مجله‌ی پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز
دوره‌ی نهم، شماره‌ی دوم، پاییز و زمستان ۱۳۹۶، پیاپی ۷۳/۳، صفحه‌های ۱-۳۴
(مجله‌ی علوم اجتماعی و انسانی پیشین)

ارائۀ یک رویکرد محاسباتی نوین برای پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی، با استفاده از شیوه‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی (شواهدی از شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران)

دکتر شکراله خواجوی*
دانشگاه شیراز

مهرداد ابراهیمی**
دانشگاه شیراز

چکیده

رسوایی‌ها و شکست‌های شرکتی، اطمینان سرمایه‌گذاران به درست و منصفانه بودن حساب‌های واحدهای تجاری را مخدوش کرده است. تکنولوژی‌های مبتنی بر آمار و یادگیری ماشینی راهکاری اثربخش برای پیشگیری و کشف تقلب هستند؛ بنابراین در این پژوهش به بررسی این مسئله پرداخته می‌شود که آیا می‌توان از طریق شناسایی عوامل مرتبط با تقلب در صورت‌های مالی و با به‌کارگیری شیوه‌های داده‌کاوی، مدلی برای کشف تقلب در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران ارائه کرد؟ برای پاسخ‌گویی به این سؤال از ۱۹ علائم خطرِ اشاره‌شده در استاندارد حسابرسی ۲۴۰ به همراه شیوه‌های داده‌کاوی تحلیل مؤلفه‌های اساسی و خوشه‌بندی، برای تعیین شرکت‌های متقلب استفاده شد؛ سپس به‌منظور ارائۀ مدلی برای پیش‌بینی صورت‌های مالی متقلبانه، از ۴۰ متغیر مالی و غیرمالی به همراه شیوه‌های درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و روش بوستینگ استفاده شد. یافته‌های پژوهش بیان‌گر وجود شواهدی دال بر عملکرد مناسب مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی است.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی تقلب، تقلب در صورت‌های مالی، داده‌کاوی، بورس اوراق بهادار تهران.

---

* استاد حسابداری، ایران shkhajavi@gmail.com
** دانشجوی دکتری حسابداری، ایران mehrdadebrahimi66@gmail.com
تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۵/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۲/۲

۱. مقدمه

کارایی، نقد شوندگی، امنیت و سلامت بازارهای مالی برای رشد و شکوفایی اقتصاد ملت‌ها ضروری است. سرمایه‌گذاران تا آنجایی در بازارهای سرمایه مشارکت می‌کنند که به کیفیت، قابلیت اتکا و شفافیت اطلاعات مالی منتشرشدهٔ شرکت‌ها اطمینان داشته باشند. اطلاعات مالی باکیفیت در صورت‌های مالی را که شرکت‌های سهامی عام تهیه کرده‌اند و حسابرسان مستقل این اطلاعات را حسابرسی کرده‌اند، تا حد زیادی بر اعتماد سرمایه‌گذاران تأثیر می‌گذارد. پاسخ گویی و مسئولیت حسابرس برای جستجو، کشف و گزارشگری تقلب در صورت های مالی[1]، اهمیت و توجه زیادی بر بازسازی اطمینان سرمایه گذاران و اعتماد عمومی دارد (رضایی، ۲۰۱۰).

متأسفانه رسوایی‌ها و شکست‌های شرکتی اخیر، اطمینان سرمایه‌گذاران به درست و منصفانه بودن حساب‌های واحدهای تجاری را مخدوش کرده است. در بیشتر موارد گزارش‌شده، مدیریت از طریق دست‌کاری صورت‌های مالی شرکت برای انعکاس نتایج دلخواه خود به عموم، به کلاه‌برداری و پنهان ساختن آن مبادرت کرده است و به این دلیل امکان‌پذیر است که ماهیت گزارشگری مالی مستلزم قضاوت و برآورد در فرآیند تکمیل صورت‌های مالی است؛ همچنین در برخی از این موارد، حسابرسانی که انتظار می‌رفت استقلال داشته باشند و به اطلاعات افشاشده در حساب ها اعتبار بخشند، متهم شناخته شدند. اصلاحات حاکمیت شرکتی، شامل اصلاح قانون شرکت‌ها و استانداردهای حسابداری جدید، تلاش کرده‌اند تا برخی از راه‌های فرار شناسایی‌شده در تقلب‌های کشف‌شده را ببندند (اکیک، ۲۰۱۱).

تفاوت های اندکی از تعریف تقلب در صورت های مالی وجود دارد. جامعهٔ ممیزان رسمی تقلب۲، تقلب در صورت‌های مالی را اینچنین تعریف می‌کند: حذف یا ارائهٔ نادرستِ عمدی و آگاهانهٔ حقایق عمده یا داده‌های حسابداری به‌طور گمراه‌کننده که با در نظر گرفتن همهٔ اطلاعات در دسترس سبب می‌شود خواننده قضاوت یا تصمیم خود را تغییر دهد. تقلب در صورت‌های مالی ممکن است در عمل مستلزم این عوامل باشد: ۱- دست‌کاری ثبت‌های مالی؛ ۲- حذف عمدی رویدادها، معاملات، حساب ها و سایر اطلاعات مهمی که صورت های مالی بر اساس آن‌ها تهیه می‌شوند؛ ۳- کاربرد نادرست اصول حسابداری، سیاست‌ها و رویه‌های مورداستفاده برای اندازه‌گیری، شناسایی، گزارشگری و افشای معاملات تجاری. این نوع از تقلب اغلب به ورشکستگی، زیان‌های قابل‌توجه برای سهامداران و مشکلات حقوقی برای مؤسسات

حسابرسی منجر شده است (ژو و کپور، ۲۰۱۱). تقلب در صورت‌های مالی نه‌تنها اثر نامساعد فزاینده‌ای بر افراد سرمایه‌گذار بلکه بر ثبات اقتصاد جهانی گذاشته است.

کشف تقلب در صورت‌های مالی به چند دلیل دشوار است؛ نخست، اعضای گروه مدیریت که عمدتاً مرتکبین اصلی تقلب هستند، به طورمعمول تلاش زیادی برای پنهان ساختن تقلب در صورت‌های مالی انجام می‌دهند؛ دوم، به این دلیل که اعضای گروه مدیریت از اعتماد قابل‌توجهی برخوردار هستند، به‌راحتی کنترل‌های داخلی کلیدی را نقض می‌کنند و درنتیجه تقلب در صورت‌های مالی آسان‌تر و کشف آن سخت‌تر می‌شود؛ سوم، مرتکبین تقلب در صورت‌های مالی اغلب از تبانی و سندسازی برای ارتکاب و پنهان کردن تقلب استفاده می‌کنند و بیشترِ رویه‌های حسابرسی مستقل برای کشف چنین طرح‌هایی از تقلب طراحی نشده‌اند؛ چهارم، داده‌های صورت‌های مالی تا حد زیادی خلاصه و تجمیع شده‌اند که پنهان کردن تقلب را ساده‌تر و کشف آن را با استفاده از روش‌های مدل‌سازی آماری و تحلیلی سخت‌تر می‌کند (وایتینگ و همکاران، ۲۰۱۲).

رویکردهای جدیدی برای کشف تقلب وجود دارد؛ اما از داده‌کاوی۳ که هدف آن استخراج اطلاعات موردعلاقه از مجموعهٔ گسترده‌ای از داده‌ها است، به‌طور گسترده‌ای به‌عنوانِ ابزار تصمیم‌گیری فعال، استفاده می‌شود. این رویکرد باعث افزایش توجه پژوهش‌گران در غنی کردن داده‌ها، باهدف تسهیل کشف الگوهای موردعلاقه شده است (وایتینگ و همکاران، ۲۰۱۲). داده‌کاوی در یک سناریوی تجزیه‌وتحلیل اکتشاف که هیچ ایدهٔ از پیش تعیین‌شده‌ای در رابطه با عوامل تشکیل‌دهندهٔ نتیجهٔ موردعلاقه وجود ندارد، بسیار سودمند است. به‌کارگیری شیوه‌های داده‌کاوی برای طبقه‌بندی مالی زمینه‌ای ناب برای پژوهش است. بسیاری از دستگاه‌های مجری قانون و بازرسی خاص که مأموریت آن‌ها کشف فعالیت‌های متقلبانه است، نیز به‌طور موفقیت‌آمیزی از داده‌کاوی استفاده می‌کنند؛ بااین‌وجود، برخلاف سایر زمینه‌های پژوهش مانند پیش‌بینی ورشکستگی یا درماندگی مالی، پژوهش اندکی در رابطه با کاربرد شیوه‌های داده‌کاوی برای کشف تقلب مدیریت انجام شده است (کرکوز و همکاران، ۲۰۰۷)؛ بنابراین در این پژوهش به بررسی این مسئله پرداخته می‌شود که آیا می‌توان از طریق شناسایی عوامل مرتبط با تقلب در صورت‌های مالی و با به‌کارگیری شیوه‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی، مدلی برای کشف تقلب در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران ارائه کرد؟ حسابرسان با به‌کارگیری شیوه‌های داده‌کاوی می‌توانند وظیفهٔ خود برای

کشف تقلب مدیران را تسهیل نمایند. بردار ورودی، اطلاعات استخراج‌شده از گزارش‌های سالانهٔ شرکت‌ها است. شیوه‌های معرفی‌شده، برحسب عملکرد نیز با یکدیگر مقایسه خواهند شد.

دو جریان متفاوت در متون پژوهشی، پیشینه و مبنایی برای این پژوهش فراهم می‌کند؛ یکی پژوهش‌های انجام‌شده در رابطه با گزارشگری مالی متقلبانه و دیگری متون مربوط به داده‌کاوی است. این دو جریان قلمروهای پژوهشی گسترده‌ای هستند که پژوهش‌های متقابل بسیار اندکی در داخل کشور، در این زمینه انجام شده است. پژوهش‌های صورت گرفته نیز با توجه به محدودیت درزمینهٔ دسترسی به داده‌های تقلب با یکدیگر متفاوت هستند؛ ازاین‌رو، این پژوهش در تلاش است تا با ارائهٔ رویکردی جدید برای تعیین شرکت‌های متقلب و در آخر معرفی رویکردهای داده‌کاوی بدیع برای انتخاب متغیرهای مؤثر به‌منظور پیش‌بینی و طبقه‌بندی تقلب در صورت‌های مالی، متون پژوهشی مربوط را بهبود بخشد.

۲. مبانی نظری

واحدهای تجاری در سرتاسر جهان برای رشد و توسعه نیازمند تأمین مالی هستند؛ بااین‌وجود سرمایه‌گذاران بالقوه تنها در آن دسته از واحدهای تجاری سرمایه‌گذاری می‌کنند که از سلامت مالی و پتانسیل رشد و توسعه برخوردار باشند. گزارش‌ها و حساب‌های مالی سالیانه و سایر اطلاعات در دسترس عموم واحدهای تجاری، درک سرمایه‌گذاران در رابطه با چگونگی ادارهٔ امور شرکت را بهبود می‌بخشد. با توجه به اینکه این گزارش‌ها تحت الزامات قانونی شدید و استانداردهای گزارشگری تجویزشده تهیه می‌شوند و همچنین موضوع حسابرسی مستقل هستند، سرمایه‌گذاران برای کسب کردن اطمینان مجدد به دوامِ مالی واحدهای تجاری، به این گزارش‌ها می‌نگرند (اکیک، ۲۰۱۱).

طبق استانداردهای حسابرسی، «حسابرس باید تحریف‌های شناسایی‌شده در جریان حسابرسی را، غیر از مواردی که مشخصاً ناچیز است، گردآوری کند» (کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی، بخش ۴۵۰، بند ۵). «حسابرس باید دربارهٔ اینکه آیا صورت‌های مالی، از تمام جنبه های بااهمیت، طبق استانداردهای حسابداری، به نحو مطلوب تهیه شده است یا خیر، اظهارنظر کند» (کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی، بخش ۷۰۰، بند ۹). «حسابرس برای تعیین نوع اظهارنظر باید نتیجه گیری کند که آیا نسبت به عاری بودن یا نبودن صورت‌های مالی از تحریف‌های بااهمیت ناشی از تقلب یا اشتباه، اطمینان معقول کسب کرده

است یا خیر» (کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی، بخش ۷۰۰، بند ۱۰). «حسابرس زمانی باید اظهارنظر تعدیل‌نشده ارائه کند که بر اساس نتیجه‌گیری او صورت‌های مالی، از تمام جنبه های بااهمیت، طبق استانداردهای حسابداری، به نحو مطلوب تهیه شده است» (کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی، بخش ۷۰۰، بند ۱۴).

