیان کله بستی

e.malekian@umz.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۶

DOI: 10.22034/arfr.2025.509803.2129

می‌دهد مدل پیش بینی مدیریت سود ایجاد شده با ترکیب روش ریلیف و یادگیری عمیق، بهترین عملکرد پیش بینی را با میانگین صحت پیش بینی ۸۹/۶۲ درصد ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: اقلام تعهدی، انتخاب ویژگی، متغیرهای پیش بین بهینه، مدیریت سود، یادگیری ماشین.

مقدمه

اطلاعات سود حسابداری نشان داده شده در صورت های مالی معمولاً کانون توجه و شاخص تصمیم گیری ذینفعان شرکت از جمله سرمایه گذاران، اعتباردهندگان، تحلیلگران و مشتریان است، از سوی دیگر، قوانین حسابداری به مدیریت فضایی برای انجام برخی برآوردها به منظور بهبود سودمندی صورت های مالی می دهد. در نتیجه، مدیریت اغلب با انتخاب روش‌های مختلف حسابداری سعی در دستکاری سود خود دارد (هیلی و والن، ۱۹۹۹). دستکاری سود، که به طور گسترده به عنوان مدیریت سود شناخته می شود، توجه پژوهشگران زیادی را به خود جلب کرده است زیرا چنین اقداماتی بر کیفیت و دقت اطلاعات مالی و اعداد حسابداری تأثیر می گذارد. به این دلیل که مدیریت سود نوعی تحریف وضعیت مالی واقعی سازمان های تجاری است و اطلاعات مربوطه را از سرمایه گذاران و افراد بیرونی پنهان می کند (کلین، ۲۰۰۲). این موضوع موجب تردید استفاده‌کنندگان از صورت‌های مالی در مورد ماهیت و کیفیت سود گزارش شده می‌شود. مروری بر پژوهش‌های قبلی در مورد مدیریت سود، شواهد مستندی مبنی بر اینکه مدیران سود را به دلایل مختلفی از جمله افزایش پاداش جبران خدمات (هولتاسن و همکاران، ۱۹۹۵؛ المادی و لازیک، ۲۰۱۶) ، کاهش احتمال عدم پرداخت بدهی (جها، ۲۰۱۳؛ دایرنگ و همکاران، ۲۰۲۰)، اجتناب از هزینه های سیاسی (آتیا و همکاران، ۲۰۱۶)، اجتناب از واکنش منفی قیمت سهام (گرملیچ و سورنسن، ۲۰۰۴؛ بابر و همکاران، ۲۰۰۶) و کاهش ارزش شرکت (پرری و ویلیامز، ۱۹۹۴؛ لیلین و همکاران، ۲۰۲۰) مدیریت می کنند.

وقوع بحران‌های مالی و ورشکستگی‌های شرکت‌های بزرگ همچون ورلدکام و انرون باعث شد که کیفیت اطلاعات حسابداری مورد تردید واقع شود. در بیشتر مطالعاتی که سعی در پیش‌بینی شکست تجاری دارند، فرض بر این است که حساب‌ها دیدگاهی درست و منصفانه از وضعیت مالی یک شرکت ارائه می‌دهند، بدون اینکه در نظر بگیرند مدیران

می‌توانند با صـلاحدید قوانین حسـابداری را اعمال کنند و حتی حسـابداری متقلبانه انجام دهند (سـرانوسـینکا و همکاران، ۲۰۱۹). لو (۲۰۰۷) از سـرمایه‌گذاران، اعتبار دهندگان، قانون‌گذاران، مشتریان و رقبا به عنوان قربانیان مدیریت سود یاد می‌کند، زیرا ممکن است آن‌ها بر پایه اطلاعات دسـتکاری شـده توسـط مدیران، اقدام به تصـمیم‌گیری کنند و تصـمیمات نادرسـتی را اتخاذ نمایند (کامیابی و نورعلی، ۱۳۹۵). کیفیت اطلاعات مالی همچون مدیریت سـود با توجه به فعل‌وانفعالات پیچیده در میان بسـیاری از عوامل، آن را برای اندازه‌گیری دشـورا و متفاوت سـازد؛ بنابراین دانش از کیفیت گزارشـگری مالی و پیش‌بینی آن برای جامعه سـرمایه‌گذار که نیاز به آگاهی و ارزیابی از اندازه کافی ریسـک سـرمایه‌گذاری دارند مفید خواهد بود (کینگلینک و همکاران، ۲۰۱۶). بنابراین تشـخیص و پیش‌بینی دقیق مدیریت سـود به منظور کشـف و شـناسـایی دسـتکاری صـورت‌های مالی، همواره یکی از اساسـی‌ترین چالش‌های پیش روی کاربران گزارش‌های مالی می‌باشـد. در واقع، ایجاد ابزارهایی برای پیش‌بینی و جلوگیری از وقوع چنین دسـت‌کاری‌هایی سـودمند اسـت (تورت، ۲۰۱۳؛ باجرا و کادز، ۲۰۱۸). در گذشـته اکثر مطالعات مربوط به مدیریت سـود به کاوش ارتباط مدیریت سـود با عوامل مختلف پرداخته‌اند و توانایی این عوامل به طور مستقیم برای پیش‌بینی مدیریت سود کمتر مورد توجه قرار گرفته است. اما با گسترده شدن حجم اطلاعات صورت‌های مالی شرکت‌ها، تجزیه و تحلیل داده‌ها و تصمیم‌گیری بر اساس آن‌ها دشوار و مستلزم صرف وقت زیادی خواهد بود. با توسعه فناوری‌های جدید در دنیای امروزی، می‌توان از روش‌های جدیدتر و سریع‌تری برای کشف مدیریت سود در بین صـورت‌های مالی شـرکت‌ها، اسـتفاده کرد. از این رو به منظور کمک به سـهامداران و جلوگیری از متحمل شـدن زیان سـنگین در بازار سـهام که در نتیجه مدیریت سـود، مدیر اسـت. ارائه روشـی که توانایی تشـخیص و پیش‌بینی سـطح مدیریت سـود را داشـته باشـد ضـروری به نظر می‌رسـد. در این زمینه، این پژوهش تلاش می‌کند تا ابزارهای پیش‌بینی را ارائه کند که به شناسایی فعالیت‌های مدیریت سود کمک می‌کنند.

توانایی پیش‌بینی مدیریت سود برای ناظران شرکت‌ها مانند حسابرسان نیز مهم است؛، زیرا به آن‌ها اجازه می‌دهد تا سطوح ریسک و روش‌های آزمون حسابرسی خود را برای فعالیت‌های احتمالی مدیریت سـود تعدیل کنند (حمامی و هندیجانی زاده، ۲۰۲۲). مقاله‌ای که توسط حسابداران حرفه‌ای خبرهٔ کانادا و انجمن حسابداران رسمی آمریکا منتشر شد به

توانایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کشف تقلب و در عین حال، افزایش کارایی و بهره‌وری آن‌ها در کشف تقلب اشاره می‌کند. داده‌کاوی، به عنوان یک جنبهٔ کلیدی تجزیه‌وتحلیل داده، رویه‌ای است که داده‌های خام، بزرگ و نامفهوم را به دانش منظم، قابل درک و پیش‌بینی تبدیل می‌کند. در واقع هدف از داده‌کاوی ایجاد مدل‌هایی برای تصمیم‌گیری است، این مدل‌ها رفتارهای آینده را بر اساس تحلیل‌های گذشته پیش‌بینی می‌کنند (گوپتا و مودیس، ۲۰۱۲). رویکردهای سنتی برای بررسی مدیریت سود، عمدتاً از رویکردهای آماری مرسوم مانند تجزیه و تحلیل تمایزی چندگانه، تحلیل های لوجیت و پروبیت، رگرسیون خطی (چن و همکاران ، ۲۰۱۵؛ هاگا و همکاران ، ۲۰۱۵؛ هوگلند، ۲۰۱۲؛ تسای، ۲۰۰۹) استفاده می‌کنند. با این حال، این تکنیک‌ها دارای محدودیت‌های متعددی از جمله خطی بودن و مفروضاتی مانند عدم انعطاف مدل‌های رگرسیون، عدم وجود همبستگی و همسویی است (نمازی و مهارلوئی، ۲۰۱۵). پیشرفت‌های اخیر در حسابداری و امور مالی، تکنیک‌های یادگیری ماشین را برای شناسایی و تجزیه و تحلیل موثر شیوه‌های مدیریت سود معرفی کرده‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین انحراف از روندهای گذشته یا داده‌های همتا را برای کشف بی‌نظمی‌هایی که نشان‌دهنده دستکاری سود است، مقایسه می‌کنند. همانطور که تحقیقات نشان داده است این الگوریتم‌ها که بر روی داده‌های مالی تاریخی آموزش دیده‌اند، ویژگی‌های مدیریت سود را تشخیص می‌دهند و آن‌ها را بر روی داده‌های جدید برای شناسایی اعمال می‌کنند (حمامی و هندیجانی زاده، ۲۰۲۲). ادغام یادگیری ماشین برای ارزیابی مدیریت سود، راه کارآمدتری برای شناسایی دستکاری در مقایسه با روش‌های سنتی ارائه می‌دهد (دبوک و زارور، ۲۰۱۷). اگرچه روش‌های آماری سنتی مورد تردید محققان قرار می‌گیرند، اما مزایای خود را نیز دارند. از طرفی روش‌های یادگیری ماشین مزایای زیادی دارند که توسط بسیاری از محققان توصیه شده است. با گذر از بهتر بودن روش‌های یادگیری ماشین نسبت به روش‌های آماری مرسوم، ما با تنوع بالایی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مواجه می‌شویم که خود این الگوریتم‌ها نیز می‌تواند با توجه به هدفی که برایشان تعریف می‌شود، عملکرد بهتر یا بدتری نسبت به یکدیگر داشته باشند. پس پژوهشگران در این زمینه موظفند دو مورد را بررسی کنند؛ ابتدا امکان به کارگیری این الگوریتم‌ها برای دستیابی به هدف مورد نظر را بررسی کنند و سپس دقت و کارایی آن‌ها را با یکدیگر مقایسه کنند تا بتوانند به هدف

اصلی پژوهش خود که همان رفع نیازهای شرکت کنندگان بازارهای مالی است، نائل آیند. بنابراین، ارزش دارد در پژوهش حاضر با ترکیب روش آماری سنتی و روش‌های یادگیری ماشین به پیش‌بینی مدیریت سود و مقایسه دقت و کارایی الگوریتم‌ها پرداخته شود.

به طور کلی، پژوهش حاضر از چندین جنبه می‌تواند حائز اهمیت باشد: اول، در بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده خارجی و داخلی در حوزه پیش‌بینی مدیریت از متغیرهای نسبت مالی و برخی از ویژگی هیئت‌مدیره و حسابرس استفاده شده است و سایر ویژگی‌ها از جمله ساختار مالکیت، ویژگی‌های مدیرعامل و سایر متغیرهای تأثیرگذار مورد توجه قرار نگرفته‌اند؛ از این رو، پژوهش حاضر به دنبال بررسی جامع عوامل تأثیرگذار بر پیش‌بینی مدیریت سود است. بر این اساس، متغیرهایی که در پژوهش حاضر استفاده شده‌اند، هم از نظر نوع و هم از نظر نحوه انتخاب متغیرهای پیش‌بین بهینه، با متغیرهای پژوهش‌های قبلی متفاوت هستند. دوم، در خصوص به کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی مدیریت سود پژوهش‌های چندان زیادی انجام نشده است و با توجه به تنوع زیاد مدلی‌های یادگیری ماشین بهتر است جهت به کارگیری همه این مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با یکدیگر اقدامات پژوهشی بیشتری صورت گیرد. سوم، اینکه بیشتر پژوهش‌های صورت گرفته فقط یک یا دو الگوریتم یادگیری ماشین را بررسی کرده‌اند که نتایج این دست پژوهش‌ها ما را به بهترین مدل کاربردی یادگیری ماشین نخواهد رساند. چهارم، در پژوهش‌ها به ترکیب روش‌های یادگیری ماشین با روش‌های آماری و مقایسه دقت و کارایی الگوریتم‌های مربوط با یکدیگر در راستای پیش‌بینی مدیریت سود توجه نشده است، این روش می‌تواند به انتخاب قوی‌ترین الگوریتم پیش‌بینی مدیریت سود منجر شود و ما را در رسیدن به بهترین نتایج در حسابداری کمک کند. پنجم، با وجود پیشرفت سالانه مدل‌های الگوریتمی هوش مصنوعی، پژوهش‌ها دائما باید با استفاده از الگوهای جدید به روز شوند؛ که این مورد علی‌رغم پیشنهاد پژوهش‌های پیش‌بین مبنی بر بکارگیری مدل‌های جدید در پیش‌بینی مدیریت سود در حسابداری، طی سال‌های اخیر دز مطالعات داخلی دیده نشده است. به نظر می‌رسد مطالعاتی این چنین، با موضعات بین رشته‌ای، مخصوصا با توجه به ماهیت پیشرو فناوری اطلاعات در دنیا، باید به صورت گسترده و همزمان با توسعه دانش در زمینه هوش مصنوعی، انجام شود. لذا در پاسخ به این نیاز، در این پژوهش برخی از روش‌های یادگیری ماشین از جمله یادگیری عمیق و k- نزدیک‌ترین همسایه برای اولین بار در پژوهش‌های پیش‌بینی مدیریت سود استفاده شده‌اند.

مبانی نظری و پیشینه

پس از فروپاشی شرکت های بزرگی مانند انرون، ورلد.کام، آرتور اندرسون و غیره، مدیریت سود به یکی از مهم ترین مسائل تبدیل شده است. اگرچه، این شرکت ها در هسته و عملیات خود متفاوت هستند، اما دلایل مشابهی برای شکست خود دارند که همان شیوه های مدیریت سود است (زیمرمن، ۲۰۱۵). حتی اگر استانداردهای گزارشگری مالی قوی مبنایی برای هدایت فعالیت‌های حسابداری مالی ارائه دهد، گاهی اوقات نمی‌توان از رفتار فرصت‌طلبانه مدیرانی که تمایل دارند کاربران صورت‌های مالی را به نفع منافع خود فریب دهند، جلوگیری کرد. این فعالیت های فرصت طلبانه مدیران شرکت ها معمولاً به عنوان "مدیریت سود" نامیده می شود. مدیریت سود، عملکرد یک شرکت را از طریق حسابداری یا گزارشگری دستکاری می کند (ژانگ و همکاران، ۲۰۱۸). مدیریت سود اغلب با هدف فریب انجام می‌شود که وضعیت اقتصادی واقعی شرکت را تحریف می کند یا اطلاعات نادرستی را به سرمایه‌گذاران یا ذینفعان ارائه می‌دهد (چوی و همکاران، ۲۰۲۲). مدیریت سود را می‌توان به روش‌های مدیریت سود اقلام تعهدی و مدیریت سود واقعی طبقه‌بندی کرد (سوهن، ۲۰۱۶).

مدیریت سود اقلام تعهدی بیانگر این است که مدیران به صورت فرصت‌طلبانه سود حسابداری را با استفاده از اقلام تعهدی اختیاری مدیریت می کنند. به عبارت دیگر، مدیریت سود اقلام تعهدی را می‌توان به عنوان کنترل سود توسط مدیر با تنظیم حساب‌های اقلام تعهدی با استفاده از استانداردهای حسابداری که اقلام تعهدی را اتخاذ می کنند، تعریف کرد (میرز و همکاران، ۲۰۰۷). مدیریت سود اقلام تعهدی روشی برای کنترل سود از طریق اقلام تعهدی به جای استفاده از منابع شرکت است (چوی و همکاران، ۲۰۲۲). در مقابل، مدیریت سود واقعی را می‌توان به عنوان مدیری در نظر گرفت که با استفاده از منابع شرکت برای دستیابی به سود هدف یا جلوگیری از گزارش زیان، سود را کنترل می کند. مدیریت سود واقعی از روش‌هایی مانند کاهش هزینه‌های تولید از طریق افزایش تولید، افزایش فروش از طریق تخفیف قیمت و تنظیم زمان‌بندی هزینه‌های فروش و مدیریت یا فروش دارایی‌های مشهود استفاده می کند (بیکر و همکاران، ۲۰۱۹). در بین روش‌های مدیریت سود، مدیریت سود مبتنی بر اقلام تعهدی، مفاد اصول پذیرفته شده حسابداری را نقض نمی کند و مدیریت ممکن است به صلاحدید خود تعدیل‌هایی را انجام دهد، بنابراین رایج

ترین روش مدیریت سود می‌باشد. اقلام تعهدی را می توان به اقلام تعهدی اختیاری و اقلام تعهدی غیر اختیاری تقسیم کرد. بطور مثال مدیریت از طریق دستکاری اقلام تعهدی اختیاری می‌تواند یک نسبت بدهی بد حاصل شده از حسابهای دریافتنی برآوردی را گزارش نماید، در حالیکه مدیریت ممکن است اطلاعات سود را بدون نقض اصول پذیرفته شده حسابداری تنظیم کند. اقلام تعهدی غیر اختیاری از فعالیت‌های عملیاتی عادی یک شرکت ایجاد می‌شود و در اقلام غیرقابل اعمال اقلام تعهدی قرار می گیرد (چن و شن، ۲۰۲۰). به طور ویژه، مدیران اغلب از اقلام تعهدی اختیاری برای دستکاری سود و رسیدن به هدف و نیت خاص استفاده می کنند (آیرز و همکاران، ۲۰۰۶). صورت‌های مالی که با این نوع رفتار و قصد پنهان می‌شوند، ممکن است برای ذینفعان پیامدهای جدی داشته باشد و منجر به مشکل عدم تقارن اطلاعاتی شود. اوتمان و زغال (۲۰۰۶) معتقدند که انگیزه مدیریت سود شامل عرضه اولیه عمومی و سهام متعاقب آن، نرخ های مالیات موثر و بدهی قراردادی است. این دیدگاه توسط نظریه اثباتی حسابداری توسط واتس و زیمرمن (۱۹۸۶) پشتیبانی می‌شود که سه فرضیه ممکن را برای انگیزه های مدیریت سود ارائه می دهد: فرضیه طرح پاداش. فرضیه هزینه سیاسی و فرضیه بدهی.