تقلب در صورت‌های مالی در طول سال‌های گذشته بیش از ۵۰۰ میلیارد دلار به سرمایه‌گذاران زیان وارد کرده است. برآورد می‌شود که تقلب در صورت‌های مالی شرکت انرون حدود ۷۰ میلیون دلار برای سرمایه‌گذاران، کارکنان و بازنشستگانی که سهام شرکت را در حساب‌های خود نگهداری می‌کردند، زیان به همراه داشته است. ادارهٔ حسابداری عمومی آمریکا در سال ۲۰۰۲ گزارشی منتشر کرد که نشان می‌داد از ژانویه ۱۹۹۷ تا ژوئن ۲۰۰۲ تعداد تجدید ارائه‌ها به دلیل ناهنجاری‌های حسابداری به‌طور معناداری افزایش یافته است. این مطالعه نشان می‌دهد که حدود ۱۰ درصد از شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس، حداقل یک‌بار اعلام تجدید ارائه کرده‌اند که حاکی از رشد ۱۴۵ درصدی آن در طول این دوره است و انتظار می‌رود تا پایان سال ۲۰۰۲ به ۱۷۰ درصد برسد (رضایی، ۲۰۰۵).

تقلب در صورت‌های مالی و کاهش ارزش بازار سهام نشان‌دهندهٔ اهمیت کیفیت گزارش‌های مالی و کارکرد حسابرسی و درک عوامل بالقوهٔ رسوایی‌های حسابداری است. سقوط شرکت‌های بسیاری مانند انرون، وردکام و گلوبال کراسینگ، اثربخشی حاکمیت شرکتی، کیفیت گزارش‌های مالی و قابلیت اعتماد کارکردهای حسابرسی را با تردید همراه ساخت. این تقلب‌ها در صورت‌های مالی، نگرانی‌های جدی را دربارهٔ این عوامل به همراه داشت: ۱- اثربخشی حاکمیت شرکتی؛ ۲- صداقت و رفتار اخلاقی مدیران ارشد، به‌ویژه زمانی که آن‌ها متهم به دست‌کاری حساب‌ها شده‌اند؛ ۳- کفایت و اثربخشی کنترل‌های داخلی؛ ۴- قابلیت اتکای گزارش‌های مالی؛ ۵- کیفیت حسابرسی؛ ۶- درستی بازارهای سهام (رضایی، ۲۰۰۵).

تقلب در صورت‌های مالی بسیار گسترده است و موردتوجه سرمایه‌گذاران، تحلیل‌گران و سایرین است؛ زیرا مستلزم فریب ذی‌نفعان توسط مدیریت از طریق افزایش مصنوعی درآمدها و بهبود شفافیت مالی شرکت است. تقلب در صورت‌های مالی مستلزم نقض اصول عمومی پذیرفته‌شدهٔ حسابداری در جهت ارائهٔ عملکرد مالی مطلوب شرکت است. این نوع از تقلب اغلب به ورشکستگی، زیان‌های قابل‌توجه برای سهامداران و مشکلات حقوقی برای مؤسسات حسابرسی منجر شده است. تقلب در صورت‌های مالی، به موارد اعلام‌شده‌ای مانند انرون،

وردکام، هلث‌سوث و غیره محدود نخواهد شد. تقلب در صورت‌های مالی را می‌توان به دودستهٔ کشف‌شده (گزارش‌شده) و کشف نشده تقسیم کرد. تنها بخش کوچکی از تقلب، در صورت‌های مالی کشف (گزارش) شده‌اند و سایر موارد تا زمانی که کشف نشوند ادامه خواهند یافت. در بسیاری از موارد تقلب را سال‌ها پس از ارتکاب آن، مدیران ارشد کشف کرده‌اند.

در محیطی فعال از تقلب در صورت‌های مالی، سازوکارهای کشف تقلب با کمک رایانه بسیار مؤثرتر و کاراتر خواهد بود. تکنولوژی‌های مبتنی بر آمار و یادگیری ماشینی راهکاری اثربخش برای پیشگیری و کشف تقلب هستند؛ اما مرتکبین تقلب خود را انطباق می دهند و به‌طورمعمول قادر به کشف راه‌هایی برای دور زدن این تکنولوژی‌ها هستند. شیوه‌های کنونی کشف تقلب در اکثر موقعیت‌های مرتبط با تقلب، از اصول داده‌کاوی مشابهی استفاده می‌کنند؛ اما می توانند ازلحاظ دانش قلمرو تخصص متفاوت باشند. زمانی که مدیران مالی درگیر در تقلب، از نرم‌افزارها و شیوه‌های کشف تقلب اطلاع کافی دارند، روش‌هایی را برای ارتکاب تقلب بکار می‌گیرند که کشف آن‌ها، به‌ویژه با استفاده از شیوه‌های فعلی دشوار است. نیازی مبرم برای روش‌هایی وجود دارد که نه‌تنها کارا باشند، بلکه برای کشف فریبکاری‌های مالیِ انطباقی و نوظهور مؤثر باشند (ژو و کپور، ۲۰۱۱).

۳. پیشینهٔ پژوهش

۳-۱. پژوهش‌های خارجی

پرسونس (۱۹۹۵) با نمونه ای متشکل از ۱۰۳ شرکت متقلب در سال وقوع و ۱۰۰ شرکت متقلب در سال قبل از وقوع تقلب، توانایی داده‌های صورت‌های مالی برای شناسایی عوامل مرتبط با گزارشگری مالی متقلبانه را بررسی کرد. نتایج حاصل از مدل‌های لجستیک گام‌به‌گام۴ حاکی از این بود که اهرم مالی، گردش سرمایه، ترکیب دارایی‌ها و اندازهٔ شرکت، عوامل معنادار مرتبط با گزارشگری مالی متقلبانه هستند.

فروز و همکاران (۲۰۰۰) با نمونه ای متشکل از ۱۳۲ شرکت شامل ۴۲ شرکت متقلب و ۹۰ شرکت غیر متقلب، سودمندی علائم مالی و غیرمالی خطر تقلب را در کشف گزارشگری مالی متقلبانه بررسی کردند. درمجموع چهار متغیر مالی شامل سودآوری، دفعات پرداخت بهره، نسبت حساب های دریافتنی به فروش، امتیاز Z آلتمن و سه متغیر غیرمالی شامل تغییر مدیر ارشد اجرایی، تغییر مدیر ارشد مالی و تغییر حسابرس، به‌عنوان علائم خطر تقلب در صورت‌های

مالی انتخاب شدند. نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی۵ بیان‌گر اهمیت به‌کارگیری روش‌های تحلیلی، شامل نسبت‌های مالی و متغیرهای غیرمالی در هر کار حسابرسی است.

سپاتیس (۲۰۰۲) با نمونه‌ای متشکل از ۷۶ شرکت شامل ۳۸ شرکت متقلب و ۳۸ شرکت غیر متقلب، توانایی اطلاعات حسابداری در کشف گزارشگری مالی متقلبانه را بررسی کرد. درمجموع ۱۰ متغیر مالی به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های بالقوۀ تقلب در صورت‌های مالی انتخاب شدند. نتایج حاصل از رگرسیون لجستیک گام‌به‌گام حاکی از این بود که شرکت‌های با درصد بالای موجودی کالا به فروش، نسبت بالای بدهی به‌کل دارایی‌ها، نسبت پایین سود خالص به‌کل دارایی‌ها، نسبت پایین سرمایۀ در گردش به‌کل دارایی‌ها و امتیاز پایین Z آلتمن، با احتمال بیشتری صورت‌های مالی خود را دست‌کاری می‌کنند.

کامینسکی و همکاران (۲۰۰۴) با نمونه‌ای متشکل از ۷۹ شرکت متقلب و ۷۹ شرکت غیر متقلب و با استفاده از ۱۶ نسبت مالی به بررسی توانایی نسبت‌های مالی در کشف گزارشگری مالی متقلبانه پرداختند. مبنای آن‌ها برای تعیین شرکت‌های متقلب، نشریه‌های اجرایی کمیسیون بورس و اوراق بهادار طی سال های ۱۹۹۹-۱۹۸۲ بود. به‌طورکلی، نتایج حاصل از تحلیل ممیزی[۶] بیان‌گر توانایی محدود نسبت‌های مالی در کشف یا پیش‌بینی گزارشگری مالی متقلبانه بود.

کرکوز (۲۰۰۷) با نمونه ای متشکل از ۳۸ شرکت متقلب و ۳۸ شرکت غیر متقلب و با استفاده از ۱۰ نسبت مالی به بررسی سودمندی درخت‌های تصمیم[۷]، شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه های باور بیزین[۸] در کشف صورت های مالی متقلبانه پرداخت. نتایج پژوهش حاکی از این بود که صورت های مالی منتشرشده دربرگیرندۀ اطلاعات سودمندی برای کشف تقلب در گزارشگری مالی هستند؛ همچنین مدل شبکۀ باور بیزین عملکرد بهتری نسبت به مدل شبکۀ عصبی مصنوعی و درخت تصمیم داشت و خطای نوع اول در هر سه مدل کمینه بود.

آلدن و همکاران (۲۰۱۲) با نمونه ای متشکل از ۴۵۸ شرکت شامل ۲۲۹ شرکت متقلب و ۲۲۹ شرکت غیر متقلب، سودمندی طبقه‌بندی کننده‌های مبتنی بر قواعد فازی۹ در کشف الگوهای گزارشگری مالی متقلبانه را بررسی کردند. درمجموع ۱۸ متغیر مالی به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های بالقوۀ گزارشگری مالی متقلبانه انتخاب شدند. نتایج حاصل از طبقه‌بندی کننده‌های مبتنی بر قواعد فازی با الگوریتم ژنتیک و الگوریتم برآورد توزیع یادگیری مارکو۱۰،

حاکی از سودمندی مدل‌های تکاملی برای کشف گزارشگری مالی متقلبانه بود.

هوانگ و همکاران (۲۰۱۴) با نمونه ای متشکل از ۱۴۴ شرکت شامل ۷۲ شرکت متقلب و ۷۲ شرکت غیر متقلب، به ارائهٔ مدلی مبتنی بر نگاشت خودسازمان‌ده سلسله مراتبیِ در حال رشد۱۱، برای کشف تقلب در گزارشگری مالی پرداختند. درمجموع ۲۴ متغیر مستقل برای انجام تحلیل ممیزی به‌منظور تعیین ورودی‌های مدل انتخاب شدند و نتایج حاصل از تحلیل ممیزی حاکی از این بود که اثرات ۸ متغیر از نظر آماری معنادار است. این متغیرها وضعیت یک شرکت را از جنبه های سودآوری، نقدینگی، ساختار مالی، دسترسی به وجه نقد، درماندگی مالی و حاکمیت شرکتی اندازه‌گیری می‌کنند. نتایج حاصل از پژوهش بیان‌گر عملکرد مناسب مدل پیشنهادی برای کشف گزارشگری مالی متقلبانه بود.

چن و همکاران (۲۰۱۴) با نمونه ای متشکل از ۹۴ شرکت شامل ۴۷ شرکت متقلب و ۴۷ شرکت غیر متقلب و با استفاده از درخت های تصمیم، تحلیل مجموعهٔ راف یکپارچه۱۲ و شبکه های عصبی به ارائهٔ مدلی برای کشف گزارشگری مالی متقلبانه پرداختند. درمجموع ۲۱ متغیر مالی و ۱۱ متغیر حاکمیت شرکتی به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های بالقوهٔ تقلب در صورت های مالی انتخاب شدند. نتایج حاصل از پژوهش حاکی از سودمندی مدل پیشنهادی برای کشف تقلب در صورت‌های مالی بود.

لین و همکاران (۲۰۱۶) با نمونه‌ای متشکل از ۱۲۹ شرکت متقلب و ۴۴۷ شرکت غیر متقلب به طبقه‌بندی و رتبه‌بندی عوامل تقلب طی سال‌های ۲۰۱۰ -۱۹۹۸ پرداختند. در این پژوهش ۳۲ عامل تقلب که مطابق نظر متخصصان برای کشف تقلب مناسب شناخته شدند، بکار رفته است. نتایج حاصل از شیوه های داده کاوی رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم و شبکه‌های عصبی مصنوعی حاکی از دقت بیشتر روش‌های درخت تصمیم و شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون لجستیک است. در پایان نیز به منظور بهبود دستاوردهای پژوهش مقایسه‌ای بین قضاوت متخصصان و شیوه‌های داده‌کاوی صورت گرفته است.

۲-۳. پژوهش‌های داخلی

صفرزاده (۱۳۸۹) با نمونه‌ای متشکل از ۶۶ شرکت متقلب و ۱۱۲ شرکت غیر متقلب و با استفاده از ۱۰ نسبت مالی به بررسی نقش داده های حسابداری در ایجاد یک الگو برای کشف عوامل مرتبط با تقلب در گزارشگری مالی پرداخت. شرکت های متقلب بر مبنای ۱- شمول

شرکت در فهرست سازمان بورس و اوراق بهادار به دلایلی مرتبط با تحریف داده‌های مالی و ۲- انجام دادن معاملات نهانی و آرای صادرشده توسط دادگاه در خصوص تحریف در گزارشگری مالی، انتخاب شدند. نتایج پژوهش حاکی از عملکرد مناسب الگوی پیشنهادی در طبقه‌بندی شرکت‌های نمونه داشت.

اعتمادی و زلقی (۱۳۹۲) با نمونه‌ای متشکل از ۶۸ شرکت شامل ۳۴ شرکت متقلب و ۳۴ شرکت غیر متقلب و با استفاده از ۹ نسبت مالی به بررسی کاربرد رگرسیون لجستیک در شناسایی گزارشگری مالی متقلبانه پرداختند. در این پژوهش برای تفکیک شرکت های متقلب و غیر متقلب از این معیارها استفاده شد: ۱- اظهارنظر غیر مقبول حسابرسی؛ ۲- وجود اختلاف مالیاتی با حوزۀ مالیاتی؛ ۳- وجود تعدیلات سنواتی بااهمیت. نتایج پژوهش بیان گر سودمندی مدل پیشنهادی در شناسایی گزارشگری مالی متقلبانه بود.

فرقاندوست حقیقی و همکاران (۱۳۹۳) با نمونه ای متشکل از ۱۱۵ شرکت متقلب و ۱۱۵ شرکت غیر متقلب به بررسی رابطۀ مدیریت سود و امکان تقلب در صورت های مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نتایج این پژوهش حاکی از این بود که در شرکت‌های با سابقۀ مدیریت سود، امکان ارتکاب تقلب در صورت‌های مالی وجود دارد؛ همچنین در صورت وجود سابقۀ مدیریت سود، وجود عوامل انگیزشی سبب افزایش احتمال ارتکاب تقلب در صورت‌های مالی می‌شود.

جهانشاد و سرداری‌زاده (۱۳۹۳) با نمونه‌ای متشکل از ۸۰ شرکت شامل ۴۰ شرکت متقلب و ۴۰ شرکت غیر متقلب، به بررسی رابطۀ معیار مالی (اختلاف رشد درآمد) و معیار غیرمالی (رشد تعداد کارکنان) با گزارشگری مالی متقلبانه پرداختند. شرکت های متقلب بر مبنای شمول شرکت در فهرست سازمان بورس اوراق بهادار تهران به دلایلی مرتبط با ۱- تحریف داده های مالی و ۲- انجام معاملات نهانی در خصوص تحریف در گزارشگری مالی، انتخاب‌شده‌اند. نتایج پژوهش بیان‌گر رابطه‌ای منفی و معنادار میان رشد درآمد، رشد کارکنان و اختلاف این دو متغیر با گزارشگری مالی متقلبانه بود.

۴. روش پژوهش

این پژوهش کاربردی و طرح آن از نوع شبه تجربی و با استفاده از رویکرد پس‌رویدادی است. طرح های شبه تجربی مستلزم تخصیص تصادفی واحدهای آزمون به تیمارهای تجربی یا

تخصیص تصادفی تیمار تجربی به واحدهای آزمون نیست (سریجش و همکاران، ۲۰۰۸). در این حالت، طرح‌های شبه تجربی به کنترل متغیرهای برون‌زا کمک می‌کنند؛ اما به دلیل کنترل عوامل مرتبط با کاهش روایی داخلی به‌اندازهٔ طرح‌های تجربی واقعی سودمند نیستند (زیکموند و همکاران، ۲۰۰۸). برخی مواقع، طرح های شبه تجربی تنها راه برای انجام پژوهش هستند. طرح‌های سری زمانی، معروف‌ترین طرح شبه تجربی است که پژوهش‌گران استفاده می‌کنند.

۴-۱ سؤال‌های پژوهش

با توجه به مبانی نظری و پیشینهٔ پژوهش، سؤال‌هایی به شرح زیر تدوین شد:

آیا شیوه‌های داده‌کاوی امکان تفکیک شرکت‌های متقلب و غیرمتقلب را با استفاده از گزارش‌های حسابرسی سالانهٔ شرکت‌ها که به سازمان بورس و اوراق بهادار ارائه می‌شود، فراهم می‌کنند؟

آیا می‌توان با استفاده از اطلاعات مالی و غیرمالی گزارش‌های سالانهٔ شرکت‌ها که به سازمان بورس و اوراق بهادار ارائه می‌شود، مدلی کمی برای کشف تقلب ارائه داد که بیان‌گر یک روش تحلیلی خودکار برای کشف تقلب بالقوه باشد؟

۴-۲. متغیرهای پژوهش

۴-۲-۱. متغیر پاسخ

متغیر پاسخ در این پژوهش، تقلب در صورت‌های مالی است. در این پژوهش برای تعیین شرکت‌های متقلب از علائم خطر استاندارد حسابرسی شمارهٔ ۲۴۰ با عنوان «مسئولیت حسابرس در ارتباط با تقلب و اشتباه در صورت‌های مالی» با به‌کارگیری روش‌های داده‌کاوی غیر نظارتی، به همراه شیوه‌های کاهش داده و بهینه‌سازی استفاده می‌شود. علائم نشان‌دهندهٔ احتمال وجود تحریف‌های ناشی از گزارشگری مالی متقلبانه، به این شرح ارائه می‌شود: ۱- بیش‌نمایی موجودی کالا؛ ۲- بیش‌نمایی حساب‌ها و اسناد دریافتنی؛ ۳- بیش‌نمایی دارایی‌های ثابت؛ ۴- بیش‌نمایی سرمایه‌گذاری‌ها؛ ۵- کسری ذخیرهٔ مطالبات مشکوک‌الوصول؛ ۶- کسری استهلاک؛ ۷- بیش‌نمایی درآمدها؛ ۸- بیش‌نمایی سود؛ ۹- بیش‌نمایی سود انباشته؛ ۱۰- کم‌نمایی حساب‌ها و اسناد پرداختنی؛ ۱۱- کسری ذخیرهٔ مالیات؛ ۱۲- بدهی‌های احتمالی؛

۱۳- کسری ذخیرۀ مزایای پایان خدمت کارکنان؛ ۱۴- کم‌نمایی هزینه‌ها؛ ۱۵- حساب‌ها و اسناد دریافتنی که مدت زیادی از سررسید آن ها گذشته است؛ ۱۶- موجودی راکد؛ ۱۷- دارایی راکد؛ ۱۸- اشتباه در به‌کارگیری استانداردهای حسابداری مرتبط با اندازه‌گیری، شناسایی، طبقه بندی، ارائه یا افشا. چنانچه هر یک از این علائم در بندهای تعدیلی گزارش های حسابرسی سالانۀ شرکت‌ها وجود داشته باشد، مقدار آن برابر با یک و در غیر این صورت صفر خواهد بود.

۲-۲-۴. متغیرهای پیش‌بینی کننده

در این پژوهش، عوامل مالی و غیرمالی خطر تقلب مرتبط با گزارشگری مالی متقلبانه، متغیرهای پیش بین هستند که با مرور پژوهش های پیشین از قبیل ستایس (۱۹۹۱)، سامرز و سوینی (۱۹۹۸)، پرسونس (۱۹۹۵)، سپاتیس (۲۰۰۲)، سپاتیس و همکاران (۲۰۰۲)، کامینسکی و همکاران (۲۰۰۴)، کرکوز و همکاران (۲۰۰۷)، برازل و همکاران (۲۰۰۹)، آلدن و همکاران (۲۰۱۲)، چن و همکاران (۲۰۱۴)، صفرزاده (۱۳۸۹)، اعتمادی و زلقی (۱۳۹۲)، مرادی و همکاران (۱۳۹۳)، خواجوی و قدیریان آرانی (۱۳۹۴) و پیری و برزگری صدقیانی (۱۳۹۵) تعیین شده است. در یک دسته‌بندی کلی، این عوامل عبارت‌اند از:

اهرم مالی که برای اندازه‌گیری آن از لگاریتم کل بدهی و نسبت‌های کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها، بدهی‌های بلندمدت به کل دارایی‌ها، کل بدهی‌ها به حقوق صاحبان سهام، بدهی‌های بلندمدت به حقوق صاحبان سهام و نسبت پوشش بهره استفاده می‌شود؛

سودآوری که شامل متغیرهای بازده دارایی ها، بازده حقوق صاحبان سهام، سود قبل از بهره و مالیات، سود هر سهم و نسبت‌های سود خالص به فروش، سود ناخالص به فروش، سود عملیاتی به فروش، سود ناخالص به کل دارایی‌ها، سود انباشته به کل دارایی‌ها و نسبت سود خالص به دارایی‌های ثابت است؛

ترکیب دارایی ها که با استفاده از متغیرهای تغییر در حساب های دریافتنی، تغییر در موجودی کالا و نسبت‌های جمع دارایی‌های جاری به کل دارایی‌ها، حساب‌های دریافتنی به کل دارایی‌ها، موجودی کالا به فروش خالص، حساب‌های دریافتنی به فروش خالص و نسبت موجودی کالا به جمع دارایی‌ها اندازه‌گیری می‌شود؛ نقدینگی که شامل نسبت‌های آنی، نقدی، جاری، وجه نقد به کل دارایی‌ها و نسبت سرمایۀ در گردش به کل دارایی‌ها است؛

کارایی که برای اندازه‌گیری آن از نسبت‌های فروش به کل دارایی‌ها، فروش به کل دارایی‌های ثابت، فروش به حساب‌های دریافتنی و بهای تمام‌شدۀ کالای فروش رفته به

موجودی کالا استفاده می‌شود؛

اندازهٔ شرکت که با متغیرهای لگاریتم طبیعی کل دارایی ها، لگاریتم طبیعی فروش و لگاریتم طبیعی ارزش بازار شرکت اندازه‌گیری می‌شود؛

رشد شرکت و وضعیت مالی کلی آن که به ترتیب با استفاده از متغیرهای رشد فروش و Z آلتمن اندازه‌گیری می‌شود؛

عوامل حسابرسی که شامل اندازهٔ حسابرس، دورهٔ تصدی حسابرس و تغییر حسابرس می‌شود.

۳-۴. مدل‌های پژوهش

داده‌کاوی در رشته‌های گوناگونی مانند مالی، مهندسی، زیست‌پزشکی[۱۳] و امنیت سایبری[۱۴] استفاده می‌شود. روش‌های داده‌کاوی به دودسته تقسیم می‌شوند: نظارت‌شده[۱۵] و غیر نظارت‌شده[۱۶]. شیوه‌های داده‌کاوی نظارت‌شده با داده‌های آموزشی، یک تابع پنهان را پیش‌بینی می‌کنند. داده‌های آموزشی چندین جفت متغیر ورودی و برچسب‌ها یا کلاس‌های خروجی دارند. خروجی روش قادر خواهد بود برچسب کلاس، متغیرهای ورودی را پیش بینی کند. طبقه‌بندی و پیش‌بینی، مثال‌هایی از کاوش نظارت‌شده هستند. داده‌کاوی غیر نظارتی، تلاش برای شناسایی الگوهای مخفی با استفاده از داده های معین و بدون معرفی داده های آموزشی، مانند جفت‌های ورودی و برچسب کلاس، هستند. خوشه‌بندی[۱۷] و کاوش قواعد وابستگی[۱۸] نمونه‌هایی از کاوش غیر نظارتی هستند.