انگیزه‌های مدیریت سود را می‌توان بر اساس تئوری نمایندگی و نهادی شرح داد (کئوری، ۲۰۰۷). تئوری نمایندگی، تضاد بین سهامداران (مالکان) و مدیران (نمایندگان) را نشان می‌دهد. بر اساس تئوری نمایندگی مدیران ممکن است سود را برای خدمت به منافع خود دستکاری کنند و به طور بالقوه به مالکان آسیب برساند. این تئوری استفاده از نظارت و مشوق‌ها، مانند پرداخت مبتنی بر عملکرد را برای همسو کردن اقدامات مدیران با اهداف سهامداران و ارتقای گزارش‌دهی اخلاقی پیشنهاد می کند (هارل و هریسون، ۱۹۹۴؛ بوث و اسشولز، ۲۰۰۴). در مقابل، تئوری نهادی به نقش فشارهای خارجی، مانند استانداردهای قانونی و انتظارات اجتماعی، در شکل‌دهی شیوه‌های مدیریت سود اشاره می کند. بر اساس این تئوری، شرکت‌ها ممکن است با هدف مشروعیت و پذیرش اجتماعی در مدیریت سود شرکت کنند تا با این معیارهای خارجی مطابقت داشته باشند (گرین‌وود و همکاران، ۲۰۱۱؛ پاول و دی ماجیو، ۲۰۱۲). با این حال، به تضاد بالقوه بین پایبندی به انتظارات خارجی و ارزش‌های داخلی مانند مسئولیت اجتماعی اشاره می کند که تعامل پیچیده بین اهداف سازمانی و استانداردهای اجتماعی در گزارش گری مالی را نشان می‌دهد (ژائو و همکاران، ۲۰۱۷).

پژوهش‌های پیشین عوامل تعیین‌کننده مختلف تاثیرگذار بر مدیریت سود را بررسی کرده‌اند. برای مثال، سطوح پایین‌تر مدیریت سود با سطوح پایین‌تر عدم تقارن اطلاعات (اسچیپر، ۱۹۸۹)، کیفیت حسابرسی بالاتر (کوهن و همکاران، ۲۰۰۸) ، عملکرد مسئولیت اجتماعی شرکتی بالاتر (پیو و لی، ۲۰۱۳)، قدرت سیستم قانونی (فرانسیس و همکاران، ۲۰۱۶) و رتبه‌بندی ریسک اعتباری بهتر (جی و کیم، ۲۰۱۴) مرتبط است. فان و همکاران (۲۰۱۹) این موضوع را بررسی کردند که چگونه حضور مدیران زن در هیئت‌مدیره بر مدیریت سود بانک‌ها تأثیر می‌گذارد. با استفاده از احتمال انتصاب مدیران زن توسط هیئت‌مدیره (بر اساس شاخص Blau تنوع جنسیتی)، آن‌ها یک رابطهٔ U شکل معکوس بین حضور مدیران زن در هیئت‌مدیره و مدیریت سود بانک‌ها پیدا کردند. نتایج پژوهش دارابی و اژدری (۱۳۹۷) بیانگر رابطهٔ مثبت و معنادار بین حضور زنان در بین اعضای هیئت‌مدیره و مدیریت سود واقعی است. لاسود و همکاران (۲۰۱۷) دریافتند بانک‌هایی که مالکیت متمرکزتری دارند از مفاد ضرر وام اختیاری برای مدیریت سود خود استفاده می‌کنند. پژوهشگران همچنین دریافتند مالکان دولتی و نهادی مدیریت سود را تشویق می‌کنند؛ در حالی که مالکان خانوادگی این عمل را کاهش می‌دهند. دئو و همکاران (۲۰۱۷) در نمونه‌ای از شرکت‌های چینی به بررسی نقش نظارتی مدیران بیرونی در بازدارندگی مدیریت سود اقلام تعهدی پرداختند. یافته‌های آنها نشان می‌دهد که مدیریت سود اقلام تعهدی به طور معنادار و منفی با حضور و نسبت مدیران بیرونی در هیئت مدیره شرکت‌ها مرتبط است. آنها همچنین دریافتند که مدیریت سود اقلام تعهدی در شرکت‌های دولتی نسبت به سایر شرکت‌ها کمتر مشخص است.

لوپز و وگا (۲۰۱۹) دریافتند حسابرسی‌های انجام‌شده توسط شرکت‌هایی با مدت زمان تخصص در صنعت طولانی‌تر با سطوح پایین‌تر مدیریت سود اقلام تعهدی و سطوح بالاتر مدیریت سود اقلام واقعی مرتبط است. قلی‌پور خانقاه و همکاران (۱۴۰۰) در پژوهشی نتیجه گرفتند اندازه و استقلال حسابرس رابطه‌ای مثبت و معنادار با مدیریت سود دارد؛ اما بین دورهٔ تصدی و تخصص حسابرس با مدیریت سود رابطهٔ معناداری مشاهده نشد. احمدپور و همکاران (۱۳۹۴) نشان دادند مدیران عامل با دورهٔ تصدی بلندمدت در مقایسه با مدیران عامل با دورهٔ تصدی کوتاه‌مدت گزارشگری جسورانه‌تری دارند. به علاوه، مدیران عامل با دورهٔ تصدی بلندمدت در نیمهٔ اول دورهٔ تصدی خود در مقایسه با نیمهٔ دوم،

گزارشگری محافظه‌کارانه‌تری دارند. بوعزیز و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند بین دوگانگی و ملیت مدیرعامل با مدیریت سود اقلام تعهدی رابطه‌ای مثبت و معنادار وجود دارد. با این حال، هیچ رابطهٔ معناداری بین اعضای هیئت‌مدیره و تغییر مدیرعامل با مدیریت سود اقلام تعهدی یافت نشد.

مطالعات قبلی در مورد مدیریت سود عمدتاً بر شناسایی مدیریت سود تمرکز بیشتری داشت. به طور کلی، آنها بر این فرض استوار هستند که اقلام تعهدی اختیاری توسط باقیمانده حاصل از یک رگرسیون خطی با استفاده از مشاهده‌های سطح شرکت نشان دهنده مدیریت سود صریح یا سود با کیفیت ضعیف است، اما این اقلام تعهدی اختیاری برای پیش‌بینی مستقیم سطح مدیریت سود استفاده نشده است. با وجود اهمیت تشخیص مدیریت سود، مطالعات کمی چگونگی تشخیص آن را بررسی کرده‌اند. حتی در میان این معدود، بیشتر آن‌ها از رویکردهای آماری مرسوم مانند تجزیه‌وتحلیل تمایزی چندگانه، تحلیل‌های لوجیت و پروبیت، رگرسیون و روش‌های آماری تک‌متغیره استفاده کرده‌اند (هاگا و همکاران ، ۲۰۱۵؛ هوگلند ، ۲۰۱۲؛ تسای، ۲۰۰۹). از آنجا که رویکردهای آماری مرسوم مقید به مفروضاتی ساده و محدودکننده هستند که در دنیای واقعی داده‌های مالی نقض می‌شوند (مانند نرمال بودن متغیرهای مستقل و خطی بودن و چولگی نقاط داده)، شک و تردیدهایی دربارهٔ اعتبار و اثربخشی تشخیص مدیریت سود از طریق این رویکردهای آماری وجود دارد. همانطور که برای هوش محاسباتی، بسیاری از تکنیک های هوش مصنوعی و داده کاوی توسعه یافته در سال های اخیر در زمینه های مالی بانکداری و حسابداری، مانند تشخیص بحران مالی (برناردو و همکاران، ۲۰۱۳؛ گنگ و همکاران، ۲۰۱۵؛ هسو و پای، ۲۰۱۳)، عملکرد بانک (فتحی و پاسیرواس، ۲۰۱۰؛ شن و تزنگ، ۲۰۱۴)، سهام و تصمیم گیری سرمایه‌گذاران (یان و کلاک، ۲۰۱۱؛ کانترسا و همکاران، ۲۰۱۲؛ زگیانگ و همکاران، ۲۰۱۳)، پیش‌بینی ادامه فعالیت (یه و همکاران، ۲۰۱۴) و غیره اعمال شده است. افزایش قابلیت محاسبات توسط کامپیوتر باعث می شود که تکنیک‌های یادگیری ماشین در مدیریت مجموعه داده‌های مالی بزرگ کارآمدتر و موثرتر شود. بسیاری از مطالعات مرتبط نشان می‌دهند که بیشتر مدل‌های برآورد اقلام تعهدی اختیاری از یک رویکرد خطی استفاده می‌کنند که ممکن است بر عملکرد مدل‌ها تأثیر منفی بگذارد. همچنین، چندین مطالعه نشان می‌دهد که فرآیند اقلام تعهدی در واقع غیر خطی است

(دچو و همکاران، ۱۹۹۵؛ جتر و شـیواکومار ، ۱۹۹۹؛ کوتاری و همکاران، ۲۰۰۵). راه‌حل برای این معضـل را می‌توان در تکنیک‌های داده‌کاوی یافت که به مفروضـات یادشـده در بالا محدود نمی‌شـوند و در نتیجه، آن‌ها را برای رسـیدگی به مشـکلات تشـخیص مدیریت سـود مناسـب‌تر می‌کند. علاوه بر این، مطالعات قبلی انعطاف‌پذیری و عملکرد مناسـب رویکردهای داده‌کاوی را در مواجهه با مجموعهٔ داده‌های نامتعادل با مقادیر زیاد و ناقص نشـان می‌دهد؛ نتیجه‌ای که برای رویکردهای آماری مرسـوم قابل اجرا نیسـت (چیه کوح و کی لو ، ۲۰۰۴؛ لیو، ۲۰۰۸). اگرچه روش‌های آماری سـنتی مورد تردید محققان قرار می‌گیرند، اما مزایای خود را نیز دارند. از طرفی روش‌های یادگیری ماشـین می‌توانند اطلاعات مفیدی را از هر نوع داده با اسـتفاده از الگوریتم های نظارت شـده و بدون نظارت اسـتخراج کنند (هوانگ و ین، ۲۰۱۹). برای شـناسـایی مدیریت سـود، یک مدل یادگیری ماشین را می‌توان با استفاده از صورت های مالی برچسب گذاری شده با اطلاعات کلیدی توسعه داد. پس از آموزش، این مدل می‌تواند به طور موثر مدیریت سود را در صورت های مالی جدید پیش‌بینی کند و به تحلیلگران و حسـابرسـان در تشـخیص سـریعتر کمک کند (المسـاروع و همکاران، ۲۰۲۴). این روش از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشـین مانند درخت‌های تصمیم، جنگل‌های تصادفی و ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده می‌کند که در تحقیقات گذشـته مؤثر واقع شـده‌اند (گراکوس، ۲۰۱۲؛ کانگ و پارک، ۲۰۲۱). همچنین استفاده از روش یادگیری ماشین یکی از تکنیک‌های جدید حسابرسی مستمر است که به کشـف شـیوه‌های مدیریت سـود کمک می‌کند (پوناوالا و ناگار، ۲۰۱۹). مطالعات مرتبط نشـان می‌دهد که روش‌های یادگیری ماشـین قابلیت پیش‌بینی بهتری نسـبت به روش‌های آماری معمول در تشخیص مدیریت سود دارد، اما بدون محدودیت نیست (امانی و فدلالا، ۲۰۱۷؛ چن و همکاران، ۲۰۱۷؛ فلاح پور و همکاران، ۲۰۱۷؛ هسـو و پای، ۲۰۱۳؛ هوگلند، ۲۰۱۲؛ مالیاریس و مالیاریس، ۲۰۱۴؛ نان و همکاران، ۲۰۱۲؛ تسـای و چیو، ۲۰۰۹). بدین منظور در پژوهش حاضـر این دو رویکرد مقایسـه شـده و به منظور افزایش دقت و صـحت مدل نهایی پیش‌بینی مدیریت سود، از روش انتخاب ویژگی استفاده می‌شود.

رویکردهـای انتخـاب ویژگی امکـان یـافتن مرتبط‌ترین پیش‌بینی‌کننـده‌هـا را از مجموعه‌های گسترده متغیرهای پیش‌بین فراهم می‌آورد، و در عین حال از نگرانی‌های بیش از حد مرتبط با مدل‌هایی که پیش‌بینی‌کننده‌های زیادی دارند، جلوگیری می‌کند (آمل

زاده و همکاران، ۲۰۲۰). تعداد زیادی از ویژگی‌های نامربوط یا اضافی ممکن است به طور قابل توجهی دقت مدل‌های آموخته شـــده را کاهش دهد و همچنین پیچیدگی محاســـباتی ســـاخت مدل را افزایش دهد. به عنوان یک راه حل، تکنیک های انتخاب ویژگی برای کاهش ابعاد مجموعه داده ها با انتخاب آموزنده ترین ویژگی ها بدون از دســـت دادن اطلاعات مهم برای کار طبقه‌بندی طراحی شـده اند. آنها ویژگی های نامربوط و اضـافی را حذف می کنند. به طور خلاصـــه، هدف این تکنیک افزایش دقت پیش‌بینی و قدرت توضـیحی مدل طبقه‌بندی و در عین حال کاهش هزینه‌های محاسـباتی و پیچیدگی دسـتیابی به یک راه‌حل بهینه اســت (اورســکی و اورســکی، ۲۰۱۴؛ شــجاعی و همکاران، ۲۰۲۱). مطالعات قبلی اهمیت و برتری اســتفاده از انتخاب ویژگی همراه با الگوریتم‌های طبقه‌بندی را برای ایجاد طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری گروهی برای غلبه بر مسـائل مالی مختلف مانند پیش‌بینی ورشـکسـتگی شـرکت (تیان و همکاران، ۲۰۱۵)، امتیازدهی اعتباری (کوتانائی و همکاران، ۲۰۱۵) و مدیریت سود (چن و همکاران، ۲۰۱۵) نشان می‌دهند.

در ادامه پژوهش‌های انجام شده در زمینه پیش‌بینی مدیریت سود مورد اشاره قرار می‌گیرد.

در پژوهشی نجاری و همکاران (۲۰۱۴) اقدام به پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از الگوریتم ماشـین بردار پشـتیبان نمودند که نتایج پژوهش بیانگر آن اسـت که الگوریتم مذکور توانایی مناسبی جهت پیش‌بینی مدیریت سود دارد. تیان و همکاران (۲۰۱۵) تجزیه و تحلیل مؤلفه اصـلی و شـبکه بیزی را به عنوان رویکردهای انتخاب ویژگی اعمال کرد و آنها را با شـبکه عصـبی انتشـار و درخت تصـمیم ترکیب کرد تا چهار روش برای پیش‌بینی مدیریت سـود اقلام تعهدی برای شـرکت‌های صـنعت بیوتکنولوژی تایوان فهرسـت‌شـده در بازار سـهام تایوان از سـال ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۲ بسـازد. نتایج تجربی نشـان داد که روش پیش بینی ترکیبی شبکه بیزین و درخت تصمیم از نظر دقت پیش‌بینی از دیگر روش‌های مورد استفاده برای تشخیص مدیریت سود اقلام تعهدی بهتر عمل می‌کند.

چن و هاوارد (۲۰۱۶) رگرسـیون گام به گام و جنگل تصـادفی را به عنوان رویکردهای انتخاب ویژگی اعمال نموده و آنها را با سه نوع درخت تصمیم ترکیب کردند. نتایج تجربی نشـان داد که روش پیش بینی ترکیبی جنگل تصـادفی و درخت تصـمیم C5.0 دارای نرخ طبقه‌بندی بهینه (نرخ دقت ۹۱.۲۴ درصـــد) و کمترین وقوع خطای نوع I و خطای نوع II است، و بهتر از دیگر روش‌های مورد استفاده برای تشخیص مدیریت سود عمل می‌کند.

در پژوهشی دبوک و زارئور (۲۰۱۷) به بررسی تشخیص دستکاری سود صورتهای مالی با استفاده از یک لایه یادگیری ماشین پرداختند. نتایج نشان داد که مدل‌های ریاضی از مدل حسابرسان بهتر عمل می‌کنند. آنها نرخ طبقه بندی استفاده شده با استفاده از مدل بنیش را ۸۶/۸۴٪ و روش‌های حسابرسان را ۶۰/۵۳٪ نشان دادند، یافته‌ها حاکی از آن است که روش‌های حسابرسان برای تشخیص دستکاری سود در صورت‌های مالی دشوار است. سهم اصلی این تحقیق استفاده از یادگیری ماشینی به عنوان یک لایه جدید در چارچوب تشخیص دستکاری سود است.

در پژوهشی چن و شن (۲۰۲۰) با عنوان تاثیر مدل پیش بینی مدیریت سود برای توسعه بازار سرمایه در کشور تایوان پرداختند. هدف پژوهش ایجاد یک مدل نوآورانه و با دقت بالا برای تشخیص مدیریت سود با استفاده از ترکیب روش‌های یادگیری ماشین با ادغام روش‌های انتخاب ویژگی رگرسیون گام به گام و شبکه الاستیک با روش‌های طبقه‌بندی رگرسیون لجستیک و درخت تصمیم C5.0 بود. نتایج نشان داد که مدل تشخیص مدیریت سود ایجاد شده با استفاده از شبکه الاستیک و درخت تصمیم C5.0 بهترین عملکرد پیش‌بینی را ارائه می‌دهد، بطوری‌که دقت متوسط پیش‌بینی آن به ۹۷.۳۲ درصد می‌رسد.