داده کاوی همچنین بخشی از کشف دانش در پایگاه های داده، فرآیندی تکراری برای استخراج اطلاعات غیر بدیهی از داده‌ها، است. کشف شناخت در پایگاه داده دربرگیرندهٔ چندین مرحله از جمع‌آوری داده‌های خام تا ایجاد شناخت جدید می‌شود. این فرآیند تکراری از گام‌های زیر تشکیل می‌شود: پاک‌سازی داده‌ها[۱۹]؛ تجمیع داده‌ها[۲۰]؛ انتخاب داده‌ها[۲۱]؛ انتقال داده‌ها[۲۲]؛ داده‌کاوی؛ ارزیابی الگو[۲۳]؛ نمایش شناخت[۲۴] (دوا و دو، ۲۰۱۱).

در این پژوهش، پس از نرمال‌سازی داده‌ها، برای تعیین شرکت‌های متقلب، از روش‌های داده‌کاوی غیر نظارتی به همراه شیوه‌های کاهش داده و بهینه‌سازی استفاده می‌شود. در ادامه به‌منظور پیش‌بینی صورت‌های مالی متقلبانه از شیوه‌های داده‌کاوی نظارت‌شده مانند ماشین‌های بردار پشتیبان[۲۵] و درخت‌های تصمیم و الگوریتم بوستینگ[۲۶] استفاده خواهد شد.

۱-۳-۴. کاهش داده

شیوه‌های کاهش داده را برای دستیابی به تصویری کاهش‌یافته از مجموعه داده می‌توان اعمال کرد؛ این شیوه حجم بسیار کمتری دارد و هم‌زمان یکپارچگی داده‌های اولیه را تا حد زیادی حفظ می‌کند؛ به‌بیان‌دیگر، کاوش داده‌های کاهش‌یافته باید کاراتر بوده و نتایج تحلیلی مشابه یا تقریباً مشابهی داشته باشد. راهبردهای کاهش داده، دربرگیرندهٔ کاهش ابعاد[۲۷]، کاهش تعداد[۲۸] و فشرده‌سازی داده‌ها[۲۹] هستند (هان و همکاران، ۲۰۱۲).

کاهش ابعاد، فرآیند کاهش تعداد متغیرها یا خصیصه‌های تصادفی تحت بررسی است. روش‌های کاهش ابعاد عبارت‌اند از تبدیل موجک[۳۰] و تحلیل مؤلفه‌های اساسی[۳۱] که داده‌های اولیه را به فضای کوچک‌تری تبدیل می‌کنند یا نمایش می‌دهند. انتخاب زیرمجموعه‌ای از خصیصه‌ها[۳۲]، روشی برای کاهش ابعاد است که در آن، خصیصه‌ها یا ابعاد نامرتبط، کم‌مرتبط یا تکراری کشف و حذف می‌شوند (هان و همکاران، ۲۰۱۲).

۲-۳-۴. خوشه‌بندی

خوشه‌بندی، تخصیص اشیا به گروه‌ها (خوشه‌ها) است به‌گونه‌ای که اشیای یک خوشه نسبت به اشیای خوشه‌های متفاوت شباهت بیشتری با یکدیگر دارند. همانندی اشیا اغلب از طریق فاصلهٔ بین اشیا بر روی ابعاد چندگانهٔ مجموعه داده تعیین می‌شود. خوشه‌بندی به‌طور گسترده‌ای در حوزه‌های مختلفی مانند بیوانفورماتیک[۳۳]، متن‌کاوی[۳۴]، شناخت الگو[۳۵] و تحلیل تصویر[۳۶] به‌کار رفته است. خوشه‌بندی رویکردی از یادگیری غیر نظارتی است که مثال‌ها برچسب ندارند؛ به‌بیان‌دیگر از قبل طبقه‌بندی نشده‌اند. در این پژوهش به‌منظور تعیین شرکت‌های متقلب از روش خوشه‌بندی $k-Means$ استفاده شده است (دوا و دو، ۲۰۱۱).

خوشه‌بندی k-Means: این روش، نقاط دادهٔ مشخص X را به k خوشه تفکیک می‌کند که در آن هر نقطهٔ داده بسیار مشابه با مرکز خوشهٔ خود و نه مراکز سایر خوشه‌ها است. به‌طورکلی، الگوریتم خوشه‌بندی $k-means$ شامل گام‌های زیر است:

گام ۱- انتخاب k مراکز خوشهٔ اولیه، $c_1, c_2, c_3, ..., c_k$؛

گام ۲- تخصیص هر نمونه x در S به خوشه‌ای که نزدیک‌ترین مرکز به x را دارد؛

گام ۳- محاسبهٔ مجدد مرکز هر خوشه بر مبنای عناصری که در آن قرار گرفته‌اند؛

گام ۴- تکرار گام‌های ۲ و ۳ تا زمانی که همگرایی حاصل شود.

دو مسئلهٔ کلیدی در پیاده‌سازی موفق روش $k-means$ اهمیت دارد: تعداد خوشه k برای تفکیک و معیار فاصله. فاصلهٔ اقلیدسی، مهم‌ترین مقیاس برای استفاده در خوشه‌بندی $k-means$ است (دوا و دو، ۲۰۱۱). پیاده سازی این روش ساده و اغلب کاربردی است؛ اما نتایج الگوریتم $k-means$ به‌طور قابل توجهی به مقادیر اولیه بستگی دارد؛ به‌بیان دیگر، کارایی آن به شدت به مراکز و پارامترهای خوشهٔ اولیه وابسته است (دوا و دو، ۲۰۱۱). در این پژوهش برای حل این مشکل از الگوریتم بهینه سازی کلونی زنبورعسل مصنوعی (ABC) استفاده خواهد شد.

۳-۳-۴. انتخاب ویژگی

داده های نامتوازن به طورمعمول با فضای ویژگی با ابعاد بالا همراه هستند. در میان ویژگی‌های با ابعاد بالا، وجود تعداد زیادی ویژگی‌های پر اختلال[۳۷] می‌تواند عملکرد طبقه‌بندی کننده را مختل و کاهش دهد. در سال های اخیر، روش های انتخاب ویژگی و زیر فضا برای حل این مسئله معرفی و ارزیابی شدند. روش‌های انتخاب زیرمجموعهٔ ویژگی برای انتخاب زیرمجموعهٔ ویژگی کوچکی، از میان ویژگی های با ابعاد بالا مطابق با معیارهای انتخاب ویژگی به کار می‌رود (دوا و دو، ۲۰۱۱).

روش های انتخاب ویژگی را می توان به دودسته تقسیم کرد: انتخاب عددی ویژگی که ویژگی ها را به‌صورت واحد انتخاب می کنند؛ انتخاب برداری ویژگی که ویژگی‌ها را بر مبنای همبستگی متقابل بین ویژگی ها برمی گزینند. انتخاب عددی ویژگی دارای مزیت سادگی محاسباتی است و احتمالاً برای مجموعه داده‌ای که در آن ویژگی‌ها دارای همبستگی متقابل هستند، مؤثر نیست. روش های انتخاب برداری ویژگی بهترین ترکیب برداری ویژگی را انتخاب می کند. روش‌های انتخاب برداری ویژگی به دودسته روش‌های دسته‌بندی[۳۸] و روش‌های مبتنی بر فیلتر[۳۹] تقسیم می‌شوند. روش‌های دسته‌بندی با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی، مانند جعبهٔ سیاه، ویژگی‌های مرتبط تر را انتخاب می کنند؛ به‌گونه‌ای که روش یادگیری دارای عملکرد بهینه است. راهبردهای جستجو دربرگیرندهٔ جستجوی فراگیر، جستجوی پرتو، شاخه و حد، الگوریتم ژنتیک، روش های جستجوی حریصانه و موارد دیگر هستند. هنگام استفاده از روش دسته‌بندی، ویژگی‌های انتخاب‌شده مستعد بیش‌برازش داده‌ها هستند. درروش انتخاب

ویژگی مبتنی بر فیلتر، یک ویژگی با طبقه‌ای از ویژگی‌ها و زیرمجموعۀ ویژگی متناظر آن همبستگی دارد (دوا و دو، ۲۰۱۱).

در این پژوهش به منظور انتخاب متغیرهایی که بیشترین تأثیر را در کشف تقلب در صورت‌های مالی دارند، از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی که هال (هال، ۱۹۹۹) ارائه کرده است، استفاده خواهد شد. استفاده از معیار همبستگی به راه‌حل بهینه در انتخاب ویژگی منجر می‌شود؛ بنابراین این روش بر دو مسئله تمرکز دارد: معیار اندازه‌گیری همبستگی و الگوریتم انتخاب ویژگی. معیار همبستگی می‌تواند ضریب همبستگی پیرسون[۴۰] (PCC)، اطلاعات متقابل[۴۱] (MI) و سایر معیارهای مرتبط باشد. ضریب همبستگی پیرسون معیاری برای وابستگی خطی بین متغیرها و ویژگی‌ها است و با متغیرهای پیوسته و دوتایی قابلیت کاربرد دارد. اطلاعات متقابل توانایی اندازه‌گیری وابستگی غیرخطی را دارد که بی‌ربطی هریک از متغیرها و ویژگی‌ها را با استفاده از واگرایی کولبک- لیبلر[۴۲] اندازه‌گیری می‌کند؛ بااین‌حال، برآورد اطلاعات متقابل نسبت به ضریب همبستگی پیرسون، به‌ویژه برای داده‌های پیوسته، سخت‌تر است (دوا و دو، ۲۰۱۱).

۴-۳-۴. طبقه‌بندی

طبقه‌بندی شکلی از تحلیل داده است که به استخراج مدل‌های توضیح‌دهندۀ طبقات مهم داده می‌پردازد. چنین مدل‌هایی طبقه‌بندی کننده نامیده می‌شوند و برچسب طبقات رسته‌ای (گسسته، نامرتب) را پیش‌بینی می‌کنند؛ برای مثال، می‌توان از مدل‌های طبقه‌بندی برای دسته‌بندی درخواست‌های وام بانکی به بی‌خطر و پرخطر استفاده کرد (هان و همکاران، ۲۰۱۲). در این پژوهش برای دسته‌بندی شرکت‌ها به متقلب و غیر متقلب از روش‌های طبقه بندی درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و بوستینگ استفاده خواهد شد که در ادامه به شرح مختصر آن‌ها می‌پردازیم.

درخت‌های تصمیم: شیوه‌های درخت تصمیم مجموعه‌ای از قواعد مبتنی بر درخت برای ساخت درخت تصمیم (درخت طبقه‌بندی) ایجاد می‌کنند. درخت‌های تصمیم، داده‌ها را به گروه‌های طبقه‌بندیِ از پیش تعریف‌شده تسهیم می‌کنند. در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، درخت تصمیم، هر شرکت را به دودستۀ سالم یا درمانده تقسیم می‌کند. به‌طورکلی، درخت‌های تصمیم درخت‌های دودویی هستند که از گره ریشه[۴۳]، گره‌های غیر برگ[۴۴] و

گره‌های برگ[۴۵] که به‌وسیلهٔ شاخه‌ها[۴۶] به هم متصل شده‌اند، تشکیل می‌گردند و هر گره غیر برگ دارای دوشاخه است که به دو گره متمایز منتهی می‌شود.

زمانی که درخت‌های تصمیم در رابطه با مسائل طبقه‌بندی مانند پیش‌بینی درماندگی مالی، به کار می‌روند، گره‌های برگ نشان‌دهندهٔ گروه‌های طبقه‌بندی (درمانده یا سالم) و هر گره غیر برگ شامل یک قاعدهٔ (تصمیم) تفکیک کننده است؛ بنابراین درخت تصمیم از طریق فرآیندی بازگشتی[۴۷] برای تفکیک داده‌ها در حرکت از بالا به پایین درخت ایجاد می‌شود. قواعد تفکیک کننده، دربرگیرندهٔ عبارتی (معمولاً یک نسبت مالی) است که برای هر مورد (شرکت) ارزیابی و با یک مقدار برش[۴۸] مقایسه می‌شود (جپ و همکاران، ۲۰۱۰).

ماشین‌های بردار پشتیبان: با معرفی ماشین‌های بردار پشتیبان از تئوری یادگیری آماری[۴۹] توسط وپنیک[۵۰]، مطالعات تئوریک و کاربردی بسیاری در رابطه با آن انجام شده است. ماشین‌های بردار پشتیبان در مقایسه با دیگر شیوه‌های یادگیری، عملکرد بهتری در شناسایی الگو[۵۱]، برآورد رگرسیون[۵۲] و سایر زمینه‌ها از قبیل پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی[۵۳]، بازاریابی[۵۴]، تخمین بازده تولید[۵۵]، طبقه بندی متن[۵۶]، تشخیص چهره[۵۷] با تصویر، شناسایی حروف دست‌نوشته[۵۸] و تشخیص پزشکی[۵۹] دارند. در ادامه شرح مختصری از کاربرد ماشین‌های بردار پشتیبان برای شناسایی الگو درزمینهٔ طبقه‌بندی ارائه می‌شود.

ماشین بردار پشتیبان از طریق بی نهایت انطباق غیرخطی بردارهای ورودی به فضای ویژگی با ابعاد بالا یک طبقه‌بندی کنندهٔ دودویی[۶۰]، ابر صفحه‌های تفکیک‌کنندهٔ بهینه[۶۱]، تولید می‌کند. ماشین بردار پشتیبان از طریق مرزهای طبقهٔ غیرخطی بر مبنای بردارهای پشتیبان، مدلی خطی برای تخمین تابع تصمیم[۶۲] ایجاد می‌کند. چنانچه داده‌ها به‌صورت خطی تفکیک شده باشند، ماشین بردار پشتیبان با آموزش ماشین‌های خطی، به دنبال یافتن صفحهٔ بهینه‌ای است که داده‌ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله بین ابر صفحه و نزدیک‌ترین نقاط آموزشی تفکیک می‌کند. نزدیک‌ترین نقاط به ابر صفحهٔ تفکیک‌کنندهٔ بهینه، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. سایر مثال‌های آموزشی[۶۳] برای تعیین مرزهای کلاس دودویی نامربوط هستند. در موارد کلی که داده‌ها به‌صورت خطی تفکیک نشده‌اند، ماشین بردار پشتیبان برای یافتن صفحه‌ای که تعداد خطاها را برای مجموعهٔ آموزشی[۶۴]، کمینه می‌نماید، از ماشین‌های غیرخطی استفاده می‌کند (شین و همکاران، ۲۰۰۵).

الگوریتم بوستینگ: همان‌طور که در بخش مقدمه اشاره شد، سیستم طبقه‌بندی، مدلی

ارائه می کند که با فرض وجود یک مجموعه دادهٔ مشخص، قادر خواهد بود طبقهٔ مشاهدهٔ جدید را پیش‌بینی کند. صحت[۶۵] طبقه‌بندی کننده به کیفیت روش استفاده‌شده و سختی کاربرد مشخص بستگی دارد. چنانچه طبقه‌بندی کنندهٔ استفاده‌شده در مقایسه با قاعدهٔ پیش‌فرض[۶۶]، به صحت بیشتری برسد، می‌توان نتیجه گرفت روش طبقه‌بندی، ساختاری در داده‌ها یافته است. بوستینگ روشی برای استفادهٔ حداکثری از طبقه‌بندی کننده، از طریق بهبود صحت آن است؛ بنابراین روش طبقه‌بندی به‌عنوان زیر روالی[۶۷] برای ایجاد یک طبقه‌بندی کنندهٔ دقیق در مجموعهٔ آموزشی استفاده می‌شود.

روش بوستینگ سیستم طبقه‌بندی را به‌طور مداوم بر روی‌داده‌های آموزشی به کار می‌برد؛ اما در هر بار کاربرد، توجه یادگیری معطوف به مثال‌های مختلفی از این مجموعه است. زمانی که این فرآیند خاتمه یابد، هرکدام از طبقه‌بندی کننده‌های به‌دست‌آمده باهم ترکیب می‌شوند تا یک طبقه‌بندی کنندهٔ نهایی و بسیار دقیق بر روی مجموعهٔ آموزشی حاصل شود؛ ازاین‌رو مطابق با پژوهش‌های پیشین، طبقه‌بندی کنندهٔ نهایی، از صحت بالایی در رابطه با داده‌های آزمون [۶۸] برخوردار است (کرتس و همکاران، ۲۰۰۷).

۵-۳-۴. عملکرد طبقه‌بندی کننده[۶۹]

در این پژوهش به‌منظور ارزیابی عملکرد هر یک از الگوریتم‌های پیشنهادی مطابق با ماتریس درهم‌ریختگی[۷۰]، حسب مورد از معیارهای صحت کلی[۷۱]، دقت[۷۲]، فراخوانی[۷۳]، $F-Measure$ و AUC استفاده خواهد شد.

۴- ۴. جامعهٔ آماری، روش نمونه‌گیری و محدودهٔ زمانی

جامعه آماری این تحقیق، کلیهٔ شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران است. در انتخاب نمونه، موارد زیر در نظر گرفته خواهد شد:

پایان سال مالی شرکت‌ها ۲۹ اسفند باشد؛ شرکت‌ها در طی دورهٔ موردنظر، سال مالی خود را تغییر نداده باشند؛ صورت‌های مالی و یادداشت‌های همراه شرکت‌ها در دورهٔ زمانی ۱۳۷۹ الی ۱۳۹۳ به گونه کامل در سایت بورس اوراق بهادار موجود باشد؛ شرکت انتخابی، جزو شرکت های بیمه، بانک‌ها و مؤسسه‌های اعتباری، واسطه‌گری‌های مالی و شرکت‌های چند رشته‌ای صنعتی نباشد.

با توجه به محدودیت‌های فوق، تمام این شرکت‌ها بررسی خواهد شد و هیچ‌گونه نمونه گیری انجام نمی‌شود. دورهٔ زمانی موردمطالعه برای کلیهٔ سؤال‌های پژوهش، سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۳ است.

۴-۵. روش گردآوری داده‌ها

در این پژوهش برای جمع‌آوری داده‌ها و اطلاعات، از روش آرشیوی استفاده می‌شود. برای نگارش و جمع‌آوری اطلاعات موردنیاز بخش مبانی نظری، از مجلات تخصصی لاتین و برای گردآوری سایر داده‌ها و اطلاعات موردنیاز، عمدتاً از بانک‌های اطلاعاتی سازمان بورس اوراق بهادار تهران، گزارش‌های روزانه و هفتگی سازمان بورس و نرم‌افزارهای رهاورد نوین، صحرا و تدبیر پرداز استفاده شده است.

۴-۶. یافته‌های پژوهش

همان‌طور که پیش‌ازاین اشاره شد، متغیر پاسخ در این پژوهش تقلب در صورت‌های مالی است. برای اندازه گیری آن مطابق با استاندارد حسابرسی شمارهٔ ۲۴۰ با عنوان «مسئولیت حسابرس در ارتباط با تقلب و اشتباه در صورت‌های مالی» از علائم نشان‌دهندهٔ احتمال وجود تحریف‌های ناشی از گزارشگری مالی متقلبانه به شرح زیر استفاده می‌شود:

بیش‌نمایی موجودی کالا؛
بیش‌نمایی حساب‌ها و اسناد دریافتنی؛
بیش‌نمایی دارایی‌های ثابت؛
بیش‌نمایی سرمایه‌گذاری‌ها؛
کسری ذخیرهٔ مطالبات مشکوک‌الوصول؛
کسری استهلاک؛
بیش‌نمایی درآمدها؛
بیش‌نمایی سود؛
بیش‌نمایی سود انباشته؛
کم‌نمایی حساب‌ها و اسناد پرداختنی؛
کسری ذخیرهٔ مالیات؛

بدهی‌های احتمالی؛

کسری ذخیرۀ مزایای پایان خدمت کارکنان؛

کم‌نمایی هزینه‌ها؛

حساب‌ها و اسناد دریافتنی که مدت زیادی از سررسید آن‌ها گذشته است؛

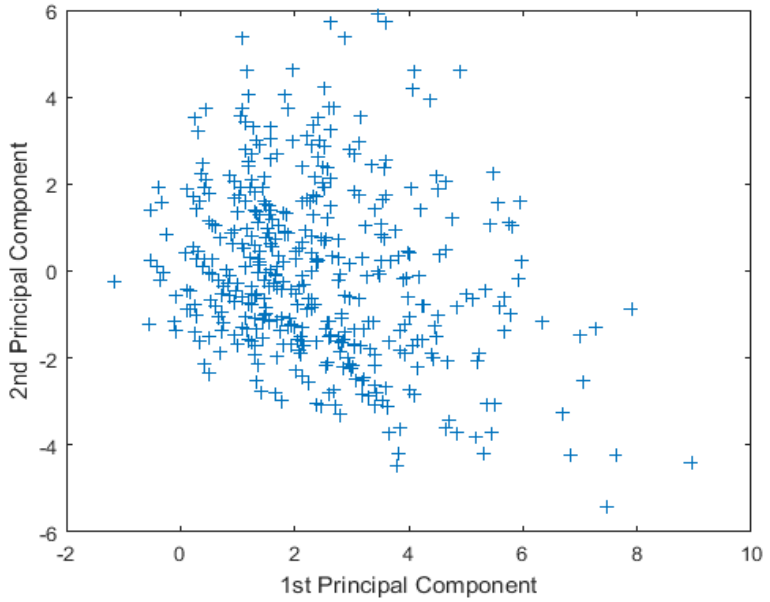
موجودی راکد؛

دارایی راکد؛

مشکلات تداوم فعالیت؛

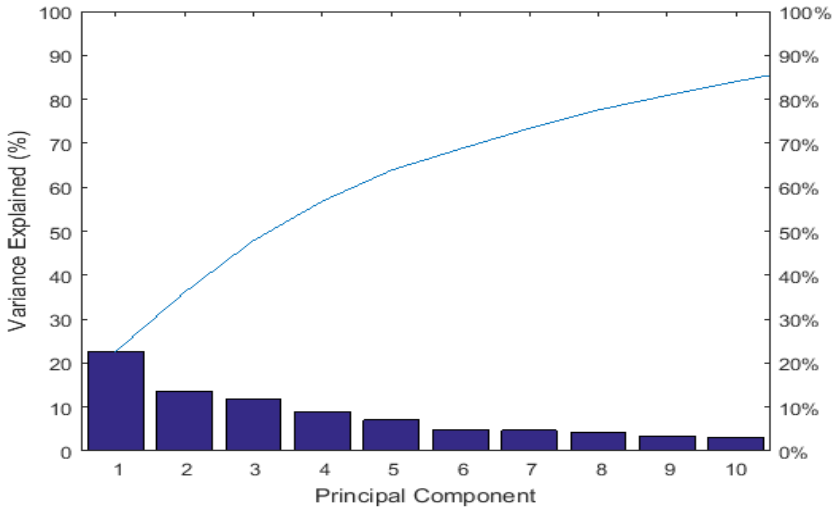
اشتباه در به‌کارگیری استانداردهای حسابداری مرتبط با اندازه‌گیری، شناسایی، طبقه‌بندی، ارائه یا افشا.

چنانچه هر یک از این علائم در بندهای تعدیلی گزارش های حسابرسی سالانۀ شرکت ها وجود داشته باشد، مقدار آن برابر با یک و در غیر این صورت صفر خواهد بود؛ بنابراین این مجموعه داده شامل ۱۸۰ شرکت و ۱۹ ویژگی طی سال های ۱۳۹۳-۱۳۸۱ خواهد بود. در ادامه از روش تحلیل مؤلفه های اساسی (PCA) برای کاهش ویژگی های اولیه و نگاشت مجموعه داده های اولیه در فضای کوچک تر، استفاده خواهد شد. نمودار شمارۀ ۱ نگاشت حاصل از داده‌های نرمال شده بر روی دو مؤلفۀ اساسی اول را نشان می‌دهد.



نمودار ۱: نگاشت داده‌های نرمال روی دو مؤلفۀ اساسی اول

نمودار صخره‌ای شمارهٔ ۲ واریانس توضیح داده‌شده توسط ده مؤلفهٔ اول را نشان می‌دهد. تنها تفاوت آشکار در واریانس احتساب شده توسط هر مؤلفه، بین مؤلفه‌های اول و دوم است؛ بااین‌حال مؤلفهٔ اول تنها حدود ۲۳ درصد از کل واریانس را توضیح می‌دهد و درنتیجه مؤلفه‌های بیشتری را باید در نظر گرفت. همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود، ده مؤلفهٔ اول (به‌جای کل ۱۹ مؤلفه) حدود هشتادوپنج درصد از کل واریانس مجموعه داده‌های نرمال‌شده را توضیح می‌دهند و این دلیلی منطقی برای کاهش ابعاد داده‌های اولیه است.