رحمن و همکاران (۲۰۲۱) به پژوهشی تحت عنوان پیش بینی دستکاری سود در شرکت های بورسی مالزی: مقایسه بین یادگیری ماشین خطی و درختی پرداختند. آنها از روش‌های رگرسیون لجستیک و مدل تعمیم یافته خطی به عنوان مدل یادگیری ماشین خطی و از روش‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی به عنوان مدل یادگیری ماشین درختی استفاده کردند. نتایج نشان داد عملکرد دو نوع یادگیری ماشین خطی و درختی به جز با درخت تصمیم تفاوت زیادی ندارد. علاوه بر این، بهترین الگوریتم توسط یادگیری ماشین مبتنی بر خطی ارائه شده است که بهترین دقت را در کوتاه‌ترین زمان تکمیل کل ایجاد می‌کند. همچنین همه مدل‌ها توانایی بهتری را در تشخیص موارد نادرست دستکاری سود به جای موارد واقعی از یادگیری ماشین مبتنی بر درخت نشان می‌دهند.

همامی و هندیجانی زاده (۲۰۲۲) به پژوهشی تحت عنوان پیش‌بینی مدیریت سود از طریق طبقه‌بندی کننده‌های گروه یادگیری ماشین پرداختند. آنها از سه تکنیک انتخاب ویژگی انفرادی (کسب اطلاعات، تجزیه و تحلیل مولفه‌های اصلی و ریلیف) و سه تکنیک انتخاب ویژگی گروهی (بهینه سازی ازدحام ذرات، الگوریتم ژنتیک و کلونی زنبورهای مصنوعی) استفاده کردند. این

تکنیک‌های انتخاب ویژگی با ماشین بردار پشتیبان ترکیب شده‌اند تا شش طبقه‌بندی‌کننده گروهی تولید کنند. نتایج نشان داد روش ترکیبی کلونی زنبورهای مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان بهترین عملکرد را برای پیش بینی مدیریت سود اقلام تعهدی و مدیریت سود واقعی دارد.

کاویامنا و همکاران (۲۰۲۳) به پژوهشی تحت عنوان کاربرد مدل‌های یادگیری ماشین برای بهبود دقت پیش‌بینی مدیریت سود پرداخت. نتایج نشان داد مدل ترکیبی پیشنهادی توسعه‌یافته با استفاده از جنگل تصادفی و درخت تصمیم، دقتی معادل ۸۵/۱ درصد دارد. مدل شبکه عصبی توسعه‌یافته دقتی معادل ۷۸/۲ درصد دارد. مدل درخت تصمیم نسبت به مدل شبکه عصبی، مؤثرتر تشخیص داده شد. همچنین نتایج نشان داد حاشیه سود عملیاتی، گردش کل دارایی‌ها و اندازه شرکت، عوامل تعیین‌کننده‌ای در تعیین سطح مدیریت سود هستند.

وگانزونس و سورین (۲۰۲۵) به پژوهشی تحت عنوان تصور و پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین پرداختند. آنها در پژوهش خود تلاش کردند تا با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، پروفایل‌های مالی شرکت‌ها را تشخیص دهند و از این طریق، یک نمایش بصری از پروفایل‌های مالی که استراتژی‌های مدیریت سود (رو به بالا و رو به پایین) و ابزارها (اقلام تعهدی و فعالیت‌های واقعی) را مشخص می‌کنند، ارائه دهند. آنها با بکارگیری یک روش جدید یادگیری ماشین برای تشخیص نشانه‌های مدیریت سود، پروفایل‌های مالی متنوع مرتبط با مدیریت سود را نشان دادند. نتایج نشان داد شرکت‌هایی که دستکاری سود رو به پایین (اقلام تعهدی و فعالیت‌های واقعی) انجام می‌دهند، از وضعیت مالی مناسبی برخوردارند. برای شرکت‌هایی که سود را به سمت بالا دستکاری می‌کنند، انواع مختلف بحران مالی بر ابزار مدیریت سود مورد استفاده آنها تأثیر می‌گذارد: شرکت‌هایی که محدودیت نقدینگی دارند، مدیریت سود تعهدی را انجام می‌دهند؛ شرکت‌هایی که با مشکلات پرداخت بدهی مواجه هستند، مستعد مدیریت فعالیت‌های واقعی هستند. نکته قابل توجه این است که روش یادگیری ماشین پیشنهادی در تشخیص سیگنال‌های مدیریت سود، از روش‌های پیش‌بینی سنتی بهتر عمل می‌کند.

حقیقت و شهسواریان (۱۳۹۴) به بررسی توانایی کشف مدیریت سود مبتنی بر اقلام تعهدی بر مبنای منطق فازی پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد در زمان مقایسه اقلام تعهدی اختیاری در طول دوره‌های مختلف زمانی، با کاهش طول سری زمانی هرچند که کارایی هر دو مدل کاسته می‌شود ولی کاهش کارایی رگرسیون فازی در تشخیص

مدیریت سود در مقایسه با رگرسیون معمولی با شتاب کمتری رخ داده است و حتی در دوره ۴ ساله کارایی روش فازی، بیش از روش رگرسیون معمولی می‌باشد.

گرد و همکاران (۱۳۹۴)، با استفاده ازروش انتخاب ویژگی رگرسیون گام به گام و الگوریتم‌های مورچگان و غذایابی باکتری اقدام به پیش‌بینی مدیریت سود نمودند. برای اندازه‌گیری مدیریت سود در این پژوهش از اقلام تعهدی اختیاری استفاده شده است. نتایج نشان از دقت بالای پیش‌بینی مدیریت سود توسط این الگوریتم‌ها داشت.

آرسته و نصیرزاده (۱۳۹۵) به بررسی مقایسهٔ دقت الگوریتم‌های تخمین‌گر بردار پشتیبان، تخمینگر حداقل درجه و شبکه عصبی فازی در کشف مدیریت سود پرداختند. جامعهٔ آماری این تحقیق شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۸۵ الی ۱۳۹۱ بود. نتایج بررسی فرضیه‌ها حاکی از آن است که الگوریتم تخمینگر بردار پشتیبان و تخمینگر حداقل درجه و شبکه عصبی فازی به ترتیب بیشترین دقت را در پیش‌بینی مدیریت سود را دارند.

کاردان و همکاران (۱۳۹۶)، با بررسی دقت الگوریتم خطی– تکاملی ICDE و BBO و الگوریتم‌های غیرخطی SVR و CART در پیش‌بینی مدیریت سود نشان داد که بطور کلی الگوریتم‌های غیرخطی از دقت بیشتری نسبت به الگوریتم‌های خطی برخوردار بوده و الگوریتم رگرسیون پشتیبان، مدیریت سود را بهتر از سایر الگوریتم‌ها پیش‌بینی می‌کند.

قادری و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهشی به بررسی دقت شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان در پیش بینی مدیریت سود پرداختند. برای این منظور از ۲۸ متغیر تاثیرگذار بر مدیریت سود در قالب چهار گروه (مالی، مدیریتی، شرکتی و حسابرسی) در طی سال‌های ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۵ در ۱۲۴ شرکت پذیرفته شده بورس اوراق بهادار تهران استفاده گردید. به منظور انتخاب متغیرهای بهینه تاثیرگذار بر مدیریت سود از روش رگرسیون گام به گام استفاده شد. نتایج کلی این پژوهش نشان داد که روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم کلونی مورچگان در پیش‌بینی مدیریت سود نسبت به روش خطی دقیق‌تر و دارای سطح خطای کمتری است. همچنین دقت ترکیب الگوریتم کلونی مورچگان با شبکه‌ی عصبی (A-ANN) حاکی از برتری این الگو در قیاس با الگوی شبکه عصبی مصنوعی است.

صالحی و فرخی پیله رود (۱۳۹۷)، به پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از شبکه عصبی

و درخت تصمیم در چهار صنعت کشاورزی، دارویی، نساجی و فرآوردهای نفتی پرداختند. نتایج حاصل از پژوهش آنان نشان داد که مدیریت سود با متغیرهای اقلام تعهدی اختیاری دوره قبل، اقلام تعهدی غیر اختیاری دوره قبل یا آستانه عملکرد و ریسک در چهار روش مدل‌های خطی، شبکه عصبی، درخت‌های C۵.۰ و Cart دارای بیشترین ارتباط است و دریافتند که روش شبکه عصبی و درخت تصمیم در پیش‌بینی مدیریت سود نسبت به روش خطی دقیقتر و دارای سطح خطای کمتری است.

پورعلی و کوچکی تاجانی (۱۳۹۹) به بررسی مقایسه دقت پیش بینی دستکاری سود شرکت ها با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری و الگوریتم ژنتیک پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد الگوریتم رقابت استعماری با دقت ۹۳ درصد و خطای ۷ درصد و الگوریتم ژنتیک با دقت ۷۶ درصد و خطای ۲۴ درصد توان پیش بینی ضرایب متغیرهای مدل دستکاری سود را داشته اند. همچنین نتایج نشان دهنده این بود که توان پیش بینی دقت ضرایب مدل دستکاری سود توسط الگوریتم های رقابت استعماری و ژنتیک بیشتر از دقت پیش بینی مدل اولیه بنیش (۱۹۹۹) و مدل تعدیل شده بنیش توسط کردستانی و تاتلی (۱۳۹۵) می باشد.

آزادی و همکاران (۱۴۰۰) به پژوهشی با عنوان به‌کارگیری پدیده تونلینگ جهت افزایش توانایی پیش‌بینی مدیریت سود در مدل بنیش بر مبنای تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات پرداختند. نتایج حاصل از تحلیل مدل نشان داد که کلیه نسبت‌های مالی بر پیش‌بینی مدیریت سود بنیش تأثیر معنادار داشته و بیشترین تأثیر در پیش‌بینی مدیریت سود بنیش را شاخص پدیده تونلینگ INE و کمترین تأثیر را شاخص اهرم مالی داشته است. نتایج حاصل از برآورد شبکه‌های عصبی طراحی‌شده نشان داد که استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی تجمعی ذرات جهت پیش‌بینی مدیریت سود برای شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، از عملکرد قابل قبولی برخوردار است.

حسینعلی نژاد و همکاران (۱۴۰۳) به پژوهشی با عنوان کاربرد الگوریتم ژنتیک، ازدحام ذرات و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دستکاری سود پرداختند. یافته‌های پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی از توانایی بالایی در پیش‌بینی مدیریت سود، نسبت به مدل خطی جونز تعدیل شده برخوردار است. همچنین یافته‌ها حاکی از آن است

که دقت و توانایی مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک، ازدحام ذرات و شبکه عصبی در پیش بینی مدیریت سود از مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی بیشتر است.

با در نظر گرفتن مبانی نظری و پیشینه تجربی، فرضیه‌های پژوهش به شرح زیر بیان می‌شوند:

فرضیه اول: عملکرد پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها بر اساس الگوی روش انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف نسبت به روش انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات بهتر می‌باشد.

فرضیه دوم: صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بهتر از رگرسیون لجستیک می‌باشد.

روش‌شناسی

این پژوهش بر حسب هدف، کاربردی و بر مبنای روش، استنباطی و از نوع همبستگی است. پژوهش حاضر از نظر ماهیت جزء پژوهش‌های اثباتی و از نظر نوع داده‌های کمی محسوب می‌گردد. همچنین از نظر جمع آوری اطلاعات و بررسی از نوع پس‌رویدادی (با استفاده از اطلاعات گذشته) است که بر اساس اطلاعات مندرج در صورت‌های مالی و گزارش هیأت مدیره انجام گرفت. برای تجزیه و تحلیل نهایی و واکاوی داده‌ها از نرم افزارهای RapidMiner نسخه ۱۰-۹ و SPSS نسخه ۲۶ استفاده گردید. همچنین برای آزمون فرضیه‌های پژوهش از معیارهای میانگین صحت پیش بینی و خطاهای نوع اول و دوم استفاده گردید.

جامعه آماری پژوهش حاضر را شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران تشکیل می‌دهند. برای انتخاب نمونه آماری پژوهش از روش غربالگری استفاده خواهد شد. نمونه نهایی پژوهش شامل شرکت‌هایی می‌باشد که حائز شرایط زیر باشند:

۱- جزء صنایع واسطه‌گری، سرمایه‌گذاری، لیزینگ و بیمه نباشند.

۲- داده‌های مورد نظر آن‌ها در دسترس باشند.

۳- طی دوره پژوهش، تغییر فعالیت یا سال مالی نداده و حذف نشده باشند.

۴- ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام آن‌ها در دوره مورد بررسی، مثبت باشد.

۵- به دلیل ویژگی متفاوت صنایع به لحاظ شرایط اقتصادی و حجم فعالیت، تکنیک‌های مختلف مدیریت سود توسط مدیران با توجه به شرایط هریک از صنایع، به منظور تعمیم بهتر نتایج مدیریت سود برای هر سال و در سطح هر صنعت بطور جداگانه محاسبه گردید، برای این منظور به گفته ریچودری (۲۰۰۶) و کوتاری همکاران (۲۰۰۵) تعداد شرکت‌های هر صنعت باید حداقل دارای ۱۵ عضو باشد. همچنین بازه زمانی پژوهش رو یک دوره ۱۲ ساله از سال ۱۳۸۹ تا ۱۴۰۰ تشکیل می‌دهد. با توجه به شرایط فوق،در نهایت تعداد ۱۸۰ شرکت انتخاب شدند که داده‌ها و اطلاعات مالی آن‌ها در تجزیه و تحلیل‌های صورت گرفته استفاده شد.

متغیر وابسته: در پژوهش حاضر اقلام تعهدی اختیاری(DA) به عنوان نماینده متغیر مدیریت سود در نظر گرفته شده، که از طریق باقیمانده مدل تعدیل شده جونز توسط کوتاری همکاران (۲۰۰۵) محاسبه می‌گردد. این مدل عملکرد شرکت یعنی بازده دارایی ها را شامل می‌شود، و به دلیل تفاوت مدیریت سود با عملکرد قابلیت اطمینان را افزایش می دهد (کوتاری و همکاران، ۲۰۰۵). علاوه بر این، این مدل می‌تواند مشکل ناهمسانی و مسائل نادرست تعیین‌شده را که در سایر مدل‌های اقلام تعهدی کل وجود دارد، کاهش دهد (سان و همکاران، ۲۰۱۰). اندازه‌گیری و محاسبه آن بصورت زیر می‌باشد:

$$\frac{TACC_{i,t}}{TA_{i,t-1}} = \beta_0 \frac{1}{TA_{i,t-1}} + \beta_1 \frac{PPE_{i,t}}{TA_{i,t-1}} + \beta_2 \frac{\Delta Sales_{i,t} - \Delta RECi,t}{TA_{i,t-1}} + \beta_3 ROA_{i,t} + \gamma_{i,t} \quad \text{مدل}(1)$$

$TACC_{i,t}$: مجموع اقلام تعهدی است و تفاوت بین جریان نقدی ناشی از فعالیت‌های عملیاتی و سود خالص پس از مالیات می‌باشد؛ $TA_{i,t-1}$: جمع کل دارایی‌های شرکت i در پایان سال t-1؛ $\Delta Sales_{i,t}$: تغییرات در فروش خالص شرکت i در پایان سال t که برابر است با فروش در سال t منهای فروش در سال t-1؛ $\Delta REC_{i,t}$: تغییرات در حساب‌های دریافتنی شرکت i در پایان سال t که برابر است با حساب‌های دریافتنی در سال t منهای حساب‌های دریافتنی در سال t-1؛ $PPE_{i,t}$: اموال، ماشین آلات و تجهیزات شرکت i در پایان سال t؛ $ROA_{i,t}$: بازده دارایی‌های شرکت i در پایان سال t است که برابر با نسبت سود خالص به مجموع دارایی‌های شرکت i در پایان سال t؛ $\gamma_{i,t}$: باقیمانده

مدل که نشان دهنده اقلام تعهدی غیر عادی (اختیاری) است.

متغیرهای پیش‌بین (مستقل): در مرحله اول با بررسی ادبیات و پیشینه، حدود ۱۶۰ متغیر پیش‌بین اولیه شناسایی شد. از بین متغیرهای شناسایی شده، ۶۴ متغیری که بیشتر در ادبیات مربوط به تبیین یا پیش‌بینی مدیریت سود مورد استفاده قرار گرفته و داده‌های آنها در دسترس بود، انتخاب گردید. در این راستا سعی شد که ویژگی‌هایی از قبیل نسبت‌های مالی، شرکت، حسابرس، حاکمیت شرکتی، ساختار مالکیت، مدیریتی و کمیته حسابرسی در نظر گرفته شود. جدول ۱ نشان دهنده متغیرهای پیش‌بین مورد استفاده می‌باشد.