نمودار ۲: واریانس توضیح داده‌شدهٔ ده مؤلفهٔ اساسی اول

هر نوزده متغیر در نمودار دوتایی شمارهٔ ۳ از طریق یک بردار نشان داده شده است. در این نمودار علائم و نوشته‌ها بدین قرارند:

InvOE، بیش‌نمایی موجودی کالا؛

RecOE، بیش‌نمایی حساب‌ها و اسناد دریافتنی؛

AssOE، بیش‌نمایی دارایی‌های ثابت؛

InvestOE، بیش‌نمایی سرمایه‌گذاری‌ها؛

BDR، کسری ذخیرهٔ مطالبات مشکوک‌الوصول؛

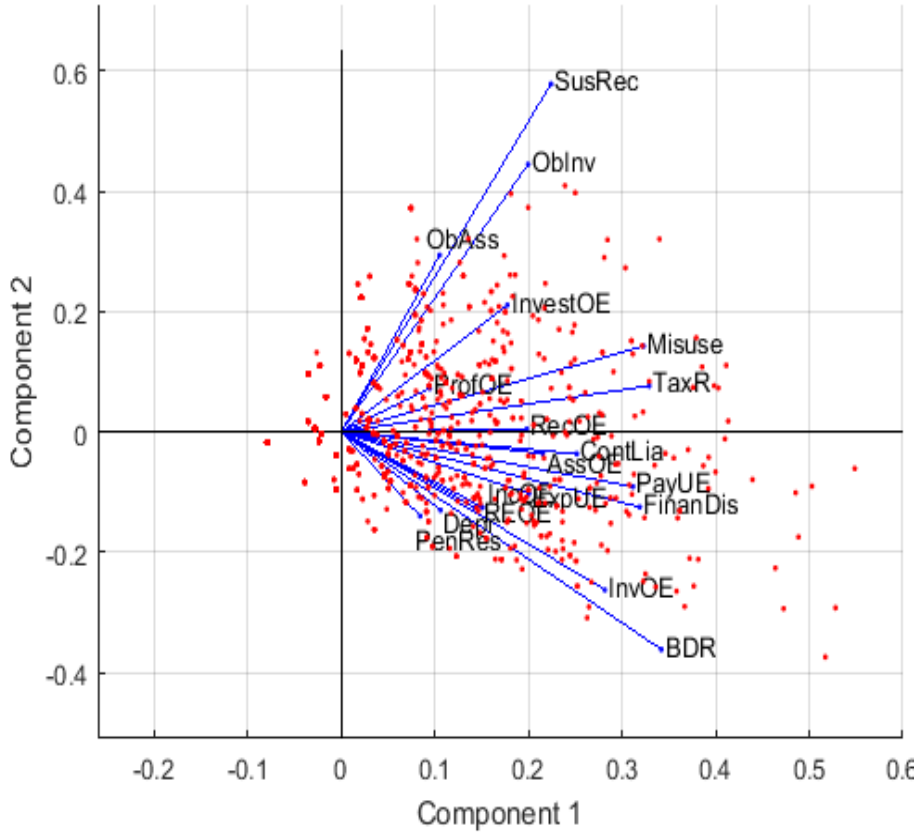
Depr، کسری استهلاک؛

IncOE، بیش‌نمایی درآمدها؛

ProfOE، بیش‌نمایی سود؛
REOE، بیش‌نمایی سود انباشته؛
PayUE، کم‌نمایی حساب‌ها و اسناد پرداختنی؛
TaxR، کسری ذخیرهٔ مالیات؛
ContLia، بدهی‌های احتمالی؛
PenRes، کسری ذخیرهٔ مزایای پایان خدمت کارکنان؛
ExpUE، کم‌نمایی هزینه‌ها؛
SusRec، حساب‌ها و اسناد دریافتنی که مدت زیادی از سررسید آن‌ها گذشته است؛
ObInv، موجودی راکد؛
ObAss، دارایی راکد؛
FinanDis، مشکلات تداوم فعالیت؛
Misuse، اشتباه در به‌کارگیری استانداردهای حسابداری مرتبط با اندازه‌گیری، شناسایی، طبقه‌بندی، ارائه یا افشا.

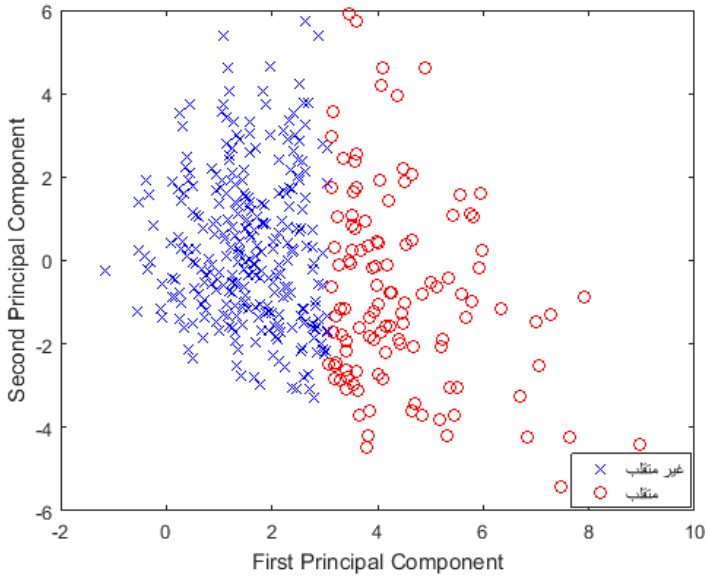
جهت و طول به‌کارگیری، بیان‌گر تأثیری است که هر متغیر بر دو مؤلفهٔ اساسی نمودار می‌گذارد؛ برای مثال، مؤلفهٔ اساسی اول، محور افقی، به ازای تمامی ۱۹ متغیر دارای ضریب مثبت است؛ به همین دلیل، هر ۱۹ بردار نیز در نیمهٔ سمت راست نمودار قرار گرفته‌اند. بیشترین ضرایب در مؤلفهٔ اساسی اول متعلق به متغیرهای کسری ذخیرهٔ مطالبات مشکوک‌الوصول، کسری ذخیرهٔ مالیات بر درآمد و اشتباه در به‌کارگیری استانداردهای حسابداری مرتبط با اندازه‌گیری، شناسایی، طبقه‌بندی، ارائه یا افشا است.

مؤلفهٔ اساسی دوم، محور عمودی، برای هفت متغیر حساب‌ها و اسناد دریافتنی که مدت زیادی از سررسید آن‌ها گذشته است، موجودی راکد، دارایی راکد، بیش‌نمایی سرمایه‌گذاری‌ها، بیش‌نمایی سود، اشتباه در به‌کارگیری استانداردهای حسابداری مرتبط با اندازه‌گیری، شناسایی، طبقه‌بندی، ارائه یا افشا و کسری ذخیرهٔ مالیات دارای ضرایب مثبت و به ازای سایر متغیرها داری ضرایب منفی است؛ بنابراین مؤلفهٔ اساسی دوم بین شرکت‌هایی که هفت متغیر اول در آن‌ها مقادیر بالایی دارد و سایر متغیرها مقادیر پایین دارند، با شرکت‌هایی که عکس این حالت هستند، تمایز می‌گذارد.



نمودار ۳: نمودار دوتایی متغیرهای پژوهش

پس از آنکه مؤلفه‌های اساسی به شرح بالا انتخاب شد، از روش $k-means$ تعدیل‌شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل مصنوعی (ABC)، برای تفکیک شرکت‌های نمونه به متقلب و غیر متقلب استفاده خواهد شد. نمودار شمارهٔ ۴، نتایج حاصل از تفکیک شرکت‌های متقلب و غیر متقلب را بر روی مؤلفه‌های اساسی اول و دوم به تصویر می‌کشد. به‌کارگیری روش $k-means$ تعدیل‌شده، نشان‌دهندهٔ وجود ۱۲۲ شرکت متقلب و ۲۲۱۸ شرکت غیر متقلب (درمجموع ۲۳۴۰ شرکت- سال) طی سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۸۱ است.



نمودار ۴: تفکیک شرکت‌ها به متقلب و غیر متقلب

رویکرد ارائه‌شده در بالا با نمونه‌ای متشکل از ۷ شرکت متقلب و ۱۰ شرکت غیر متقلب آزمون شد. شرکت‌های متقلب با مراجعه به نشریات ویژۀ سازمان بورس و اوراق بهادار که در وب‌سایت www.seo.ir نمایه شده‌اند، انتخاب گردیدند. بررسی کامل نشریات ویژه نشان می دهد نشریات شمارۀ ۳، ۴ و ۷ دربرگیرندۀ چهارده رأی قطعی صادره در محاکم دادگستری هستند. هر یک از این چهارده رأی در راستای اجرای مادۀ ۵۲ قانون بازار اوراق بهادار مصوب آذرماه ۱۳۸۴، به دلایل مختلفی صادرشده‌اند، از قبیل ایجاد ظاهری گمراه‌کننده از روند معاملات اوراق بهادار، مبادرت به معاملات اوراق بهادار با استفاده از اطلاعات نهانی، خودداری از ارائۀ اطلاعات و اسناد و مدارک مهم به سازمان بورس و اوراق بهادار، تخلف از مقررات قانون بازار در تهیۀ اسناد و مدارک، تقسیم منافع موهوم به استناد صورت دارایی و ترازنامۀ مزور و موارد دیگر.

موضوع پژوهش حاضر به‌طور مشخص تقلب در صورت‌های مالی است؛ پس فقط شرکت‌هایی به‌عنوان شرکت‌های متقلب در نظر گرفته شدند که با تعریف زیر سازگار بودند:

شرکت‌هایی که فقط به دلایل مرتبط با تقلب در صورت‌های مالی که تعریف آن در بخش مقدمه به‌طور کامل ارائه شد، علیه مدیران آن‌ها در محاکم دادگستری آرای قطعی صادرشده است و با بررسی اطلاعات ارائه‌شده در نشریات ویژۀ سازمان بورس و اوراق بهادار قابل‌تشخیص

بودند.

با اعمال این رویکرد، تنها ۷ شرکت از ۱۴ شرکت مزبور به‌عنوان شرکت‌هایی که صورت‌های مالی متقلبانه داشته‌اند، انتخاب گردیدند؛ سپس علائم خطر تقلب هر یک از این شرکت‌ها با بررسی گزارش حسابرسی آن‌ها و مطابق با رویهٔ اشاره شده در بالا تعیین شدند. علاوه بر این ۷ شرکت، ۱۰ شرکت غیر متقلب نیز با رعایت دقت لازم به‌صورت تصادفی و به‌گونه‌ای انتخاب شدند که هیچ‌کدام از علائم خطر تقلب در گزارش حسابرسی آن‌ها وجود نداشته باشد. توضیح آنکه هیچ‌یک از این ۱۷ شرکت در نمونهٔ اولیه، برای تفکیک شرکت‌های متقلب و غیر متقلب قرار نداشته‌اند. در مورد شرکت‌های متقلب از گزارش حسابرسی یک سال قبل از وقوع تقلب که در اینجا سال مالی قبل از تاریخ اعلام‌جرم در محاکم دادگستری است، برای تعیین علائم خطر استفاده شد. نتایج حاصل از به‌کارگیری الگوریتم *k-means* تعدیل‌شده بر روی این نمونهٔ آزمون، حاکی از این است که الگوریتم پیشنهادی، شش شرکت از هفت شرکت متقلب را به‌درستی در خوشهٔ متقلب قرار می‌دهد و از ده شرکت غیر متقلب نیز همگی در خوشهٔ غیر متقلب قرار می‌گیرند. بررسی‌های بیشتر در رابطه با تنها شرکت متقلبی که به‌اشتباه در خوشه غیر متقلب قرار گرفته است، نیز نشان می‌دهد که با به‌کارگیری علائم خطر تقلب ارائه‌شده در گزارش حسابرسی دو سال قبل شرکت مذکور، این شرکت در زمرهٔ شرکت های متقلب جای می‌گیرد و به احتمال زیاد اعلام‌جرم با فاصلهٔ بیش از یک سال از وقوع تقلب در صورت‌های مالی صورت گرفته است. نگاره شمارهٔ ۲ نتایج حاصل از آزمون رویکرد *k-means* تعدیل‌شده بر روی‌داده‌های آزمون را نشان می‌دهد.