جدول ۱- متغیرهای مستقل

ردیف	ویژگی‌ها	نام متغیر	تعریف عملیاتی متغیر
۱		نرخ رشد مجموع دارایی‌ها(Total assetsgrowth rate)	تغییر در کل دارایی‌ها تقسیم بر مجموع دارایی‌ها در پایان سال t-1
۲		بازده دارایی‌ها (ROA)	سود خالص تقسیم بر کل دارایی‌ها
۳		نرخ رشد بازده دارایی‌ها (ROAgrowth rate)	تغییر در بازده دارایی‌ها تقسیم بر بازده دارایی‌ها در سال t-1
٤		بازده سرمایه (ROE)	سود خالص تقسیم بر ارزش دفتری حقوق صاحبان سرمایه
٥		نرخ رشد بازده سرمایه (ROEgrowth rate)	تغییر در بازده سهام تقسیم بر بازده سهام در سال t-1
٦		گردش مجموع دارایی‌ها (Total assets turnover)	فروش خالص تقسیم بر میانگین مجموع دارایی‌ها
۷		گردش موجودی‌ها (Inventory turnover)	بهای تمام شده کالا تقسیم بر میانگین موجودی کالا
۸		گردش حسابهای دریافتنی (Accounts receivable turnover)	فروش خالص تقسیم بر میانگین حساب‌های دریافتنی
۹	نسبت‌های مالی	Sales-to-equity ratio	فروش خالص تقسیم بر ارزش دفتری حقوق صاحبان سرمایه
۱۰		Debt ratio	نسبت مجموع بدهی‌ها به مجموع دارایی‌ها
۱۱		Quick ratio	نسبت دارایی‌های آنی به بدهی‌های جاری
۱۲		Current ratio	نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری
۱۳		WC/TA	نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها
١٤		Operating expenses ratio	نسبت هزینه‌های عملیاتی به فروش خالص
١٥		Operating profit margin	نسبت سود عملیاتی به فروش خالص
١٦		Profit margin	نسبت سودخالص به فروش خالص
۱۷		Pre-taxincome-to-capital ratio	نسبت سود قبل از مالیات به سرمایه
۱۸		Operating income-to-capital ratio	نسبت سود عملیاتی به سرمایه
۱۹		PROFITV	نسبت سود سال جاری به سال قبل
۲۰		Sales revenue growth rate	تغییر در فروش خالص تقسیم بر فروش خالص در پایان سال t-1

ردیف	ویژگی‌ها	نام متغیر	تعریف عملیاتی متغیر
۲۱		Operating profit margin growth rate	تغییر در حاشیه سود عملیاتی تقسیم بر حاشیه سود عملیاتی در پایان سال t-1
۲۲		Net income growth rate	تغییر در سود خالص تقسیم بر سود خالص در پایان سال t-1
۲۳		Equity growth rate	تغییر در ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام تقسیم بر ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام در پایان سال t-1
۲٤		Operating cash flow ratio	نسبت جریان نقد عملیاتی به مجموع دارایی‌ها
۲۵		SMOOTH (نسبت کیفیت)	نسبت سود خالص به جریان نقد عملیاتی
۲٦		Times interest earned	نسبت سود قبل از بهره و مالیات به هزینه بهره
۲۷		Debt-to-equity ratio	نسبت مجموع بدهی‌ها به ارزش دفتری حقوق صاحبان سرمایه
۲۸		Earnings per share	سود هر سهم
۲۹		Growth	نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری
۳۰		Loss	اگر سود گزارش شده شرکت منفی باشد برابر یک و در غیر اینصورت برابر با صفر
۳۱	ویژگی‌های شرکت	THOD (حد عملکرد)	اقلام تعهدی غیر اختیاری شرکت i در سال t-1 منهای اقلام تعهدی غیر اختیاری شرکت i در سال t-2
۳۲		DA_{n-1}	اقلام تعهدی اختیاری سال قبل شرکت
۳۳		SHARVAR (فعالیت‌های تامین مالی)	اگر افزایش سرمایه شرکت بیشتر از ۱۰ درصد باشد برابر یک و در غیر اینصورت برابر با صفر
۳٤		اندازه شرکت (Size)	لگاریتم طبیعی مجموع دارایی‌ها
۳۵		Capital-intensive activities (سرمایه بر بودن فعالیت)	نسبت خالص دارایی‌های ثابت مشهود به کل دارایی‌ها
۳٦		AGE	تعداد سال‌هایی که شرکت در سازمان بورس اوراق بهادار پذیرفته شده است.
۳۷		competition market (رقابت در بازار محصول)	نسبت فروش شرکت به کل فروش صنعت
۳۸		Liquidity rating (رتبه نقد شوندگی شرکت)	رتبه نقد شوندگی طبق تابلوی بورس به صورت سالانه
۳۹		Financial Distress (درماندگی مالی)	با استفاده از فرمول z-score آلتمن محاسبه می‌شود، به پیروی از دمیرکان و پلات (۲۰۰۹) شرکتهایی که امتیاز z-score آنها کمتر از ۱/۸۱ باشد به عنوان شرکت‌هایی که با درماندگی مالی مواجه هستند طبقه بندی می‌شوند برابر یک و در غیر اینصورت برابر با صفر.
٤۰		FCF (جریان نقد آزاد)	جریان وجه نقد عملیاتی منهای بهره پرداختی و سود سهام پرداختی

ردیف	ویژگی‌ها	نام متغیر	تعریف عملیاتی متغیر
			به سهامداران ممتاز و عادی تقسیم برجمع داراییها در سال t (یانگ و جیانگ، ۲۰۰۸)
٤١	ویژگی‌های حسابرسی	اندازه حسابرس (Auditor Size)	اگر شرکت توسط موسسه حسابرسی و مفید راهبر حسابرسی شده باشد برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر با صفر
٤٢		اظهار نظر حسابرس (OPINION)	اگر گزارش حسابرس مقبول باشد برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر با صفر
٤٣		Auditor expertise(تخصص حسابرس)	سهم بازار موسسه حسابرسی در یک صنعت خاص
٤٤		Auditor tenure(دوره تصدی حسابرس)	تعداد سال هایی که یک موسسه حسابرسی، حسابرس شرکت می‌باشد.
٤٥		Change of auditor(تغییر حسابرس)	اگر حسابرس نسبت به دوره قبل تغییر کرده باشد برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر با صفر
٤٦	حاکمیت شرکتی	Board Size(اندازه هیات مدیره)	تعداد اعضای هیات مدیره
٤٧		Board Ind(استقلال هیات مدیره)	نسبت تعداد اعضای غیر موظف به مجموع اعضای هیات مدیره
٤٨		Board gender diversity (تنوع جنسیتی هیات مدیره)	در صورتی که یکی از اعضای هیات مدیره زن باشد برابر یک و در غیر اینصورت برابر با صفر
٤٩		Percentage of women directors	نسبت تعداد مدیران زن در هیات مدیره به مجموع اعضای هیات مدیره
٥٠		CFO	اگر مدیر مالی شرکت زن باشد برابر یک و در غیر اینصورت برابر با صفر
٥١		FAMILY PERCENT	نسبت تعداد مدیران خانوادگی هیات مدیره به مجموع اعضای هیات مدیره
٥٢	ساختار مالکیت	Institutional ownership (سهامداران نهادی)	میزان سهام متعلق به سهامداران نهادی نظیر بانک‌ها، شرکت‌های بیمه، شرکت‌های سرمایه‌گذاری و صندوق‌ها هستند
٥٣		Controlling ownership (مالکیت کنترلی)	درصد سهام متعلق به بزرگترین سهامدار عمده
٥٤		Concentration Ownership (سهامداران عمده)	درصد سهام متعلق به سهامداران بالای ۵ درصد
٥٥		Concentration Ownership Number	تعداد مالکان بالای ۵ درصد
٥٦		GOVERNENT Ownership	درصد مالکیت سهام شرکت توسط دولت و یا بنگاه‌های دولتی
٥٧		CEO Ownership	میزان مالکیت سهام دار حقیقی یا حقوقی که اعضای هیات مدیره نماینده اوست.
٥٨		Family firms	اگر میزان سهام در دست سهامداران خانوادگی بیشتر از ۲۰ درصد باشد شرکت خانوادگی بوده و برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر با صفر

ردیف	ویژگی‌ها	نام متغیر	تعریف عملیاتی متغیر
۵۹		GOVer FIMR	اگر شرکت دولتی باشد برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر با صفر. در صورتی که مجموع مالکیت دولت در یک شرکت بالای ۵۰ درصد باشد آن شرکت، شرکت دولتی محسوب می‌شود.
٦۰	ویژگی‌های مدیریتی	CEO Tenure	دوره تصدی مدیرعامل
٦۱		CEO changes (تغییر مدیریت)	اگر مدیر عامل نسبت به دوره قبل تغییر کرده باشد برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر با صفر
٦۲		CEO financial expertise	اگر اعضای هیات مدیره تحصیلات مالی و حسابداری و یا تجربه کاری مالی و حسابداری داشته باشد برابر یک و در غیر اینصورت برابر با صفر
٦۳	کمیته حسابرسی	AC_size (اندازه کمیته حسابرسی)	لگاریتم تعداد مدیران کمیته حسابرسی شرکت
٦٤		AC_independence (استقلال کمیته حسابرسی)	تعداد مدیران غیر موظف تقسیم بر مجموع مدیران در کمیته حسابرسی

روش‌های انتخاب ویژگی

تکنیک‌های انتخاب ویژگی را می‌توان به دو روش انفرادی یا گروهی/ ترکیبی دسته‌بندی کرد (لی و همکاران، ۲۰۱۴). روش انفرادی به استفاده از یک الگوریتم برای جستجو در فضای ویژگی‌های ممکن و سپس ارزیابی هر زیر مجموعه با اجرای یک تابع فیلتر بر روی زیر مجموعه اشاره دارد. به اصطلاح تابع فیلتر با مدلی که برای پیش‌بینی یا طبقه‌بندی استفاده می‌شود یکسان نیست. بنابراین، رویکرد انتخاب ویژگی اولویت مدل را در نظر نمی گیرد؛ به همین دلیل این روش‌ها از نظر محاسباتی کارا می‌باشند و برای پردازش داده‌های با ابعاد زیاد مناسب هستند. در مقابل، روش‌های گروهی شبیه انفرادی‌ها هستند، اما به جای عملکرد فیلتر، بر اساس مدل فعلی ارزیابی می‌شوند. به همین علت این روش‌ها برای الگوریتم یادگیری مورد نظر، نتایج بهتری تولید می کنند اما هزینه محاسباتی بالاتری نسبت به روش‌های انفرادی دارند و با توجه به وابستگی تکنیک‌های گروهی به طبقه‌بندی‌کننده اصلی، این رویکرد را کندتر از تکنیک‌های فیلتر نموده و عمومیت کمتری دارند (لی و همکاران، ۲۰۱۴).

در این پژوهش از روش انتخاب ویژگی ریلیف به عنوان یکی از برترین تکنیک‌های انتخاب ویژگی مبتنی بر روش انفرادی و روش انتخاب ویژگی بهینه سازی ازدحام ذرات[۳] به عنوان یکی از برترین تکنیک‌های انتخاب ویژگی مبتنی بر روش گروهی برای انتخاب متغیرهای پیش بین

بهینه جهت پیش‌بینی مدیریت سود استفاده شده است، این روش‌ها این امکان را فراهم می‌سازد تا متغیرهای دارای محتوای اطلاعاتی بیشتر برای تشخیص مدیریت سود بکار گرفته شود.

ریلیف : انتخاب ویژگی ریلیف به عنوان روش موثر و ساده در ارزیابی کیفیت ویژگی ها شناخته شده است (کیرا و رندل، ۱۹۹۲؛ وئی و همکاران، ۲۰۱۷)، که در آن برای هر ویژگی، یک امتیاز وزنی بر اساس میزان تفاوت ارزش ویژگی با جفت‌های نمونه نزدیکترین همسایه محاسبه می‌شود. این امتیاز بر اساس تفاوت بین ارزش ویژگی و جفت‌های نمونه همسایه مختلف تا زمانی که امتیاز ویژگی نهایی به دست آید، به تغییر ادامه می‌دهد (کیرا و رندل، ۱۹۹۲؛ وئی و همکاران، ۲۰۱۷). مطالعات قبلی کیفیت بالای این تکنیک انتخاب ویژگی را در پژوهش‌های مختلف، مانند تشخیص خطای تحمل (وئی و همکاران، ۲۰۱۷)، داده‌کاوی بیوانفورماتیک (اوربانوویسز و همکاران، ۲۰۱۸)، طبقه‌بندی امتیازدهی اعتبار (کوتانائی و همکاران، ۲۰۱۵)، تشخیص تقلب (لیما و پریرا، ۲۰۱۶) ، پیش‌بینی درماندگی مالی (فلاح پور و همکاران، ۲۰۱۴) و پیش بینی مدیریت سود (همامی و هندیجانی زاده، ۲۰۲۲) نشان می‌دهد.

بهینه سازی ازدحام ذرات: بهینه سازی ازدحام ذرات یک الگوریتم تکاملی است که بر اساس نظریه رفتار اجتماعی انسان است. بهینه سازی ازدحام ذرات با کار بر روی یک فضای جستجوی مجازی، انبوهی از ذرات (مشابه ازدحام پرندگان) را برای شناسایی کارآمدترین راه حل برای مسئله بهینه سازی ترکیب می کند (هسو و همکاران، ۲۰۱۰؛ کئو و همکاران، ۲۰۰۹). در این الگوریتم، هر ذره با حرکت به کارآمدترین نقطه بعدی بر اساس تابع ارزیابی، کارآمدترین نقطه خود را به خاطر می آورد. مطالعات قبلی نشان می‌دهد که بهینه سازی ازدحام ذرات یک الگوریتم سریع برای حل تنظیمات بهینه سازی با یک فضای پیوسته است (هسو و همکاران، ۲۰۱۰؛ کئو و همکاران، ۲۰۰۹). مطالعات قبلی بهینه سازی ازدحام ذرات را در زمینه‌های مختلفی مانند استراتژی معاملاتی صندوق سرمایه گذاری مشترک (هسو و همکاران، ۲۰۱۱)، برنامه ریزی فلوشاپ (کئو و همکاران، ۲۰۰۹)، مشکل فروشنده دوره گرد (کئو و همکاران، ۲۰۱۰)، پیش بینی قیمت سهام (هسو و همکاران، ۲۰۱۰) و پیش بینی مدیریت سود (همامی و هندیجانی زاده، ۲۰۲۲؛ قادری و همکاران، ۱۳۹۷) استفاده کرده‌اند.

الگوریتم‌های طبقه‌بندی: در پژوهش حاضر، از الگوریتم‌های طبقه‌بندی رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، k- نزدیک‌ترین همسایه، یادگیری عمیق، روش تجمیعی

آدابوست ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مدیریت سود استفاده شده است. عملکرد عالی روش‌های مذکور به‌عنوان یک الگوریتم طبقه‌بندی در پژوهش‌هایی مانند مدل‌سازی ارزیابی ریسک اعتباری (دنناس و گرسوا؛ ۲۰۱۵ میرغفوری و امین آشوری، ۱۳۹۴؛ محمدیان حاجی کرد و همکاران، ۱۳۹۵)، پیش‌بینی سری زمانی مالی (تای و کائو، ۲۰۰۱)، پیش‌بینی حرکت بازار سهام و بازده سهام (هوانگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ ستایش و کاظم نژاد، ۱۳۹۸)، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت (وگانزونس و سورین، ۲۰۱۸؛ حسینی و رشیدی، ۱۳۹۲)، پیش‌بینی درماندگی مالی (نینه و همکاران، ۲۰۱۸؛ متین و همکاران، ۲۰۱۹؛ نمازی و ابراهیمی، ۱۴۰۰) و پیش‌بینی مدیریت سود (همامی و هندیجانی زاده، ۲۰۲۲؛ چن و شن، ۲۰۲۰؛ قادری و همکاران، ۱۳۹۷؛ صالحی و فرخی پیله رود، ۱۳۹۷؛ کاردان و همکاران، ۱۳۹۶) نشان داده شده است. در ادامه به توضیح مختصری از روش‌های مورد اشاره پرداخته می‌شود.

رگرسیون لجستیک: رگرسیون لجستیک نوعی مدل طبقه بندی آماری احتمالی است. رگرسیون لجستیک با استفاده از امتیازات احتمال به عنوان مقادیر پیش‌بینی‌شده متغیرهای وابسته، رابطه بین یک متغیر وابسته طبقه‌ای و یک یا چند متغیر مستقل را که معمولاً پیوسته هستند، اندازه‌گیری می‌کند. رگرسیون لجستیک اجازه می‌دهد تا به تناسب مدل و همچنین اهمیت روابط بین متغیرهای وابسته و مستقل مدل بررسی شود (هوسمر و لمشو، ۲۰۰۰).

درخت تصمیم: درخت تصمیم یک مدل طبقه بندی است که با استفاده از رویکرد یادگیری استقرایی ایجاد شده است. تفاوت آن با مدل‌های سنتی، از جمله تحلیل ممیزی چندگانه و لاجیت، در این واقعیت است که از محدودیت فرضیه‌های آماری عاری است و قواعد قضاوت درختی شکل می‌تواند بر اساس نتایج پس از بررسی متغیرهای گسسته و پیوسته شکل بگیرد (ویان و همکاران، ۲۰۰۵؛ جان، ۲۰۱۸). علاوه بر این، همانطور که توسط چن و همکاران (۲۰۱۵) بیان شده است، نقاط قوت اصلی درخت تصمیم، توانایی آن در پردازش داده های ناقص و کشف روابط بالقوه بین متغیرهای ورودی و خروجی عظیم و پیچیده است، علاوه بر این در معرض هیچ فرضیه آماری داده های نمونه قرار نمی گیرد. در حال حاضر یکی از رایج ترین الگوریتم های درخت تصمیم، روش C5.0 است (ویان و همکاران، ۲۰۰۵).

C5.0 یک ساختار درختی مانند نمودار جریان است که توسط یک الگوریتم بازگشتی تقسیم و غلبه ساخته شده است که پارتیشنی از داده‌ها را تولید می‌کند. برای روش تقسیم گره

ویژگی عددی پیوسته، C5.0 ابتدا اشیاء را جمع‌آوری می‌کند و آنها را بر اساس ویژگی مرتب می‌کند و سپس مقدار مشخصه را در نقطه میانی دو شی مجاور پیدا می‌کند که به آن نقطه برش می‌گویند. آنهایی که می‌توانند مقدار بهینه را پس از محاسبه تابع ارزیابی به دست آورند، می‌توانند از نقطه میانی صفت پیروی کنند تا تقسیم باینری کنند. در مورد مقادیر مشخصه معیوب و نامطمئن، معمولاً با متداول ترین مقادیر مشخصه جایگزین می شوند یا با روش احتمال برآورد خوش بینانه حل می شوند (چن و هوارد، ۲۰۱۶).

K- نزدیک‌ترین همسایه: در تشخیص الگو، الگوریتم k- نزدیک‌ترین همسایه (KNN) روشی برای طبقه‌بندی اشیا بر اساس نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی در فضای ویژگی است. k- نزدیک‌ترین همسایه نوعی یادگیری مبتنی بر نمونه یا یادگیری تنبل است که در آن تابع فقط به صورت محلی تقریبی می‌شود و تمام محاسبات تا طبقه بندی به تعویق می‌افتد (کاور، ۱۹۸۶؛ دوروی، ۱۹۸۱). هنگامی که دانش قبلی یا اصلاً دانشی در مورد توزیع داده ها وجود نداشته باشد، k- نزدیک‌ترین همسایه اساسی ترین و ساده ترین تکنیک طبقه بندی است (دوروی، ۱۹۸۱؛ دوروی و واگنر، ۱۹۸۲). این قانون به سادگی کل مجموعه آموزشی را در حین یادگیری حفظ می‌کند و به هر پرسش y یک کلاس اختصاص می‌دهد که با اکثریت برچسب k نزدیک‌ترین همسایه‌های آن در مجموعه آموزشی نمایش داده می‌شود. k- نزدیک‌ترین همسایه به عنوان یک تکنیک داده کاوی دارای کاربردهای گسترده ای در طبقه بندی و همچنین رگرسیون است. برخی از کاربردهای k- نزدیک‌ترین همسایه در زمینه‌های استخراج متن، کشاورزی، مالی و پزشکی است (ایمان دوست و بلندرفتار، ۲۰۱۳). پیش بینی بازار سهام یکی از اصلی ترین وظایف مالی k- نزدیک‌ترین همسایه است. پیش‌بینی بازار سهام شامل کشف روندهای بازار، برنامه‌ریزی استراتژی‌های سرمایه‌گذاری، شناسایی بهترین زمان برای خرید سهام و تعیین سهام برای خرید است (ایمان دوست و بلندرفتار، ۲۰۱۳).

یادگیری عمیق: در سال ۲۰۰۶، هینتون و همکاران یادگیری عمیق را ارائه کردند که مبتنی بر مفهوم شبکه عصبی مصنوعی بود. پس از آن، یادگیری عمیق به یک موضوع مهم تبدیل شد، که منجر به یک رنسانس در تحقیقات شبکه های عصبی شد، از این رو اصطلاح شبکه های عصبی نسل جدید نام گرفت. این به این دلیل است که شبکه‌های عصبی عمیق وقتی به درستی آموزش داده می‌شوند در طیف وسیعی از مشکلات طبقه‌بندی و رگرسیون

بسیار خوب عمل می‌کنند (کارهنون و همکاران، ۲۰۱۵). شبکه های عصبی عمیق زیرشاخه ای از یادگیری ماشین را تشکیل می دهند. این مدل از یک شبکه متشکل از نورون ها با پارامترهای متعدد و لایه های بین ورودی و خروجی است. یادگیری عمیق از توپولوژی‌های شبکه عصبی به عنوان پایه خود استفاده می کند. در نتیجه، آنها به عنوان شبکه های عصبی عمیق شناخته می شوند (اسچمدوبر، ۲۰۱۵). الگوریتم های یادگیری عمیق از افزایش تولید داده، قدرت پردازش بهتر و رشد هوش مصنوعی به عنوان یک سرویس سود می برند. حتی با جمع آوری داده های بسیار متنوع، بدون ساختار و متصل، یادگیری عمیق ماشین ها را قادر می سازد تا مسائل پیچیده را حل کنند. الگوریتم های یادگیری عمیق هر چه بیشتر یاد بگیرند عملکرد بهتری دارند (احمد و همکاران، ۲۰۱۹؛ جانیش و همکاران، ۲۰۲۱). معروفترین الگوریتم‌های یادگیری عمیق شامل شبکه عصبی بازگشتی[۴]، شبکه عصبی پیچشی[۵]، حافظه کوتاه مدت ماندگار[۶]، شبکه باور عمیق[۷]، شبکه عصبی عمیق[۸] و یادگیری تقویتی عمیق[۹] است. که در پژوهش حاضر از روش شبکه عصبی عمیق استفاده شده است.

یادگیری تجمیعی آدابوست ماشین بردار پشتیبان: یادگیری تجمیعی یکی از پارادایم اصلی یادگیری ماشین، اخیراً در بسیاری از کاربردهای واقعی به موفقیت چشمگیری دست یافته است (ژئو، ۲۰۱۲). برخلاف روش‌های یادگیری ماشین معمولی (مانند روش ماشین بردار پشتیبان)، که معمولاً یک تخمین‌گر واحد تولید می‌کنند، روش‌های یادگیری تجمیعی، پیش‌بینی‌های مجموعه‌ای از برآوردگرهای پایه (مانند درخت‌های تصمیم) را برای بهبود توانایی تعمیم و استحکام ترکیب می‌کنند (باو و همکاران، ۲۰۲۰). ژئو (۲۰۱۲) نشان داد که مجموعه‌ها معمولاً از هر تخمینگر پایه‌ای بهتر عمل می کند. از مزایای یادگیری تجمیعی می‌توان به سادگی در پیاده‌سازی و ترکیب چند روش پیش‌بینی که ترکیب آن‌ها باعث ایجاد یک روش غیرخطی می‌شود و همچنین استفاده از هر روش پیش‌بینی دلخواه جهت تجمیع است. افزون بر این، روش مزبور منجر به کاهش میزان واریانس خطا و سوگیری می‌شود (هانگ و چن، ۲۰۰۹).

به‌طور کلی، تکنیک‌های تجمیعی را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد: بگینگ (بریمن، ۱۹۹۶)، بوستینگ (فروند و شیپر، ۱۹۹۷) و استکینگ (ویتن و فرانک، ۲۰۰۵). بوستینگ معروف‌ترین و موفق‌ترین روش‌های یادگیری تجمیعی است. بوستینگ یک فرا الگوریتم ترکیبی در حوزه یادگیری ماشین است که برای کاهش عدم توازن و همچنین واریانس به کار می‌رود (فروند و شیپر، ۱۹۹۷). آدابوست محبوب‌ترین روش بوستینگ می باشد. در

الگوریتم آدابوست در هر تکرار، تمرکز کلاسه بند مربوطه بیشتر بر تشخیص نمونه‌هایی است که به اشتباه توسط کلاسه بندهای مراحل قبل برچسب گذاری شده اند. در این الگوریتم می‌توان عملکرد یادگیرنده ضعیف را با فراخوانی مکرر الگوریتم یادگیری ضعیف یا پایه به طور موثر افزایش داد. هر بار نمونه های آموزشی با توزیع متفاوت به یادگیرنده ضعیف داده می شود. به نمونه‌هایی که به راحتی طبقه‌بندی می‌شوند وزن‌های کمتری و به نمونه‌های سخت وزن‌های بالاتر اختصاص داده می‌شود، تا یادگیرنده پایه را مجبور به تمرکز روی «سخت‌ترین» نمونه‌ها کند. پس از دورهای زیاد، قوانین پیش‌بینی ضعیف N به‌طور خطی ترکیب می‌شوند تا یک طبقه‌بندی‌کننده نهایی ساخته شود، که توسط آن نمونه‌های آزمایشی می‌توانند طبقه‌بندی شوند. الگوریتم آدابوست رای اکثریت وزن همه پیش‌بینی‌های ضعیف را می‌گیرد و بنابراین دقت پیش‌بینی طبقه‌بندی‌کننده نهایی به‌دست‌آمده به طور موثر افزایش می‌یابد (لی و همکاران، ۲۰۰۸). آدابوست ماشین بردار پشتیبان از ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان مختلف حاصل می شود و الگویتم جهش یافته ماشین بردار پشتیبان پایه می باشد، که دقت طبقه بندی آن در بین سایر تکنیک‌های ماشین بردار پشتیبان نسبتا بالاتر می‌باشد. (لی و همکاران، ۲۰۰۸).

روش اجرای پژوهش: پس از مشخص شدن متغیرهای پیش‌بین بهینه به وسیله هر یک از روش‌های انتخاب ویژگی، از روش‌های یادگیری ماشین و رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی مدیریت سود استفاده شده است. به منظور ارزیابی عملکرد هریک از روش‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی مدیریت سود از معیارهای ارزیابی میانگین صحت پیش‌بینی، خطاهای نوع اول و خطاهای نوع دوم استفاده می‌شود. به‌عبارت دیگر، میانگین صحت پیش‌بینی مدیریت سود و خطای نوع اول و دوم با استفاده از هر یک از روش‌های پیش بینی مقایسه می‌شود. در پیش‌بینی مدیریت سود، خطای نوع اول زمانی اتفاق می‌افتد که شرکت‌های طبقه بدون مدیریت سود در طبقه مدیریت سود طبقه‌بندی شود، و خطای نوع دوم زمانی اتفاق می‌افتد که شرکت دارای مدیریت سود در طبقه شرکت‌های بدون مدیریت سود، طبقه‌بندی شود. برای ارزیابی عملکرد هر یک از روش‌های مورد استفاده برای تشخیص مدیریت سود، از ماتریس دقت پیش‌بینی نشان‌داده‌شده در جدول (۲) استفاده می‌شود. در این ماتریس، خطای نوع اول به وضعیتی اشاره دارد که مدیریت سود واقعاً " بسیار رو به پایین" یا وضعیت "بسیار رو به بالا" است، اما طبقه بندی کننده وضعیت خروجی نادرست مدیریت سود جزئی را پیش بینی می کند. در مقابل، یک خطای نوع دوم نشان می‌دهد که وضعیت مدیریت

سود نسبتاً جزئی به اشتباه به‌عنوان بسیار رو به بالا یا پایین طبقه‌بندی می‌شود. رابطه های ۱ تا ۳ به ترتیب فرمول های محاسبه خطای نوع اول، خطای نوع دوم و میانگین صحت پیش‌بینی را نشان می دهد. با توجه به طبقه بندی درجه مدیریت سود اقلام تعهدی، خطای نوع اول بسیار مهمتر از خطای نوع دوم است زیرا فعالیت‌های مدیریت سود بسیار رو به بالا/پایین ممکن است برای شرکت ها و سهامداران پر ریسک‌تر از مدیریت سود متوسط باشد.

$$TypeI = \frac{FMUD}{FMUD + TEUD} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$TypeII = \frac{FEUD}{FEUD + TMUD} \quad \text{رابطه (۲)}$$

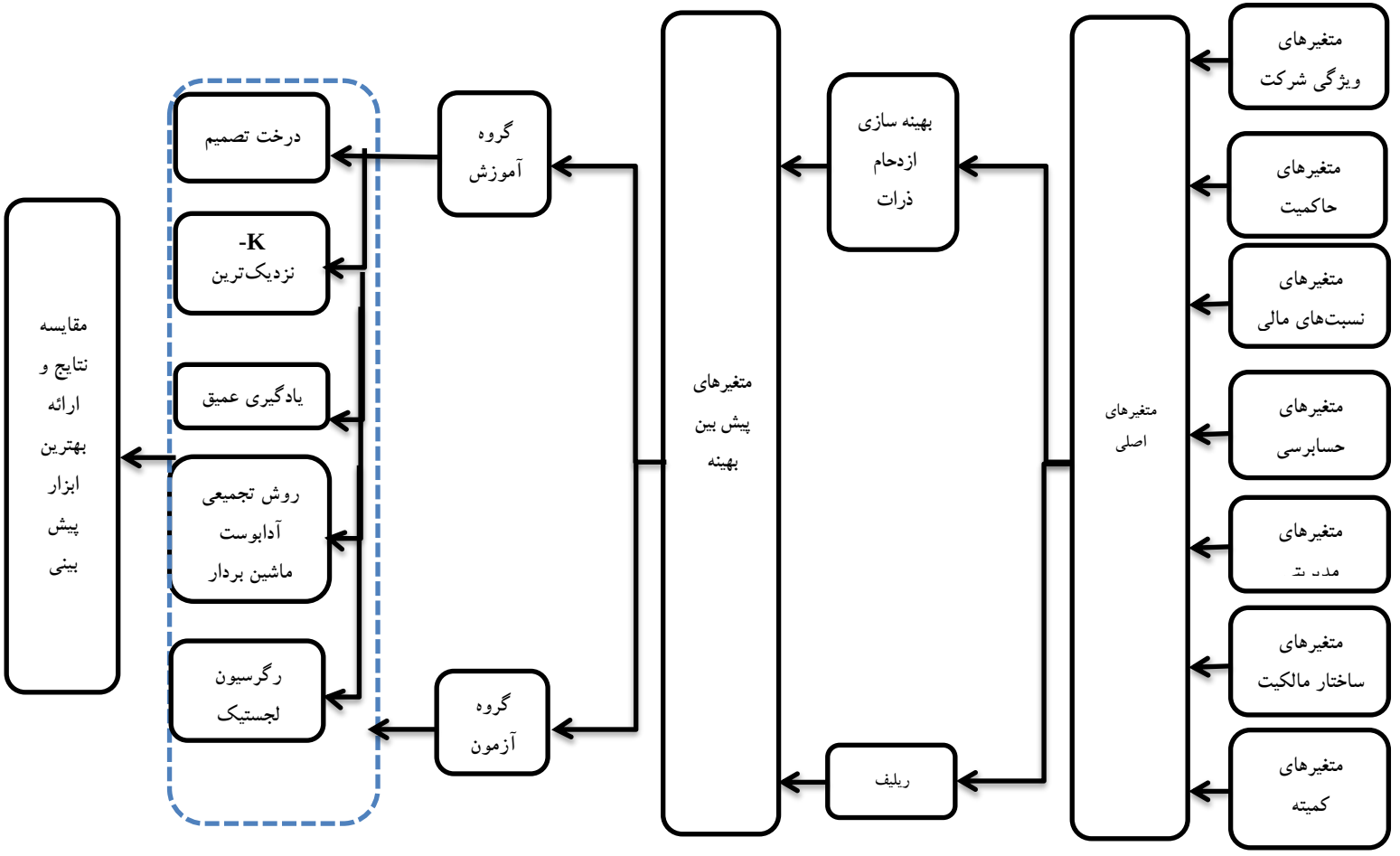
$$Average\ accuracy = \frac{TEUD + TMUD}{FEUD + TMUD + TEUD + FMUD} \quad \text{رابطه (۳)}$$

جدول ۲- ماتریس صحت پیش‌بینی

وضعیت مدیریت سود	وضعیت واقعی	
	وضعیت بسیار رو به بالا یا بسیار رو به پایین	وضعیت نسبتاً جزئی
وضعیت بسیار رو به بالا یا بسیار رو به پایین	وضعیت درست بسیار رو به بالا یا بسیار رو به پایین[۱۰] (TEUD)	وضعیت نادرست بسیار رو به بالا یا بسیار رو به پایین[۱۱] (FEUD)
وضعیت نسبتاً جزئی	وضعیت نادرست نسبتاً جزئی[۱۲] (FMUD)	وضعیت درست نسبتاً جزئی[۱۳] (TMUD)

در پژوهش حاضر به منظور بررسی تعمیم‌پذیری پیش‌بینی‌های انجام شده از روایی متقابل ۱۰ بخشی برای به حداقل رساندن خطای احتمالی پیش‌بینی طبقه‌بندی‌کننده‌ها استفاده شد. در این روش، مجموعه داده مدیریت سود به ۱۰ زیر مجموعه مساوی تقسیم می شود. همچنین مجموعه داده به دو نمونه آموزش و آزمایش تقسیم می‌شود. هر تکرار با ۹ زیر مجموعه که نقش مجموعه داده آموزشی را ایفا می کنند آغاز می شود و آخرین زیر مجموعه به عنوان مجموعه داده آزمایشی در نظر گرفته می شود. این روش ۱۰ بار تکرار می شود تا هر یک از ۱۰ مجموعه داده اولیه یک بار نقش مجموعه داده آزمایشی را ایفا کند. صحت پیش‌بینی کلی به عنوان میانگین در تمام ۱۰ گروه محاسبه می‌شود. استفاده از روایی متقابل، از بروز مشکل بیش‌برازش[۱۴] و مشکلات مربوط به نتایج برون‌نمونه‌ای[۱۵] جلوگیری می کند (آرلوت و سلیسس، ۲۰۱۰). روش اجرای پژوهش در شکل ۱ ارائه شده است:

شکل ۱: روش اجرای پژوهش



تجزیه و تحلیل

طبقه بندی درجه مدیریت سود اقلام تعهدی

در پژوهش حاضر، برای طبقه‌بندی درجه مدیریت سود اقلام تعهدی از گره گسسته‌سازی استفاده شده است. در این گره، از تکنیک میانگین و انحراف معیار برای گسسته‌سازی استفاده می‌شود که به این صورت عمل می‌کند: از مجموعه نمونه‌ها که در اینجا مدیریت سود است، میانگین و انحراف معیار آن‌ها را محاسبه می‌کند و سپس در مرحلهٔ اول یک درجه از مقدار انحراف معیار را به مقدار میانگین اضافه می‌کند. مقدار میانگین به علاوه یک درجه انحراف معیار را به عنوان سقف (مدیریت سود بسیار به سمت بالا) در نظر می‌گیریم و در مرحله دوم، یک درجه از مقدار انحراف معیار را از مقدار میانگین کم می‌کند، مقدار میانگین منهای یک درجه انحراف معیار را به عنوان کف (مدیریت سود بسیار به سمت پایین) در نظر می‌گیریم. با این حال، مقداری از مدیریت سود که بین سقف و کف باشد، رفتار مدیریت سود جزئی (اندک) تلقی می‌شود. آمار توصیفی مدیریت سود در جدول ۳ و فواصل طبقه‌بندی مدیریت سود اقلام تعهدی در نگاره ۴ ارائه شده‌اند.

جدول ۳- آمار توصیفی مدیریت سود اقلام تعهدی

میانگین	انحراف معیار	میانگین + انحراف معیار	میانگین - انحراف معیار
-۰/۰۰۵۳	۰/۱۳۸۶	۰/۱۳۳۳	-۰/۱۴۳۹

جدول ۴- فواصل طبقه بندی مدیریت سود اقلام تعهدی

بر چسب	فاصله طبقه بندی	نام طبقه بندی	تعداد مشاهدات
-۱	مدیریت سود بسیار رو به پایین (مدیریت سود کاهنده)	DA <-۰/۱۴۳۹	۱۷۳
۰	مدیریت سود جزئی	-۰/۱۴۳۹ < DA< ۰/۱۳۳۳	۱۱۱۸
۱	مدیریت سود بسیار رو به بالا (مدیریت سود افزاینده)	DA > ۰/۱۳۳۳	۱۷۳

به این ترتیب سه سطح مدیریت سود (۱، ۰، ۱-) به عنوان برچسب خروجی طبق جدول (۴) تعیین می‌شود. پس از طبقه بندی اقلام تعهدی، به سراغ غربالگری متغیرهای پژوهش می‌رویم.