نگاره ۲: نتایج حاصل از آزمون روش *k-means* تعدیل‌شده

معیار عملکرد	درصد
صحت کلی	٪۹۴/۱۱
دقت	٪۱۰۰
فراخوانی	٪۸۵/۷۱
$F-Measure$	٪۹۲/۳۱
$G-mean$	٪۹۲/۵۸

نتایج پژوهش های پیشین حاکی از این است که میانگین دورهٔ زمانی وقوع تقلب قبل از کشف آن ۱۸ ماه است (راهنمای ممیزان تقلب، ۲۰۱۲). ازاین‌رو، پس از آنکه شرکت‌های

متقلب به شرح بالا تعیین شد، مطابق با مبانی نظری پژوهش از ۴۰ متغیر مالی و غیرمالی مرتبط با اهرم مالی، سودآوری، ترکیب دارایی‌ها، نقدینگی، کارایی، اندازه، رشد، وضعیت مالی کلی، اندازۀ حسابرس، دورۀ تصدی حسابرس و تغییر حسابرس به همراه روش های درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ برای پیش بینی تقلب در صورت های مالی به ترتیب برای هر یک از سال‌های یک سال قبل از وقوع تقلب و دو سال قبل از وقوع آن استفاده شده است.

ازآنجایی‌که تعداد شرکت‌های متقلب (۱۲۲ شرکت) در مقایسه با تعداد شرکت‌های غیر متقلب (۲۲۱۸ شرکت) بسیار کمتر است، با یک مجموعه دادۀ نامتوازن سروکار داریم؛ ازاین‌رو برای حل این مسئله از رویکردی که هی و همکاران (۲۰۰۸) معرفی کردند، استفاده خواهد شد. در این رویکرد که آدیسین[۷۴] نام دارد، ایدۀ اصلی به‌کارگیری توزیع موزون برای نمونه‌های طبقات اقلیت، مطابق با سطح دشواری آن‌ها در یادگیری است؛ بنابراین داده‌های ترکیبی بیشتری برای نمونه‌های طبقات اقلیتی که یادگیری آن‌ها سخت‌تر است، در مقایسه با نمونه‌های طبقات اقلیتی که یادگیری آن‌ها آسان‌تر است، ایجاد می‌شود.

به‌کارگیری داده‌های آموزشی برای برآورد عملکرد مدل، ممکن است با سویه همراه باشد. در بیشتر موارد مدل‌ها به‌جای یادگیری، تمایل به حفظ کردن نمونه دارند (بیش‌برازش[۷۵] داده‌ها). در این پژوهش برای اجتناب از این مشکل از اعتبارسنجی متقابل با ۱۰ لایه[۷۶] استفاده شده است؛ بنابراین برای هر لایه، مدل با استفاده از ۹ لایۀ باقیمانده آموزش داده می‌شود و با لایۀ جداشده آزمون می‌گردد. درنهایت میانگین عملکرد محاسبه خواهد شد. نگاره شمارۀ ۳ نتایج حاصل از برآورد مدل‌های پیشنهادی برای یک سال قبل از تقلب ($t-1$) را نشان می‌دهد.

نگاره ۳: نتایج حاصل از مدل‌های پیشنهادی یک سال قبل از تقلب ($t-1$)

	درخت تصمیم	ماشین بردار پشتیبان	الگوریتم بوستینگ
صحت کلی	٪۹۱/۸	٪۷۴/۸	٪۶۹/۸
دقت	٪۹۱/۹	٪۷۵/۷	٪۷۰/۵
فراخوانی	٪۹۱/۸	٪۷۴/۸	٪۶۹/۸
$F-Measure$	٪۹۱/۸	٪۷۴/۷	٪۶۹/۶
AUC	۰/۹۲۷	۰/۷۵۱	۰/۷۷۷

همان‌طور که در نگاره بالا مشاهده می‌شود، نتایج معیارهای عملکرد مدل‌های پیشنهادی یک سال قبل از وقوع تقلب، حاکی از مناسب بودن مدل های درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ برای پیش‌بینی تقلب است. به‌منظور مقایسهٔ عملکرد مدل‌های پیشنهادی در کشف تقلب از آزمون های آماری استفاده خواهد شد؛ بنابراین برای بررسی فرض نرمال بودن توزیع معیارهای عملکرد محاسبه شده از آزمون کولموگوروف- اسمیرنوف (KS) استفاده شد. نتایج حاصل از این آزمون در سطح معناداری ۵ درصد حاکی از رد فرض H_0 مبنی بر نرمال بودن توزیع معیارهای ارزیابی عملکرد است؛ بنابراین از آزمون رتبهٔ علامت دار ویلکاکسون (Wilcoxon) برای مقایسهٔ معیارهای ارزیابی عملکرد استفاده خواهد شد. نگاره شمارهٔ ۴ نتایج حاصل از آزمون رتبهٔ علامت دار ویلکاکسون (Wilcoxon) را برای معیار ارزیابی عملکرد $F-Measure$ یک سال قبل از وقوع تقلب، نشان می‌دهد. در حالت کلی تفاوت معناداری بین عملکرد درخت تصمیم با ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ وجود دارد؛ ازاین‌رو الگوریتم درخت تصمیم روش مناسب‌تری برای طبقه‌بندی شرکت‌های متقلب و غیر متقلب است.

نگاره ۴: نتایج حاصل از آزمون رتبهٔ علامت‌دار ویلکاکسون (Wilcoxon)

طبقه‌بندی کننده‌ها	آماره آزمون	آماره Z	احتمال آماره Z
درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان	۰/۰۰۰	-۸/۶۸۲	۰/۰۰۰
درخت تصمیم و الگوریتم بوستینگ	۰/۰۰۰	-۸/۶۸۲	۰/۰۰۰
ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ	۲۴/۰۰۰	-۸/۵۹۹	۰/۰۰۰

نگاره شمارهٔ ۵ نتایج حاصل از برآورد مدل های پیشنهادی برای دو سال قبل از تقلب ($t-۲$) را نشان می‌دهد.

نگاره ۵: نتایج حاصل از مدل‌های پیشنهادی دو سال قبل از تقلب ($t-۲$)

	درخت تصمیم	ماشین بردار پشتیبان	الگوریتم بوستینگ
صحت کلی	٪۹۰/۴	٪۷۲/۹	٪۷۰/۴
دقت	٪۹۰/۶	٪۷۴/۳	٪۷۰/۸

	درخت تصمیم	ماشین بردار پشتیبان	الگوریتم بوستینگ
فراخوانی	٪۹۰/۳	٪۷۲/۹	٪۷۰/۴
$F-Measure$	٪۹۰/۴	٪۷۲/۷	٪۷۰/۴
AUC	۰/۹۱۵	۰/۷۳۲	۰/۷۸۳

چنانکه در نگاره شمارهٔ ۵ مشاهده می‌شود، عملکرد مدل‌های پیشنهادی در دو سال قبل از وقوع تقلب نیز با یکدیگر متفاوت است. بررسی مقایسه‌ای عملکرد مدل‌های پیشنهادی حاکی از بهتر بودن معیارهای عملکرد درخت تصمیم نسبت به ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ، برای پیش‌بینی تقلب است. نگاره شمارهٔ ۶ نتایج حاصل از آزمون رتبهٔ علامت‌دار ویلکاکسون (Wilcoxon) برای معیار ارزیابی عملکرد *F-Measure* را برای دو سال قبل از وقوع تقلب، نشان می‌دهد؛ ازاین‌رو، نتایج حاصل از آزمون رتبهٔ علامت‌دار ویلکاکسون (Wilcoxon) نیز حاکی از برتری درخت تصمیم در مقایسه با ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ، برای کشف تقلب در صورت‌های مالی است.

نگاره ۶: نتایج حاصل از آزمون رتبهٔ علامت‌دار ویلکاکسون (Wilcoxon)

طبقه‌بندی کننده‌ها	آماره آزمون	آماره Z	احتمال آماره Z
درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان	۰/۰۰۰	-۸/۶۸۲	۰/۰۰۰
درخت تصمیم و الگوریتم بوستینگ	۰/۰۰۰	-۸/۶۸۲	۰/۰۰۰
ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ	۳۰۵۱/۰۰۰	۱/۸۰۹	۰/۰۷۱

همچنین در این پژوهش از آزمون من ویتنی (آزمون U) برای مقایسهٔ معیارهای ارزیابی عملکرد یک سال قبل از وقوع تقلب ($t-1$) با دو سال قبل از وقوع آن ($t-2$)، استفاده خواهد شد. نگاره شمارهٔ ۷ نتایج حاصل از این آزمون را برای هر یک از مدل‌های پیشنهادی نشان می‌دهد.

نگاره ۷: نتایج حاصل از آزمون من‌ویتنی (آزمون U)

طبقه‌بندی کننده‌ها	آماره آزمون	آماره Z	احتمال آماره Z
درخت تصمیم	۳۵۲۰/۰۰۰	-۳/۶۱۶	۰/۰۰۰
ماشین بردار پشتیبان	۲۰۹۶/۰۰۰	-۷/۰۹۶	۰/۰۰۰
الگوریتم بوستینگ	۷۶۸۱/۰۰۰	۶/۵۵۱	۰/۰۰۰

همان‌طور که در نگاره شمارهٔ ۷ مشاهده می‌شود، تفاوت معناداری بین عملکرد مدل‌های پیشنهادی در یک سال قبل از وقوع تقلب ($t-۱$) و دو سال قبل از وقوع آن ($t-۲$) وجود دارد؛ ازاین‌رو می‌توان نتیجه گرفت استفاده از داده‌های یک سال قبل، برای پیش‌بینی تقلب در صورت های مالی عملکرد بهتری خواهد داشت؛ همچنین نتایج حاصل از انتخاب ویژگی به روش مبتنی بر همبستگی، حاکی از سودمندی متغیرهای کل بدهی ها به حقوق صاحبان سهام، سود ناخالص به کل دارایی‌ها، حساب‌های دریافتنی به کل دارایی‌ها، موجودی کالا به جمع دارایی‌ها، نسبت آنی، نسبت وجه نقد به کل دارایی‌ها، لگاریتم طبیعی کل دارایی‌ها، اندازهٔ حسابرس و دورهٔ تصدی حسابرس برای کشف تقلب داشت.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

رسوایی‌ها و شکست‌های شرکتی، اطمینان سرمایه‌گذاران نسبت به درست و منصفانه بودن حساب‌های واحدهای تجاری را مخدوش کرده است. در بیشتر موارد گزارش‌شده، مدیریت از طریق دست‌کاری صورت‌های مالی شرکت برای انعکاس نتایج دلخواه خود به عموم، به کلاه‌برداری و پنهان ساختن آن مبادرت کرده است؛ ازاین‌رو در محیطی فعال از تقلب در صورت‌های مالی، سازوکارهای کشف تقلب با کمک رایانه بسیار مؤثرتر و کاراتر خواهد بود. تکنولوژی‌های مبتنی بر آمار و یادگیری ماشینی راهکاری اثربخش برای پیشگیری و کشف تقلب هستند؛ ازاین‌رو در این مقاله نخست به بررسی این مسئله پرداخته شد که آیا شیوه‌های داده‌کاوی امکان تفکیک شرکت‌های متقلب و غیرمتقلب را با استفاده از گزارش‌های حسابرسی سالانهٔ شرکت‌ها فراهم می‌کنند؟ برای پاسخ‌گویی به این سؤال از ۱۹ علائم خطر اشاره‌شده در استاندارد حسابرسی ۲۴۰، به همراه شیوه‌های داده‌کاوی تحلیل مؤلفهٔ اساسی و خوشه‌بندی استفاده شد. یافته‌های پژوهش حاکی از این بود که رویکرد ارائه‌شده امکان تفکیک شرکت‌های

نمونه به دودستۀ متقلب و غیر متقلب را فراهم می‌کند؛ سپس این سؤال مطرح شد که آیا می‌توان با استفاده از اطلاعات مالی و غیرمالی گزارش‌های سالانه شرکت‌ها، مدلی کمی برای کشف تقلب ارائه داد که بیان‌گر یک روش تحلیلی خودکار برای کشف تقلب بالقوه باشد؟ برای پاسخ‌گویی به این سؤال نیز مطابق با مبانی نظری و پیشینۀ پژوهش از ۴۰ متغیر مالی و غیرمالی به همراه شیوه‌های درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و روش بوستینگ استفاده شد. یافته‌های پژوهش بیان‌گر وجود شواهدی دال بر عملکرد مناسب مدل‌های پیشنهادی، برای پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی است. نتایج حاصل از آزمون رتبۀ علامت‌دار ویلکاکسون (Wilcoxon) نیز حاکی از برتری درخت تصمیم در مقایسه با ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بوستینگ، برای کشف تقلب در صورت‌های مالی بود؛ همچنین نتایج آزمون من‌ویتنی (آزمون U) نشان می‌دهد داده‌های یک سال قبل برای پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی مناسب‌تر از داده‌های دو سال قبل است. به‌طورکلی نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش‌های پرسونس (۱۹۹۵)، فروز و همکاران (۲۰۰۰)، سپاتیس (۲۰۰۲)، کامینسکی و همکاران (۲۰۰۴)، کرکوز و همکاران (۲۰۰۷)، آلدن و همکاران (۲۰۱۲)، هوانگ و همکاران (۲۰۱۴)، چن و همکاران (۲۰۱۴) و لین و همکاران (۲۰۱۶) مبنی بر سودمندی شیوه‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی مطابقت دارد.