انتخاب متغیرهای پیش‌بین بهینه

در این پژوهش در مرحله دوم، از روش‌های انتخاب ویژگی بهینه سازی ازدحام ذرات و ریلیف برای کاهش ابعاد داده‌ها و به دست آوردن متغیرهای مستقل با اهمیت استفاده گردید. هر دو روش مذکور برای هریک از ویژگی‌ها وزنی را تعیین می‌کند و کلیه متغیرهای پیش‌بین را بر اساس وزن اختصاص یافته رتبه‌بندی می‌کند. در این پژوهش، مطابق با پژوهش‌های قبلی حداقل وزن ۰/۱۵ را به عنوان معیار انتخاب یک ویژگی در زیرمجموعه بهینه ویژگی ها با استفاده از روش ریلیف بکار گرفته شد (فلاح پور و همکاران، ۲۰۱۷؛ کوتانائی و همکاران، ۲۰۱۵؛ اورسکی و اورسکی، ۲۰۱۴؛ همامی و هندیجانی زاده، ۲۰۲۲). متغیرهای مستقل بهینه انتخاب شده با روش ریلیف به همراه وزن آن‌ها که حاکی از سطح اهمیت هر ویژگی می‌باشد، در جدول ۵ ارائه شده است بر این اساس و به منظور قابلیت مقایسه بهتر با روش ریلیف، از ۲۹ متغیر اول (بهتر) رتبه‌بندی شده در روش بهینه سازی ازدحام ذرات استفاده می‌شود که این متغیرها نیز به ترتیب وزن اختصاص یافته و رتبه در جدول ۶ ارائه شده است.

جدول ۵- وزن و رتبه ویژگی‌ها بر اساس روش ریلیف

ردیف	ویژگی	وزن اختصاص یافته
۱	Auditor expertise(تخصص حسابرس)	۰/۵۹۰
۲	(Auditor Size) اندازه حسابرس	۰/۵۴۸
۳	Financial Distress (درماندگی مالی)	۰/۵۲۴
۴	(OPINION) اظهار نظر حسابرس	۰/۵۰۴
۵	Operating cash flow ratio	۰/۵۰۱
۶	CEO financial expertise	۰/۴۹۰
۷	GOVer FIMR	۰/۴۵۷
۸	FCF (جریان نقد آزاد)	۰/۴۲۷
۹	GOVERNENT Ownership	۰/۳۹۵
۱۰	Controlling ownership (مالکیت کنترلی)	۰/۳۸۶
۱۱	Institutional ownership (سهامداران نهادی)	۰/۳۲۸
۱۲	Capital-intensive activities (سرمایه بر بودن فعالیت)	۰/۳۲۲
۱۳	SHARVAR (فعالیت‌های تامین مالی)	۰/۲۹۸

۱۴	CEO changes (تغییر مدیریت)	۰/۲۸۹
۱۵	Change of auditor(تغییر حسابرس)	۰/۲۷۲
۱۶	AGE	۰/۲۵۵
۱۷	Family firms	۰/۲۵۳
۱۸	Board gender diversity (تنوع جنسیتی هیات مدیره)	۰/۲۴۷
۱۹	CEO Ownership	۰/۲۴۶
۲۰	Debt ratio	۰/۲۴۳
۲۱	Concentration Ownership Number	۰/۲۰۲
۲۲	WC/TA	۰/۱۹۵
۲۳	(ROA) بازده دارایی	۰/۱۸۵
۲۴	(Total assets turnover) گردش مجموع دارایی‌ها	۰/۱۸۳
۲۵	Liquidity rating(رتبه نقد شوندگی شرکت)	۰/۱۸۲
۲۶	Loss	۰/۱۸۲
۲۷	Concentration Ownership (سهامداران عمده)	۰/۱۸۱
۲۸	(ROE) بازده سرمایه	۰/۱۷۳
۲۹	(Total assets growth rate)نرخ رشد مجموع دارایی‌ها	۰/۱۶۳

جدول ۶- وزن و رتبه ویژگی‌ها بر اساس روش بهینه سازی ازدحام ذرات

ردیف	ویژگی	وزن اختصاص یافته
۱	AC_size (اندازه کمیته حسابرسی)	۱
۲	(ROE) بازده سرمایه	۰/۹۵۸
۳	Operating profit margin growth	۰/۹۵۲
۴	(competition market) رقابت در بازار محصول	۰/۹۲۷
۵	(Total assets turnover) گردش مجموع دارایی‌ها	۰/۹۱۶
۶	(FCF) جریان نقد آزاد	۰/۹۰۲
۷	Profit margin	۰/۸۸۹
۸	Controlling ownership (مالکیت کنترلی)	۰/۸۵۵
۹	Board Size (اندازه هیات مدیره)	۰/۸۴۵
۱۰	(OPINION) اظهار نظر حسابرس	۰/۸۲۷

۱۱	(SMOOTH) نسبت کیفیت	۰/۸۰۲
۱۲	(ROA) بازده دارایی‌ها	۰/۷۹۴
۱۳	اندازه شرکت (Size)	۰/۷۸۹
۱۴	Operating expenses ratio	۰/۷۶۲
۱۵	FAMILY PERCENT	۰/۷۶۰
۱۶	(ROAgrowth rate) نرخ رشد بازده دارایی‌ها	۰/۷۴۳
۱۷	CEO financial expertise	۰/۷۴۲
۱۸	(Accounts receivable turnover) گردش حسابهای دریافتنی	۰/۷۲۵
۱۹	Equity growth rate	۰/۷۱۵
۲۰	(Auditor tenure) دوره تصدی حسابرس	۰/۶۸۹
۲۱	AGE	۰/۶۶۸
۲۲	(Inventory turnover) گردش موجودی‌ها	۰/۶۵۰
۲۳	Board Ind (استقلال هیات مدیره)	۰/۶۴۴
۲۴	GOVERNENT Ownership	۰/۶۳۵
۲۵	(Auditor Size) اندازه حسابرس	۰/۶۳۱
۲۶	Family firms	۰/۶۲۴
۲۷	(Change of auditor) تغییر حسابرس	۰/۶۲۱
۲۸	Earnings per share	۰/۵۷۷
۲۹	Current ratio	۰/۵۷۹

همان‌طور که در جداول ۵ و ۶ مشاهده می‌شود برخی از متغیرهای بهینه انتخاب شده از جمله ویژگی‌های مربوط به حسابرس، ویژگی‌های مربوط به ساختار مالکیت شرکت‌ها، نسبت‌های مالی از جمله جریان نقد آزاد، بازده دارایی‌ها، بازده سرمایه، گردش مجموع دارایی‌ها با استفاده از دو روش انتخاب ویژگی وجود دارد. بنابراین سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و حسابرسان باید توجه زیادی به ویژگی‌های حسابرس و ساختار مالکیت شرکت‌ها در پیش‌بینی مدیریت سود داشته باشند. این در حالی است که در پژوهش‌های قبلی انجام شده در حوزه پیش‌بینی مدیریت سود اغلب به نسبت‌های مالی توجه شده است.

نتایج آزمون فرضیه‌ها

فرضیه اول

بر اساس فرضیه اول پژوهش پیش بینی می‌شود عملکرد پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها بر اساس الگوی روش انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف نسبت به روش انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات بهتر باشد.

در ادامه به منظور آزمون فرضیه اول نتایج هریک از روش‌های ارائه شده در جداول ۷ و ۸ را به طور جداگانه با هم مقایسه می‌کنیم. به منظور مقایسه نتایج هریک از روش‌ها از صحت پیش‌بینی، خطای نوع اول و خطای نوع دوم استفاده می‌شود.

جدول ۷- میانگین عملکرد روش‌های مختلف پیش‌بینی با استفاده از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف

روش پیش‌بینی / معیار عملکرد	DT	DL	Knn	AdaBoost- SVM	LR
صحت پیش بینی	۸۲/۹۹	۸۹/۶۲	۸۴/۶۳	۸۴/۴۳	**۸۲/٦٥**
دقت پیش بینی	۸۸/۱۲	۸۹/۹۴	۹۰/۹۸	۹۴/۳۵	**۸۰/۱۹**
پوشش	۵۳/۰۰	۷۴/۶۲	۵۷/۶۲	۵۶/۰۷	**٥٦/٤٣**
خطای نوع اول	۵/۵۰	۹/۹۱	۴/۵۱	۰	**۲۱/۳۸**
خطای نوع دوم	**۱۷/۹۳**	**۱۰/٤۷**	**۱٦/٤٥**	**۱٦/۹۳**	**۱٦/۹۲**

جدول ۸- میانگین عملکرد روش‌های مختلف پیش‌بینی با استفاده از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات

روش پیش‌بینی / معیار عملکرد	DT	DL	Knn	AdaBoost- SVM	LR
صحت پیش بینی	۸۱/۰۸	۸۶/۲۰	۸۳/۷۴	۸۰/۵۳	**۷۹/۷۱**
دقت پیش بینی	۸۹/۹۴	۸۳/۵۷	۸۸/۵۸	۷۹/۲۰	**۷٤/٦۲**
پوشش	۴۶/۹۵	۶۷/۱۰	۵۵/۴۵	۴۸/۶۷	**٤۷/۱۷**
خطای نوع اول	۲/۷۰	۱۶/۹۷	۶/۵۰	۲۰/۹۵	**۲٦/۲۱**
خطای نوع دوم	**۲۰/۲۸**	**۱۳/۲٤**	**۱۷/۱٦**	**۱۹/۳۵**	**۱۹/۸۳**

براساس جداول بالا با استفاده از روش درخت تصمیم، در حالت استفاده از متغیرهای انتخاب شده در روش مبتنی بر ریلیف و بهینه سازی ازدحام ذرات، صحت پیش بینی به ترتیب برابر با ۸۲/۹۹ و ۸۱/۰۸ می‌باشد. همچنین خطای نوع اول (خطای نوع دوم) نیز به ترتیب برابر با ۵/۵۰ (۱۷/۹۳) و ۲/۷۰ (۲۰/۲۸) است. بنابراین می‌توان ادعا کرد که در زمان استفاده از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر ریلیف، صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها در روش درخت تصمیم بهتر از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات می‌باشد.

براساس جداول ۷ و ۸ با استفاده از روش یادگیری عمیق، در حالت استفاده از متغیرهای انتخاب شده در روش مبتنی بر ریلیف و بهینه سازی ازدحام ذرات، صحت پیش بینی به ترتیب برابر با ۸۹/۶۲ و ۸۶/۲۰ می‌باشد. همچنین خطای نوع اول (خطای نوع دوم) نیز به ترتیب برابر با ۹/۹۱ (۱۰/۴۷) و ۱۶/۹۷ (۱۳/۲۴) است. بنابراین می‌توان ادعا کرد که در زمان استفاده از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر ریلیف، صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها در روش یادگیری عمیق بهتر از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات می‌باشد.

براساس جدول‌های یادشده با استفاده از روش K- نزدیکترین همسایه، در حالت استفاده از متغیرهای انتخاب شده در روش مبتنی بر ریلیف و بهینه سازی ازدحام ذرات ، صحت پیش بینی به ترتیب برابر با ۸۴/۶۳ و ۸۳/۷۴ می‌باشد. همچنین خطای نوع اول (خطای نوع دوم) نیز به ترتیب برابر با ۴/۵۱ (۱۶/۴۵) و ۶/۵۰ (۱۷/۱۶) است. بنابراین می‌توان ادعا کرد که در زمان استفاده از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر ریلیف، صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها در روش K- نزدیکترین همسایه بهتر از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات می‌باشد.

براساس جداول ۷ و ۸ با استفاده از روش یادگیری تجمیعی آدابوست ماشین بردار پشتیبان، در حالت استفاده از متغیرهای انتخاب شده در روش مبتنی بر ریلیف و بهینه سازی ازدحام ذرات، صحت پیش بینی به ترتیب برابر با ۸۴/۴۳ و ۸۰/۵۳ می‌باشد. همچنین خطای نوع اول (خطای نوع دوم) نیز به ترتیب برابر با ۰ (۱۶/۹۳) و ۲۰/۹۵ (۱۹/۳۵) است. بنابراین می‌توان ادعا کرد که در زمان استفاده از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر ریلیف، صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها در روش یادگیری تجمیعی آدابوست

ماشین بردار پشتیبان بهتر از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات می‌باشد.

براساس جداول ۷ و ۸ با استفاده از روش رگرسیون لجستیک، در حالت استفاده از متغیرهای انتخاب شده در روش مبتنی بر ریلیف و بهینه سازی ازدحام ذرات، صحت پیش بینی به ترتیب برابر با ۸۲/۶۵ و ۷۹/۷۱ می‌باشد. همچنین خطای نوع اول (خطای نوع دوم) نیز به ترتیب برابر با ۲۱/۳۸ (۱۶/۹۲) و ۲۶/۲۱ (۱۹/۸۳) است. بنابراین می‌توان ادعا کرد که در زمان استفاده از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر ریلیف، صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها در روش رگرسیون لجستیک بهتر از متغیرهای پیش‌بین انتخاب شده با روش مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات می‌باشد.

با توجه به عملکرد بهتر کلیه روش‌های پیش بینی مدیریت سود با استفاده از متغیرهای انتخاب شده در روش مبتنی بر ریلیف نسبت به روش بهینه سازی ازدحام ذرات، فرضیه اول پژوهش، مبنی بر بهتر بودن عملکرد پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها بر اساس الگوی روش انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف نسبت به روش انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات، تأیید می‌شود. نکته دیگری که می‌توان به آن اشاره کرد این است که خطای نوع اول در روش‌های پیش‌بینی از خطای نوع دوم کمتر است. به عبارت دیگر، روش‌های پیش‌بینی، مدیریت سود اقلام تعهدی بسیار رو به بالا یا پایین را کمتر به‌اشتباه در وضعیت مدیریت سود نسبتاً جزئی طبقه‌بندی می‌کنند.

فرضیه دوم

بر اساس فرضیه دوم پژوهش پیش بینی می‌شود صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بهتر از رگرسیون لجستیک باشد.

به منظور آزمون فرضیه دوم به مقایسه و ارزیابی عملکرد روش‌های لجستیک و یادگیری ماشین در پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از ترکیب روش‌های انتخاب ویژگی در ۱۰ حالت (بر اساس ۲ روش انتخاب ویژگی، ۴ روش یادگیری ماشین و رگرسیون لجستیک) پرداخته شد. جدول ۹ نشان دهنده رتبه روش‌های ترکیبی مورد استفاده می‌باشد.

جدول ۹- مقایسه و ارزیابی عملکرد روش‌های لجستیک و یادگیری ماشین

رتبه	روش ترکیبی	صحت پیش‌بینی	خطای نوع اول	خطای نوع دوم
۱	Relife- DL	۸۹/۶۲	۹/۹۱	۱۰/۴۷
۲	PSO - DL	۸۶/۲۰	۱۶/۹۷	۱۳/۲۴
۳	Relife- Knn	۸۴/۶۳	۴/۵۱	۱۶/۴۵
۴	Relife- AdaBoost SVM	۸۴/۴۳	۰	۱۶/۹۳
۵	PSO - Knn	۸۳/۷۴	۶/۵۰	۱۷/۱۶
۶	Relife- DT	۸۲/۹۹	۵/۵۰	۱۷/۹۳
۷	Relife- LR	۸۲/۶۵	۲۱/۳۸	۱۶/۹۲
۸	PSO - DT	۸۱/۰۸	۲/۷۰	۲۰/۲۸
۹	PSO - AdaBoost SVM	۸۰/۵۳	۲۰/۹۵	۱۹/۳۵
۱۰	PSO - LR	۷۹/۷۱	۲۶/۲۱	۱۹/۸۳

همانطورکه در جدول ۹ مشاهده می‌شود، روش ترکیبی Relife- DL بالاترین میانگین صحت پیش‌بینی (۸۹/۶۲) با خطای نوع اول (۹/۹۱) و خطای نوع دوم (۱۰/۴۷) را در میان سایر روش‌های ترکیبی مختلف دارد و به عنوان بهترین روش برای پیش بینی مدیریت سود پیشنهاد می‌شود. رتبه ۲ در روش‌های ترکیبی متعلق به روش PSO - DL با میانگین صحت پیش‌بینی (۸۶/۲۰) با خطای نوع اول (۱۶/۹۷) و خطای نوع دوم (۱۳/۲۴) می‌باشد. همچنین پیش بینی مدیریت سود با استفاده از روش رگرسیون لجستیک به جز در ۲ حالت (روش ترکیبی PSO – DT و PSO - AdaBoost SVM) پایین‌ترین صحت پیش‌بینی را دارا می‌باشد. به عبارت دیگر می‌توان ادعا کرد صحت پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بهتر از رگرسیون لجستیک می‌باشد. بنابراین فرضیه دوم پژوهش، مبنی بر بهتر بودن عملکرد روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی مدیریت سود، تأیید می‌شود. نکته دیگری که در جدول ۹ می‌توان مشاهده نمود این است روش یادگیری عمیق و K- نزدیکترین همسایه با استفاده از هر دو روش انتخاب ویژگی به ترتیب بالاترین صحت پیش‌بینی را ارائه می‌دهند.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف از این پژوهش ارائه الگوی تشخیص مدیریت سود از طریق ارزیابی و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی روش‌های یادگیری ماشین (از جمله درخت تصمیم، k- نزدیک‌ترین همسایه، یادگیری عمیق و روش تجمیعی آدابوست ماشین بردار پشتیبان) و روش رگرسیون لجستیک است. همچنین این پژوهش به انتخاب ویژگی برای شناسایی بهینه ترین ویژگی‌ها برای استفاده در مدل پیش‌بینی متکی است. با تکنیک انتخاب ویژگی بررسی شد که کدام ویژگی‌ها در پیش‌بینی مدیریت سود کارآمدتر است و کدام تکنیک انتخاب ویژگی، انتخاب ویژگی بهینه تری ارائه می‌دهد. برای دستیابی به هدف فوق، دو فرضیه تدوین گردید.

بر اساس فرضیه یک مشاهده شد عملکرد روش‌های پیش بینی مدیریت سود شرکت‌ها بر اساس الگوی انتخاب ویژگی مبتنی بر ریلیف نسبت به الگوی انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات بهتر می‌باشد. این نتیجه در کلیه روش‌های پیش‌بینی (درخت تصمیم، یادگیری عمیق، K- نزدیکترین همسایه، یادگیری تجمیعی آدابوست ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک) مورد تایید قرار گرفت. این نتایج با یافته‌های همامی و هندیجانی زاده (۲۰۲۲) مطابقت ندارد و دلیل این امر می‌تواند به جامعیت متغیرهای مورد استفاده در پژوهش حاضر مربوط باشد چرا که در پژوهش همامی و هندیجانی زاده (۲۰۲۲) فقط به متغیرهای نسبت مالی توجه شده است. همچنین نتایج انتخاب ویژگی بر اساس الگوی ریلیف حاکی از آن بود مهم ترین ویژگی‌ها برای پیش بینی در وهله اول مربوط به ویژگی‌های حسابرس و بعد از آن مربوط به ویژگی‌های ساختار مالکیت شرکت‌ها می‌باشد. در وهله بعدی متغیرهای مربوط به ویژگی نسبت‌های مالی حائز اهمیت می‌باشند. به بیان دیگر، سرمایه‌گذاران باید توجه زیادی به ویژگی‌های حسابرس و ساختار مالکیت شرکت‌ها در پیش بینی مدیریت سود داشته باشند. همچنین به سازمان بورس و اوراق بهادار پیشنهاد می‌شود به ساختار مالکیت شرکت‌ها و ویژگی‌های حسابرس از جمله تخصص در صنعت و اندازه آن توجه ویژه نمایند. این در حالی است که در پژوهش‌های قبلی انجام شده در حوزه پیش بینی مدیریت سود از جمله همامی و هندیجانی زاده (۲۰۲۲)، چن و شن (۲۰۲۰)، چن و همکاران (۲۰۱۵)، نجاری و همکاران (۲۰۱۴)، قادری و همکاران (۱۳۹۷)، کاردان و همکاران (۱۳۹۶)، آرسته و نصیرزاده (۱۳۹۵)، کردستانی و همکاران (۱۳۹۲) اغلب به نسبت‌های مالی توجه شده است.

بر اساس فرضیه دوم، نتایج پژوهش حاکی از برتری کلیه روش‌های یادگیری ماشین نسبت به رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مدیریت سود است. این نتایج، منطبق با انتظار و با یافته‌های پژوهش‌های خارجی همامی و هندیجانی زاده (۲۰۲۲)، چن و شن (۲۰۲۰)، دبوک و زارئور (۲۰۱۷)، نجاری و همکاران (۲۰۱۴)، ازازی و همکاران (۲۰۱۳)، هنریک هاگلند (۲۰۱۲)، تسای و چیو (۲۰۰۹) و با پژوهش‌های داخلی قادری و همکاران (۱۳۹۷)، صالحی و فرخی پیله رود (۱۳۹۷)، کاردان و همکاران (۱۳۹۶)، گرد و همکاران (۱۳۹۴) و کردستانی و همکاران (۱۳۹۲) هماهنگ است. مضافا نتایج بیانگر این است روش یادگیری عمیق و K- نزدیکترین همسایه با استفاده از هر دو روش انتخاب ویژگی به ترتیب بالاترین صحت پیش‌بینی را ارائه می‌دهند، که هر دو روش یادگیری عمیق و K- نزدیکترین همسایه برای اولین بار در ایران در راستای پیش‌بینی مدیریت سود مورد استفاده قرار گرفته است.

یافته‌های این پژوهش می‌تواند تشخیص مدیریت سود را برای سرمایه‌گذاران شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار و کاربران صورت‌های مالی با بهبود دقت پیش‌بینی مدیریت سود تسریع کند. از این رو، به سرمایه‌گذاران توصیه می‌شود متغیرهای مهم مالی و غیرمالی ارائه شده با استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی به‌عنوان شاخص‌های تشخیص برای دست‌کاری سود را جهت تصمیم‌گیری در زمینه سرمایه‌گذاری خود مد نظر قرار دهند. همچنین، به سرمایه‌گذاران پیشنهاد می‌شود در هنگام تصمیم‌گیری بر اساس صورت‌های مالی، مدیریت سود را با توجه به انگیزه‌های مدیریت، موردتوجه قرار دهند تا منجر به کاهش ریسک‌ها و زیان‌های سرمایه‌گذاری و افزایش مزایای سرمایه‌گذاری شود. همچنین، یافته‌ها می‌تواند برای پرسنل حسابرسی (حسابرسان داخلی و خارجی) جالب باشد زیرا آنها می‌توانند از چنین مدل‌های پیش‌بینی برای تکمیل روش‌های تحلیلی و حسابرسی خود در هنگام تلاش برای شناسایی هر نوع فعالیت مدیریت سود با توجه به سهولت، هزینه کمتر و دقت بالاتر استفاده کنند. تکنیک های مبتنی بر یادگیری ماشین می تواند کارایی نظارت آنها را بهبود بخشد. بنابراین به پرسنل حسابرسی و موسسات حسابرسی توصیه می‌شود موضوع مدیریت سود و انگیزه‌های مدیران جهت دستکاری سود را مورد توجه قرار دهند و در تدوین برنامه‌های حسابرسی و اجرای روشهای آن با استفاده از معیارهای مالی ارائه شده در پژوهش به گونه‌ای مناسب احتمال مدیریت سود را مد نظر قرار دهند و با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین از افشای ناکافی و یا حتی گمراه‌کننده شرکت‌ها با

استفاده گسترده از مدیریت سود در گزارشگری مالی جلوگیری کنند.

پژوهش حاضر همچنین برای سرمایه گذاران، اعتباردهندگان و قانون گذاران مورد علاقه خواهد بود. استفاده از روش های داده کاوی به سرمایه گذاران در شناسایی مدیریت سود بالقوه می‌تواند کمک کند تا (الف) هیئت مدیره را برای بررسی بیشتر در وظایف نظارتی خود تحت فشار قرار دهند و (ب) از سهامی که به طور بالقوه ممکن است به سمت افت قیمت در هنگام شناسایی عمومی مدیریت سود پیش بروند، اجتناب کنند. از طرفی، اعتباردهندگان می‌توانند از این روش‌ها برای کمک به آنها در ارزیابی پروفایل ریسک اعتباری وام گیرندگان و احتمال نکول استفاده کنند.

در نهایت این پژوهش می‌تواند مرجعی برای افراد درگیر در تحقیقات دانشگاهی مرتبط با مدیریت سود، مدیران شرکت‌ها، انجمن حسابداران خبره، حسابداران رسمی و حسابرسان، و تحلیلگران اوراق بهادار باشد. بطور کلی، نتایج پژوهش عبارتند از: ۱. ارائه متغیرهای مهم مالی و غیر مالی به عنوان شاخص های تشخیص برای دستکاری سود. ۲. ارائه یک الگوی دقیق و موثر / با دقت بالا برای تشخیص مدیریت سود شرکت‌ها با استفاده از روش های یادگیری ماشین ترکیبی.

یادداشت‌ها

1. Filtering
2. Wrapper
3. particle swarm optimization (PSO)
4. Recurrent Neural Networks (RNN)
5. Convolutional Neural Networks (CNN)
6. Long Short Term Memory (LSTM)
7. Deep Belief Networks (DBN)
8. Deep Neural Networks (DNN)
9. Deep Reinforcement Learning (DRL)
10. *True* extremely upward or downward
11. False extremely upward or downward
12. True moderately upward or downward
13. False moderately upward or downward
14. Overfitting
15. Out-of- Sample

منابع

احمدپور، احمد، اصابت طبری، عصمت، و طالب تبار آهنگر، میثم (۱۳۹۴). رابطهٔ بین کیفیت سود و دورهٔ تصدی مدیرعامل. *پژوهش‌های تجربی حسابداری*، ۵(۴)، ۱-۱۴.

آرسته، قاسم، نصیرزاده، فرزانه. (۱۳۹۵). مقایسهٔ دقت الگوریتم‌های تخمینگر بردار پشتیبان، تخمینگر حداقل درجه و شبکه عصبی فازی در کشف مدیریت سود. *پژوهش های تجربی حسابداری*،

۶ (۴)، ۱۱۶-۹۵.

آزادی، فرهاد، قنبری، مهرداد، جمشیدی نوید، بابک، مسعودی، جواد. (۱۴۰۰). به‌کارگیری پدیده تونلینگ جهت افزایش توانایی پیش‌بینی مدیریت سود در مدل بنیش بر مبنای تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات. *چشم انداز مدیریت مالی*، ۱۱ (۳۳)، ۱۳۹-۱۷۱.

پورعلی، محمدرضا و کوچکی تاجانی، محدثه. (۱۳۹۹). مقایسه دقت پیش بینی دستکاری سود شرکت ها با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری و الگوریتم ژنتیک، اولین کنفرانس بین المللی چالش ها و راهکارهای نوین در مهندسی صنایع و مدیریت و حسابداری،ساری، https://civilica.com/doc/1045469

حسینی، سید محسن و رشیدی، زینب . (۱۳۹۲). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک. *پژوهش های حسابداری مالی*، ۵(۳)، ۱۰۵-۱۲۸.

حسینعلی‌نژاد، مرتضی، هاشمی، سید محمدحسن، جعفری، علی. (۱۴۰۳). کاربرد الگوریتم ژنتیک، ازدحام ذرات و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دستکاری سود. *دانش سرمایه‌گذاری* ۵۲ (۱۳)، ۶۳۰-۶۱۳.

حقیقت, حمید و شهسواریان, سعید. (۱۳۹۵). توانایی کشف مدیریت سود مبتنی بر اقلام تعهدی بر مبنای منطق فازی. *دانش حسابداری مالی*, ۳(۳)، ۷۵-۹۵.

دارابی، رویا، و اژدری، فاطمه (۱۳۹۷). بررسی رابطهٔ نظام راهبری و ویژگی‌های حسابرسی با مدیریت سود واقعی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. حسابداری و منافع اجتماعی، ۸(۲)، ۱-۲۱.

ستایش، محمد حسین و کاظم نژاد، مصطفی . (۱۳۹۸). بررسی سودمندی روش های کاهش متغیرها در پیش بینی بازده سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *مطالعات تجربی حسابداری مالی*، ۱۶(۶۳)، ۸۳-۱۰۷.

صالحی، مهدی، فرخی پیله رود، لاله. (۱۳۹۷). پیش بینی مدیریت سود با استفاده از شبکه عصبی و درخت تصمیم. *پژوهش های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۱۰ (۳۷)، ۱-۲۴.

قادری، اقبال، امینی، پیمان، نوروش، ایرج، محمدی، عطا. (۱۳۹۷). تبیین الگوی اندازه گیری مدیریت سود با استفاده از روش ترکیبی هوشمند شبکه های عصبی و الگوریتم های فراابتکاری(ژنتیک و ازدحام ذرات). *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۹ (۳۶)، ۹۹-۱۲۷.

قادری، اقبال، امینی، پیمان، محمدی ملقرنی، عطا، و نوروش، ایرج. (۱۳۹۷). بررسی دقت شبکه های

عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان در پیش بینی مدیریت سود. *حسابداری مالی*، ۱۰(۳۹)، ۸۲-۱۱۰.

قلی‌پور خانقاه، مهدی، جعفرپور، هومن، و صارمی‌نیا، مهسا (۱۴۰۰). ارتباط کیفیت حسابرسی و مدیریت سود در شرکت های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *دانش حسابداری و حسابرسی مدیریت*، ۱۰(۴۰)، ۳۷۹-۳۹۰.

کاردان، بیتا؛ قره خانی، بیتا؛ صالحی، مهدی؛ منصوری، مرتضی .(۱۳۹۶). بررسی دقت الگوریتم‌های خطی تکاملی BBO – و icde و الگوریتم‌های غیر خطی CVR و CARTدر پیش‌بینی سود. *پژوهش‌های حسابداری مالی*، ۹ (۳۱)، ۹۵-۷۷.

کامیابی یحیی، نورعلی مهدیه. (۱۳۹۵). بررسی اثر میانجی محافظه‌کاری حسابداری بر رابطه بین عدم‌تقارن اطلاعات و مدیریت سود در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *حسابداری مالی*. ۸ (۲۹) :۱-۲۶.

کردستانی, غلامرضا, معصومی, جواد, بقائی, وحید. (۱۳۹۲). پیش بینی سطح مدیریت سود با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. *پیشرفت‌های حسابداری*, ۵(۱), ۱۶۹-۱۹۰.

گرد، عزیز، وقفی، سید حسام، حبیب زاده بایگی، سید جواد، خواجه زاده، سارا. (۱۳۹۴). مقایسه دقت پیش بینی مدیریت سود با استفاده از الگوریتم‌های مورچگان و غذایابی باکتری. *پژوهش های تجربی حسابداری*، ۵ (۱)، ۱۸۱-۲۰۳.

محمدیان حاجی کرد، امین، اصغرزاده زعفرانی، ملیحه، امام دوست، مصطفی. (۱۳۹۵). بررسی ریسک اعتباری مشتریان حقوقی با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان و مدل هیبریدی الگوریتم ژنتیک - مطالعه موردی بانک تجارت. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۲۷، ۱۷-۳۲.

میرغفوری، سیدحبیب اله، امین آشوری، زهره. (۱۳۹۴). ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان بانک ها. کاوش های مدیریت بازرگانی. ۷ (۱۳)، ۱۴۷-۱۶۶.

نمازی، محمد و ابراهیمی، شهلا . (۱۴۰۰). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در فرابورس و بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از ماشین بردار پشتیبان. *راهبرد مدیریت مالی*، ۹(۱)، ۱۳۲-۱۱۵.

Ahmad, J., H. Farman, and Z. Jan. (2019). Deep learning methods and applications. In Deep Learning: Convergence to Big Data Analytics; *SpringerBriefs in Computer Science*; Springer: Singapore, pp. 31–42.

Almadi, M., and P. Lazic. (2016). CEO incentive compensation and earnings management: The implications of institutions and

governance systems, *Management Decision*, Vol. 54 No. 10, pp. 2447-2461.

Almasarwah, A., K. Y. Aram, and Y. S. Alhaj-Yaseen. (2024). Identifying new earnings management components: a machine learning approach. *Accounting Research Journal*, *37*(4), 418-435.

Amani, F. A., and A. M. Fadlalla. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework.*International Journal of Accounting Information Systems*, 24,32–58.

Amel-Zadeh, A., J. P.Calliess, D. Kaiser, and S. Roberts. (2020). Machine learning-based financial statement analysis. Available at SSRN 3520684.

Arasteh, Gh., & Nassirzadeh, F. (2017). Capability of models support vector regression, least angle regression and adaptive neural fuzzy inference system for earnings management. *Empirical Research in Accounting*, 6(4), 95-116. [in Persian].

Arlot, S. and A. Celisse. (2010). A Survey of Cross-Validation Procedures for Model Selection, *Statistics Surveys*, 4, 40-79.

Attia, M.B.R., N. Lassoued, and A. Attia. (2016). Political costs and earnings management: evidence from Tunisia. *Journal of Accounting in Emerging Economies*, Vol. 6 No. 4, pp. 388-407.

Ayers BC, Jiang J, Yeung PE (2006) Discretionary accruals and earnings management: an analysis of pseudo earnings targets. *The Accounting Review*, 81(3):617–652.

Azadi, F., Ghanbari, M., Jamshidi Navid, B., & Masodi, J. (2021). Presenting the developed model of Benish by using tunneling phenomena based on artificial neural network technique and particle swarm optimization algorithm to identifying profit manipulating companies. *Financial Management Perspective*, 11(33), 139-171. [in Persian].

Baber, W.R., S. Chen, and SH. Kang. (2006). Stock price reaction to evidence of earnings management: Implications for supplementary financial disclosure. *Review of Accounting Studies*, 11(1), 5-19.

Bajra, U., & Cadez, S. (2018). The impact of corporate governance quality on earnings management: Evidence from European companies cross-listed in the US. *Australian Accounting Review*, *28*(2), 152–166.

Baker, T. A., Lopez, T. J., Reitenga, A. L., & Ruch, G. W. (2019). The influence of CEO and CFO power on accruals and real earnings management. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 52(1), 325-345.

Bao, Y., k. BIN, Y. YJ, and J. Zhang. (2020). Detecting accounting

fraud in publicly traded U.S. firms using a machine learning approach. *Journal of Accounting Research*, 58(1):199–235.

Booth, P., and A.K.D. Schulz. (2004). The impact of an ethical environment on managers' project evaluation judgments under agency problem conditions, *Accounting, Organizations and Society*, Vol. 29 Nos 5/6, pp. 473-488.

Bouaziz, D., Salhi, B., & Jarboui, A. (2020). CEO characteristics and earnings management: Empirical evidence from France. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 18, 77–110.

Breiman, L. (1996). "Bagging Predictors". *Machine Learning*, Vol. 24, No. 2, pp. 123-140.

Breiman, L. (2001). "Random Forests", *Machine Learning*. Vol.45, No. 1, pp. 5-32.

Chen. F. H., D. J. Chi , and Y. C. Wang . (2015). Detecting biotechnology industry's earnings management using Bayesian network principal component analysis back propagation neural network and decision tree, *Economic Modelling*, 46, 1-10.

Chen, FH., and Howard, H. (2016). An alternative model for the analysis of detecting electronic industries earnings management using stepwise regression, random forest, and decision tree. *Soft Computing.* 20, 1945–1960.

Chen . S. and Shen . Z.-D., (2020). An effective enterprise earnings management detection model for capital market development, *Journal of Economics, Management and Trade,* 26(4), 77-91.

Chen, Y.-J., Wu, C.-H., Chen, Y.-M., Li, H.-Y., and Chen, H.-K. (2017). Enhancement of fraud detection for narratives in annual reports.*International Journal of Accounting Information Systems*, 26,32–45.