نتایج این پژوهش برای حسابرسان مستقل و داخلی، نهادهای مالیاتی و سایر دستگاه های دولتی، سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران مالی، مؤسسات رتبه‌بندی اعتباری، بانک‌ها و سایر اعتباردهندگان قابل‌استفاده است. امروزه رویه‌های حسابرسی باید به موارد فزاینده‌ای از تقلب مدیران رسیدگی کنند. قابلیت پیشرفتۀ طبقه‌بندی و پیش‌بینی شیوه‌های داده‌کاوی، به حسابرسان مستقل و داخلی در کشف گزارشگری مالی متقلبانه کمک می‌کند.

با توجه به دلیل ماهیت متفاوت فعالیت شرکت‌های بیمه، بانک‌ها و مؤسسه‌های اعتباری و واسطه‌گری‌های مالی، این‌گونه شرکت‌ها از جامعۀ موردمطالعه حذف‌شده‌اند؛ بنابراین نتایج پژوهش قابل‌تعمیم به‌تمامی شرکت‌ها نیست؛ پس بررسی علائم خطر مرتبط با تقلب در صورت‌های مالی و همچنین ارائۀ مدلی برای کشف صورت‌های مالی متقلبانۀ این شرکت‌ها و مؤسسات، می‌تواند موضوع پژوهشی بالقوه باشد؛ همچنین به پژوهش‌گران آینده پیشنهاد می‌شود با استفاده از سایر شیوه‌های داده‌کاوی برای خوشه‌بندی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی، به بررسی و تأیید الگو و چارچوب پیشنهادی اقدام کنند. در انجام این پژوهش محدودیت‌هایی

به شرح زیر وجود داشت:

ارائهٔ مجدد اکثر صورت های مالی در سال بعد که خود نیازمند پژوهشی در مورد علل آن و همچنین معنی‌دار بودن یا نبودن تفاوت بین اطلاعات تجدید ارائه‌شده و تجدید ارائه نشده است.

دسترسی نداشتن به داده‌ها و اطلاعات مالی شرکت‌ها در بلندمدت، سبب شد تا نتایج پژوهش تنها محدود به دورهٔ زمانی کوتاهی باشد؛ بنابراین نتایج آن قابل تعمیم به دوره های زمانی بلندمدت نخواهد بود.

یادداشت‌ها

1- Financial Statements Fraud
2- Association of Certified Fraud Examiners
3- Data Mining
4- Stepwise-Logistic Models
5- Artificial Neural Networks
6- Discriminant Analysis
7- Decision Trees
8- Bayesian Belief Networks
9- Fuzzy Rule-Based Classifiers
10- Markovian Learning Estimation of Distribution Algorithm
11- Growing Hierarchical Self-Organizing Map
12- Integrated Rough Set Analysis
13- Biomedicine
14- Cybersecurity
15- Supervised
16- Unsupervised
17- Clustering
18- Associative Rule Mining
19- Data Cleaning
20- Data Integration
21- Data Selection
22- Data Transformation
23- Pattern Evaluation
24- Knowledge Representation
25- Support Vector Machines
26- Boosting
27- Dimensionality Reduction
28- Numerosity Reduction
29- Data Compression
30- Wavelet Transforms
31- Principal Components Analysis
32- Attribute Subset Selection
33- Bioinformatics
34- Text Mining
35- Pattern Recognition
36- Image Analysis
37- Noisy
38- Wrapper
39- Filter
40- Pearson's Correlation Coefficient
41- Mutual Information
42- Kullback-leibler
43- Root Node
44- Non-Leaf Nodes
45- Leaf Nodes
46- Branches
47- Recursive Process
48- Cut-off value

یادداشت‌ها

49- Statistical Learning Theory
50- Vapnik
51- Pattern recognition
52- Regression Estimation
53- Financial Time-Series Forecasting
54- Marketing
55- Estimating Manufacturing Yields
56- Text Categorization
57- Face Detection
58- Hand Written Digit Recognition
59- Medical Diagnosis
60- Binary Classifier
61- Optimal Separating Hyperplanes
62- Decision Function
63- Training Examples
64- Training Set
65- Accuracy
66- Default Rule
67- Subroutine
68- Test Set
69- Classifier Performance
70- Confusion Matrix
71- Overall Accuracy
72- Precision
73- Recall
74- ADASYN
75- Overfitting
76- 10-Fold Cross Validation

منابع

الف. فارسی

اعتمادی، حسین و زلقی، حسن (۱۳۹۲). کاربرد رگرسیون لجستیک در شناسایی گزارشگری مالی متقلبانه. *دانش حسابرسی*، ۱۳(۵۱)، ۱۴۵-۱۶۳.

پیری، پرویز و برزگری صدقیانی، سمانه (۱۳۹۵). بررسی رابطۀ بین دورۀ تصدی حسابرس و تغییر حسابرس با کیفیت سود شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بر اساس مدل کاسنیک. *پیشرفت‌های حسابداری*، ۸(۲)، ۶۵-۹۱.

جهانشاد، آزیتا و سرداری زاده، سپیده (۱۳۹۳). رابطۀ معیار مالی (اختلاف رشد درآمد) و معیار غیرمالی (رشد تعداد کارکنان) با گزارشگری مالی متقلبانه. *پژوهش حسابداری*، ۴(۱۳)، ۱۸۱-۱۹۸.

خواجوی، شکراله و قدیریان آرانی، محمدحسین (۱۳۹۴). بررسی تأثیر کیفیت سود بر تجدید ارائۀ صورت‌های مالی. *پیشرفت‌های حسابداری*، ۷(۲)، ۵۹-۸۴.

صفرزاده، محمدحسین (۱۳۸۹). توانایی نسبت های مالی در کشف تقلب در گزارشگری مالی: تحلیل لاجیت. *دانش حسابداری*، ۱(۱)، ۱۳۷-۱۶۳.

فرقاندوست حقیقی، کامبیز؛ هاشمی، سید عباس و فروغی دهکردی، امین (۱۳۹۳). مطالعۀ رابطۀ بین مدیریت سود و امکان تقلب در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در

بورس اوراق بهادار تهران. *دانش حسابرسی*، ۱۴(۵۶)، ۴۷-۶۸.

کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی (۱۳۹۴). *اصول و ضوابط حسابداری و حسابرسی: استانداردهای حسابرسی*. چاپ بیست و پنجم، تهران، سازمان حسابرسی.

مرادی، جواد؛ رستمی، راحله و زارع، رضا (۱۳۹۳). شناسایی عوامل خطر مؤثر بر احتمال وقوع تقلب در گزارشگری مالی از دید حسابرسان و بررسی تأثیر آن ها بر عملکرد مالی شرکت. *پیشرفت‌های حسابداری*، ۶(۱)، ۱۴۱-۱۷۳.

ب. انگلیسی

Alden, M. E., Bryan, D, M., Lessley, B., J., & Tripathy, A. (2012). Detection of financial statement fraud using evolutionary algorithms. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 9, 71-94.

Altman, E. I., (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, *23*, 589-609.

Association of Certified Fraud Examiners (ACFE) (2011). Fraud Examiners Manual. Austin, Texas: ACFE.

Association of Certified Fraud Examiners (ACFE) (2012). Report to the Nations on Occupational Fraud and Abuse. Austin, Texas: ACFE.

Brazel, J. F., Jones, K., L., & Zimbelman, M. F. (2009). Using nonfinancial measures to assess fraud risk. *Journal of Accounting Research*, 47, 1135-1166.

Carcello, J. V., & Nagy, A. L. (2004). Audit firm tenure and fraudulent financial Feporting. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 23, 55-69.

Chen, F. H., Chi, D. J., & Zhu, J. Y. (2014). Application of random forest, rough set theory, decision tree and neural network to detect financial statement fraud–Taking torporate governance into consideration. *Intelligent Computing Theory*, 8588, 221-234.

Cort´es, E. A., Mart´ınez, M. G., & Rubio, N. G. (2007). A boosting approach for corporate failure prediction. *Applied Intelligence*, 27, 29-37.

Dua, S., & Du, X. (2011). Data Mining and Machine Learning in Cybersecurity. 1st edition. Milton Park, UK: Taylor and Francis Group.

Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27, 861-874.

Feroz, E. H., Kwon, T. M., Pastena, V. S., & Park, K. (2002). The efficacy of red flags in predicting the SEC's targets: An artificial neural networks approach. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 9, 145–157.

Gepp, A., Kumar. K., & Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees. *Journal of Forecasting*, 29, 536-555.

Han, J., Kamber, M., & Pey, J. (2012). *Data Mining Concepts and Techniques*. 3rd Edition, Morgan Kaufmann Publications.

He, H., Bai, Y., Garcia, E, A., & Li, S. (2008). ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning. *IEEE Neural Networks*, 1322-1328.

Hoogs, B., Kiehl, T., Lacomb, C., & Senturk, D. (2007). A genetic algorithm approach to detecting temporal patterns indicative of financial statement fraud. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 15, 41-56.

Huang, S. H., Tsaih, R. H., & Yu, F. (2014). Topological pattern discovery and feature xxtraction for fraudulent financial reporting. *Expert Systems with Applications*, *41*, 4360–4372.

Kaminski, K. A., Wetzel, T. S., & Guan, L. (2004). Can financial ratios detect fraudulent financial reporting? *Managerial Auditing Journal*, *19*,15–28.

Karaboga, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm. *Journal of Global Optimization*, *39*, 459-471.

Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, *32*, 995–1003.

Lin, C-H., Chiu, A-A., Huang, S. Y., & Yen, D. C. (2016). Detecting the financial statement fraud: The analysis of the differences between data mining techniques and experts' judgments. *Knowledge-Based Systems*, *89*, 459-470.

Persons, O. (1995). Using financial statement data to identify factors associated with fraudulent financial reporting. *Journal of Applied Business Research*, *11*, 38–46.

Pierre, K. S., & Anderson, J. A. (1984). An analysis of the factors associated with lawsuits against public accountants. *The Accounting Review*, *59*, 242-263.

Ravisankar, P., Ravi, V., Rao, G. R., & Bose, I. (2011). Detection of financial statement fraud and feature selection using data mining techniques. *Decision Support Systems*, *50*, 491-500.

Rezaee, Z. (2005). Causes, consequences, and deterrence of financial statement fraud. *Critical Perspective on Accounting*, *16*, 277-298.

Rezaee, Z., & Riley, R. (2010). *Financial Statement Fraud-prevention and Detection*. 2nd edition, John Wiley & Sons, Inc.

Shin, K. S., Lee, T. S., & Kim, H. J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, *28*, 127-135.

Spathis, C., Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2002). Detecting falsified financial statements: A comparative study using multicriteria analysis and multivariate statistical techniques. *European Accounting Review*, 11(3), 509-535.

Spathis, C. T. (2002). Detecting false financial statements using published data: Some evidence from Greece. *Managerial Auditing Journal*, *17*, 179-191.

Sreejesh, S., Anusree, M. R., & Mohapatra, S. (2014). *Business Research Methods: An Applied Orientation*. 1st edition, Springer International Publishing.

Stice, D. J. (1991) Using financial and market information to identify pre-engagement market factors associated with lawsuits against auditors. *Accounting Review*, *66*, 516–33.

Summers, S. L., & Sweeney, J. T. (1998). Fraudulently misstated financial statements and insider trading: An empirical analysis. *Accounting Review*, *73*, 131–46.

Whiting, D., G., Hansen, J. V., Mcdonald, J., B., Albrecht, C., & Albrecht, W. S. (2012). Machine learning methods for detecting patterns of management fraud. *Computational Intelligence*, *28*, 505-527.

Zhou, W., & Kapoor, G. (2011). Detecting evolutionary financial statement fraud. *Decision Support Systems*, 50, 570-575.

Zikmund, W. G., Babin, B. J., Car, J. C., & Griffin, M. (2010). *Business Research Methods*. 8th edition, Cengage Learning.