Choi, A., Lee, E. Y., Park, S., & Sohn, B. C. (2022). The differential effect of accrual-based and real earnings management on audit fees: international evidence. *Accounting and Business Research,* 52(3), 254-290.

Cohen, D. A., Dey, A., & Lys, T. Z. (2008). Real and accrual-based earnings management in the pre-and post-Sarbanes-Oxley periods. *The Accounting Review*, 83(3), 757-787.

Cover, T.M. (1986). Rates of convergence for nearest neighbor procedures, in proceedings of the Hawaii *International Conference on System Sciences*, Univ. Hawaii Press, Honolulu, 413–415.

Danenas, P., and Garsva, G. (2015). Selection of support vector machines based classifiers for credit risk domain. *Expert systems with applications*, *42*(6), 3194-3204.

Davidson S, Stickney C, Weil R. (1987). Accounting: The language of business, 7th Ed. Sun Lakes, Ariz.: T. Horton.

Dbouk, B,. and Zaarour, I. (2017). Towards a machine learning approach for earnings manipulation detection," *Asian Journal of Business and Accounting*, 10 (2), 215-251.

Dechow, P. M., Hutton, A. P., Kim, J. H., and Sloan, R. G. (2012). Detecting earnings management: A new approach. *Journal of Accounting Research*, 50(2), 275–334.

Devroye, L. (1981). On the equality of Cover and Hart in nearest neighbor discrimination, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. lntell. 3: 75-78.

Devroye, L. and Wagner, T.J. (1982). Nearest neighbor methods in discrimination, in classification, pattern recognition and reduction of dimensionality, Handbook of Statistics, 2: 193–197. North-Holland, Amsterdam.

Doyle, J. T., Jennings, J. N., and Soliman, M. T. (2013). Do managers define non-GAAP earnings to meet or beat analyst forecasts? *Journal of Accounting and Economics*, 56(1), 40–56.

Du, X., Jian, W., & Lai, S. (2017). Do foreign directors mitigate earnings management? Evidence from China. *The International Journal of Accounting*, 52(2), 142–177.

Dyreng, S. D., Hillegeist, S. A., and Penalva, F. (2020). Earnings management to avoid debt covenant violations and future performance. *European Accounting Review*, *31*(2), 311–343.

Ezazi, M. E., Ghotbi, F. S., and Ghotbi, S. F. (2013). Predicting earning management using RBF, ICA, and SVM in firms listed in Tehran security exchange. *Asian Journal Of Management Research*, 4(1), 208-220.

Fallahpour, S., Lakvan, E. N., and Zadeh, M. H. (2017). Using an ensemble classifier based on sequential floating forward selection for financial distress prediction problem. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 34, 159–167.

Fallahpour, S., Zadeh, M. H., and Lakvan, E. N. (2014). Comparison of wrapper and filtering approaches for corporate failure prediction. In 2014 First International Conference on Networks and Soft Computing (ICNSC2014), pp. 427–431.

Fan, Y., Jiang, Y., Zhang, X., & Zhou, Y. (2019). Women on boards and bank earnings management: From zero to hero. Journal of Banking & Finance, 107, 105607.

Francis, B., Hasan, I., & Li, L. (2016). A cross-country study of legal-system strength and real earnings management. *Journal of Accounting and Public Policy*, 35(5), 477–512.

Freund, Y. and R. E. Schapire (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, *Journal of Computer and System Sciences*, Vol. 55, No. 1, pp. 119–139.

Ghaderi, I., Amini, P., Mohammadi Molqarni, A., & Noravesh, I. (2020). Explaining the profit management measurement model using the intelligent hybrid method of neural networks and meta-heuristic algorithms (genetics and particle swarm), *Financial engineering and securities management*, 9 (36), 99-127. [in Persian].

Ge, W., & Kim, J.-B. (2014). Real earnings management and the cost of new corporate bonds. *Journal of Business Research*, 67(4), 641–647.

Gerakos, J. (2012). Discussion of detecting earnings management: a new approach, *Journal of Accounting Research*, Vol. 50 No. 2, pp. 335-347.

Gord, A., Vaghfi, H., Habibzade, J., & Khajehzadeh, S. (2015). Comparing the accuracy of earnings management forecast using ant colony optimization algorithm and bacteria foraging algorithm. *Empirical Research in Accounting*, 5(1), 181-203. [in Persian].

Gramlich, J.D. and Sørensen, O. (2004). Voluntary management earnings forecasts and discretionary accruals: evidence from Danish IPOs. *European Accounting Review*, 13(2), 235-259.

Greenwood, R., Raynard, M., Kodeih, F., Micelotta, E.R. and Lounsbury, M. (2011). Institutional complexity and organizational responses, *Academy of Management Annals*, Vol. 5 No. 1 ,pp. 317-371.

Gupta, R., and Modise, M. P. (2012). South African stock return predictability in the context data mining: The role of financial variables and international stock returns. *Economic Modelling*, 29(3), 908–916.

Haga, J., Siekkinen, J., and Sundvik, D. (2015). A neural network approach to measure real activities manipulation. *Expert Systems with Applications*, 42(5), 2313–2322.

Haghighat, H., and Shahsavarian, S. (2016). The ability to explore the accrual-based earnings management based on fuzzy logic. *Financial Accounting Knowledge*, 3(3), 75-95. [in Persian].

Hammami, A.; and Hendijani Zadeh, M. (2022). Predicting earnings management through machine learning ensemble classifiers, Journal of Forecasting, 41(8), 1639-1660.

Harrell, A. and Harrison, P. (1994). An incentive to shirk, privately held information, and managers 'project evaluation decisions,

Accounting, Organizations and Society, Vol. 19 No. 7, pp. 569-577.
Healy, P. M. and Wahlen, J. M. (1999). A review of the earnings management literature and its implications for standard setting. *Accounting Horizons*, 13 (4), 365-383.
Hoglund, H,. (2012). Detecting earnings management with neural networks. *Expert Systems with Applications*, 39(10):9564–9570.
Holthausen,R.W. Larcker, D.F. and Sloan, R. G. (1995). Annual bonus schemes and the manipulation of earnings, Journal of accounting and economics, 19(1), 29-74.
Hosmer, D. and Lemeshow,W. S. Applied logistic regression, second ed., Wiley, 2000.
Hosseini, S. and Rashidi, Z. (2013). Bankruptcy prediction of companies listed corporations in Tehran Stock Exchange by using decision tree and logistic regression. *Financial Accounting Research*, 5(3), 105-128. [in Persian].
Huang, Y. P., and Yen, M. F. (2019). A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction. *Applied Soft Computing*, 83, 105663.
Hung, C. and Chen, J. H. (2009). A Selective Ensemble based on Expected Probabilities for Bankruptcy Prediction, *Expert Systems with Applications*, 36 (3), 5297–5303.
Hsu, MF, and Pai, PF,. (2013) Incorporating support vector machines with multiple criteria decision making for financial crisis analysis. *Quality and Quantity*, 47(7), 3481–3492.
Hsu, L.-Y., Horng, S.-J., He, M., Fan, P., Kao, T.-W., Khan, M. K., Run, R.-S., Lai, J.-L., and Chen, R.-J. (2011). Mutual funds trading strategy based on particle swarm optimization.*Expert Systems with Applications*, 38(6), 7582–7602.
Hsu, L.-Y., Horng, S.-J., Kao, T.-W., Chen, Y.-H., Run, R.-S., Chen, R.-J., Lai, J.-L., and Kuo, I.-H. (2010). Temperature prediction and TAIFEX forecasting based on fuzzy relationships and MTPSO techniques. *Expert Systems with Applications*, 37(4), 2756–2770.
Imandoust, S.B., and Bolandraftar, M. (2013). Application of K-Nearest neighbor (KNN) approach for predicting economic events: theoretical background. *Journal of Engineering Research and Applications*, 3 (5), 605-610.
Jan, CL. (2018). An effective financial statements fraud detection model for the sustainable development of financial markets: Evidence from Taiwan. *Sustainability*. 10, 1-14.
Janiesch, C.; Zschech, P.; Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electron*. Mark. 31, 685–695.
Jardin, P. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and

other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy, *Neurocomputing*, 73 (10-12), 2047-2060.

Jha, A. (2013).Earnings management around debt-covenant violations– An empirical investigation using a large sample of quarterly data. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 28(4), 369-396.

Kang, S. and Park, S. (2021). Artificial intelligence-based detection and prediction of corporate earnings management, Fintech with Artificial Intelligence, Big Data, and Blockchain, pp. 191-203.

Kardan, B., Salehi, M., Gharekhani, B., & Mansouri, M. (2017). The evaluation accuracy of BBO and ICDE as Linear- evolutionary algorithms and SVR and CART as non-linear algorithms to earnings management prediction. *Financial Accounting Research*, 9(1), 77-96. [in Persian].

Karhunen, J.; Raiko, T.; Cho, K. (2015). Unsupervised deep learning: A short review. In advances in independent component analysis and learning machines, pp. 125–142.

Kaviyameena, D., Kavitha, D., Maheswari, B.U., Sujatha, R. (2023). Application of machine learning models to improve the accuracy of earnings management prediction. Proceedings of 3rd International Conference on artificial intelligence: advances and applications. algorithms for intelligent systems. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-7041-2_4

Klein, A. (2002). Audit committee, board of director characteristics, and earnings management. *Journal of Accounting and Economics*, 33, 375-400.

Kordestani, G., Masomi, J., & Baghaee, V. (2013). Predicting earnings management level by using artificial neural networks. *Journal of Accounting Advances*, 5(1), 169-190. [in Persian].

Koskivaara, E. (2004). Artificial neural networks in analytical review procedures. Managerial Auditing Journal, 19(2), 191– 223.

Kothari, SP, Leone, AJ, and Wasley CE,. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. *Journal of Accounting and Economics*, 39(1), 163–197.

Koutanaei, F. N., Sajedi, H., and Khanbabaei, M. (2015). A hybrid data mining model of feature selection algorithms and ensemble learning classifiers for credit scoring.Journal of Retailing and Consumer Services, 27,11–23.

Kuo, I. H., Horng, S. J., Kao, T. W., Lin, T. L., Lee, C. L., Chen, Y. H., Pan, Y., and Terano, T. (2010). A hybrid swarm intelligence algorithm for the travelling salesman problem. Expert Systems, 27(3), 166–179.

Kuo, I.-H., Horng, S.-J., Kao, T.-W., Lin, T.-L., Lee, C.-L., Terano, T., and Pan, Y. (2009). An efficient flow-shop scheduling algorithm based on a hybrid particle swarm optimization model.Expert Systems with Applications, 36(3), 7027–7032.

Kury, K.W. (2007). Decoupled earnings: an institutional perspective of the consequences of maximizing shareholder value, Accounting Forum, Vol. 31 No. 4, pp. 370-383.

Lassoued, N., Attia, M. B. R., & Sassi, H. (2017). Earnings management and ownership structure in emerging market: Evidence from banking industry. Managerial Finance, 43(10), 1117–1136.

Li, H., Li, C.-J., Wu, X.-J., and Sun, J. (2014). Statistics-based wrapper for feature selection: An implementation on financial distress identification with support vector machine. Applied Soft Computing, 19,57–67.

Li, X., Wang, L., and Sung, E. (2008). AdaBoost with SVM-based component classifiers. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 21(5):785-795.

Lilien, S., Sarath, B. and Yan, Y. (2020), Fair value accounting, earnings management, and the case of bargain purchase gain, *Asian Review of Accounting*, Vol. 28 No. 2, pp. 229-253.

Lima, R. F., and Pereira, A. C. (2016). Feature selection approaches to fraud detection in e-payment systems. International Conference on Electronic Commerce and Web Technologies, 16, 111–126.

Lopez, D. M., & Vega, J. J. (2019). Evaluating the effect of industry specialist duration on earnings management. *Advances in Accounting*, 45, 100412.

Matin, R. Hansen, C. Hansen, C. and Mølgaard, P. (2019). Predicting distresses using deep learning of text segments in annual reports, *Expert Systems with Applications*, 132, pp.199–208.

Mirghafouri, S. H. and Amin, Z. (2015). Presenting a model for measuring credit risk of bank customers using data mining approach. *Journal of Business Administration Researches*, 7(13), 247-266. [in Persian].

Myers, J. N., Myers, L. A., & Skinner, D. J. (2007). Earnings momentum and earnings management. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 22(2), 249-284.

Najari, M. Bishak, A, H,. Rezaie Pazhand, P,. and Habibzadeh Baygi, S, J. (2014). Forecasting of earning management by support vector machine: Case study in Tehran Exchange Stock. *Middle-East Journal of Scientific Research*, 19 (7), 1007-1017.

Namazi, M. and Ebrahimi, S. (2021). Financial distress prediction of

the Listed Companies on Tehran Stock Exchange (TSE) and Iran Fara Burse (IFB) using support vector machine. *Financial Management Strategy*, 9(1), 115-132. [in Persian].

Namazi, M., and Maharluie, M. S. (2015). Detecting earnings management via statistical and neural network techniques. *International Journal of Economics and Management Engineering*, 9(7), 2020-2528.

Nan, X, Sun, X, Li, Y, and Hou, T,. (2012). Weighted-support vector machine based earnings management detection during IPOs. *J Inf Computat Sci*, 9(9), 2607–2617.

Ninh, P. V. B. Do Thanh, T. and Hong, D. V. (2018). Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in Vietnam, *Economic Systems*, 42(4), pp.616-624.

Oreski, S., and Oreski, G. (2014). Genetic algorithm-based heuristic for feature selection in credit risk assessment. *Expert Systems with Applications*, 41(4), 2052–2064.

Perry, S.E. and Williams, T.H. (1994). Earnings management preceding management buyout offers. *Journal of Accounting and Economics*, 18(2), 157-179.

Poonawala, S. H., and Nagar, N. (2019). Gross profit manipulation through classification shifting. *Journal of Business Research*, 94, 81-88.

Pyo, G., & Lee, H.-Y. (2013). The association between corporate social responsibility activities and earnings quality: Evidence from donations and voluntary issuance of CSR reports. *Journal of Applied Business Research*, 29(3), 945–962.

Qingling, T., C. Huifa, and L. Zhijun. (2016). How to measure country-level financial reporting quality? *Journal Financial Reportting and Accounting*, 14(2): 230-265.

Rahman, R. A., Masrom, S., Zakaria, N. B., Nurdin, E., & Abd Rahman, A. S. (2021). Prediction of earnings manipulation on Malaysian listed firms: A comparison between linear and tree-based machine learning. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 11(8), 111-120.

Roychowdhury, S., (2006). Earnings management through real activities manipulation. *Journal of Accounting and Economics*, 42 (3), 335–370.

Salehi, M., & Farrokhi Pilehroud, L. (2018). Predicting profit management using neural network and decision tree. Quarterly *Journal of Financial Accounting and Auditing Research*, 10 (37), 1-24. [in Persian].

Serrano-Cincaa, C., Gutiérrez-Nietoa, B., and Bernate-Valbuenab,

M. (2019). The use of accounting anomalies indicators to predict business failure. *European Management Journal*, 37, no. 3: 353-375.

Setayesh, M. H. and Kazemnezhad, M. (2019). The Usefulness of Variables (Dimension) Reduction Methods in Stock Returns of the Companies Listed on Tehran Stock Exchange. *Empirical Studies in Financial Accounting*, 16(63), 83-107. [in Persian].

Schipper, K., (1989). Commentary on earnings management. *Accounting Horizons*, 3(4), 91-102.

Schmidhuber, J. (2015). Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Netw*. 61, 85–117.

Shojaee, Z. , Shahzadeh Fazeli, S. A. , Abbasi, E. and Adibnia, F. (2021). Feature Selection based on Particle Swarm Optimization and Mutual Information. *Journal of AI and Data Mining*, 9(1), 39-44.

Sohn, B. C. (2016). The effect of accounting comparability on the accrual-based and real earnings management. *Journal of Accounting and Public Policy*, 35(5), 513-539.

Tian, S., Yu, Y., and Guo, H. (2015). Variable selection and corporate bankruptcy forecasts.Journal of Banking and Finance, 52,89–100.

Tort, L. P. (2013). Earnings management under IFRS and PGC. *Revista de Contabilidade Y Direccion*, 16(1), 161–185.

Tsai, C. F. (2009). Feature Selection in Bankruptcy Prediction, *Knowledge-Based Systems*, 22 (2), 120–127.

Tsai, C. F. and Y.J. Chiou (2009). Earnings Management Prediction: A Pilot Study of Combining Neural Networks and Decision Trees, *Expert Systems with Applications*, 36 (3), 7183–7191.

Veganzones, D., and Séverin, E. (2018). An investigation of bankruptcy prediction in imbalanced datasets. *Decision Support Systems*, 112, 111–124.

Veganzones, D., & Severin, E. (2025). Earnings management visualization and prediction using machine learning methods. *International Journal of Accounting Information Systems*, 56, 100743.

Viaene, S, Dedene, G, and Derrig, RA. (2005). Auto claim fraud detection using Bayesian learning neural networks. *Expert Systems with Applications*, 29 (3), 653-666.

Watts, R. and Zimmerman, J. (1986). Agency problems, auditing, and the theory of the firm: Some evidence, Journal of Law and Economics, 26 (3): pp. 613–633.

Wei, Z., Wang, Y., He, S., and Bao, J. (2017). A novel intelligent

method for bearing fault diagnosis based on affinity propagation clustering and adaptive feature selection.*Knowledge-Based Systems*, 116,1–12.

Zhang, Y., Perols, J., Robinson, D., and Smith, T. (2018). Earnings management strategies to maintain a string of meeting or beating analyst expectations. *Advances in Accounting*, vol. 43, pp. 46–55.

Zhao, E.Y., Fisher, G., Lounsbury, M. and Miller, D. (2017). Optimal distinctiveness: broadening the interface between institutional theory and strategic management, *Strategic Management Journal, Vol. 38 No. 1, pp. 93-113.*

Zimmerman, J. L. (2015). The role of accounting in the 21st century firm. *Accounting and Business Research*, 45(4), 1-25.