

تدوین مدل کشف تقلب با استفاده از رویکرد ترکیبی برپایه مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران

جابر محمد موسایی^۱
بابک جمشیدی نوید^۲
مهرداد قنبری^۳
فرشید خیراللهی^۴

تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۴/۰۲

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۰/۰۶

چکیده

هدف اصلی این پژوهش ارائه مدلی برای کشف تقلب با استفاده از رویکرد ترکیبی مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه عصبی پیش خور با الگوریتم پس انتشار خطا است. شبکه‌ای که برای پیش‌بینی تقلب مالی شرکت‌ها استفاده می‌شود دارای ۱۷ نرون (مجموعه نسبت‌های مالی انتخاب شده) در لایه ورودی و ۱ نرون (وضعیت تقلب شرکت‌ها) در لایه خروجی است. تابع تبدیل مورد استفاده در لایه خروجی از نوع خطی و برای لایه میانی یک تابع غیر خطی سیگموئیدی انتخاب شده است. جامعه آماری پژوهش، شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۲-۱۳۹۳ می‌باشد که ۱۴۰ شرکت به عنوان نمونه در پژوهش حاضر استفاده شده است. برای دسته بندی شرکت‌ها با احتمال گزارشگری متقلبانه و غیر متقلبانه از مدل نمره M بنیشت استفاده شده است که ۷۸ شرکت دارای احتمال گزارشگری متقلبانه و ۶۲ شرکت دارای احتمال گزارشگری غیر متقلبانه بوده است. برای انتخاب نهایی متغیرهای ورودی در شبکه عصبی مصنوعی از مدل تحلیل عاملی تأییدی و تحلیل مولفه‌های اصلی استفاده شده است. نتایج نشان داد که ساختار گزارش شده مدل شبکه عصبی که دارای ۷ نرون در لایه پنهان است از دقت و عملکرد بالاتری نسبت به سایر ساختارهای بررسی شده بوده است. نتایج حاکی است که دقت دسته‌بندی شرکت‌های متقلب و شرکت‌های غیرمتقلب و عملکرد کلی در روش شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۵۷٫۶۹٪، ۷۲٫۷۳٪ و ۶۲٫۱۶٪ بوده است.

واژه‌های کلیدی: تقلب، گزارشگری مالی متقلبانه، شبکه عصبی مصنوعی، تحلیل عاملی تأییدی، تحلیل مولفه‌های اصلی.

۱- دانشجوی دکتری حسابداری، گروه حسابداری، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران.

۲- استادیار، گروه حسابداری، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران. (نویسنده مسئول) jamshidinavid@iauksh.ac.ir

۳- استادیار، گروه حسابداری، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران.

۴- استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.

۱- مقدمه

در دنیای امروزه، تقلب یا حقه که با حسن تعبیر، جرایم اقتصادی نامیده می‌شوند در محیط کسب و کار بسیار مشاهده می‌شود. تقلب زیان‌های سهمگین و خسارات‌های جبران ناپذیری برای یک سازمان به دنبال دارد. سالانه، تقلب‌ها واحدهای تجاری در سراسر جهان را دچار خسران صدها میلیون دلاری کرده است و شایعات و ترویج‌های مداوم ناشی از چنین اعمال و کارهای ناشایست، در مقیاسی بزرگ می‌تواند پیامدهای فاجعه بار در درازمدت در پی داشته باشد (رضایی و همکاران، ۱۳۹۰). از زمان فروپاشی شرکت انرون و ورلدکام^۱، تقلب در حسابرسی صورت‌های مالی نه تنها بازارهای سرمایه محلی و بین‌المللی را شگفت زده کرده است، بلکه مسئولین را بر آن داشته است که به حل این مشکل توجه نمایند. علاوه بر این، پژوهشگران به طور گسترده‌ای جنبه‌های مختلف مدل‌های اکتشاف تقلب در حسابرسی را بررسی نموده- اند (چن و همکاران^۲، ۲۰۰۹). تقلب عمده در صورت- های مالی می‌تواند اثر سوء قابل توجهی بر ارزش بازار واحد تجاری، اعتبار و توانایی آن در دستیابی به اهداف استراتژیک خود داشته باشد. تقاضا برای شفافیت بیشتر، ثبات رویه و اطلاعات بیشتر در صورت‌های مالی، مسئولیت حرفه راسنگین‌تر کرده است. طی انجام حسابرسی، حسابرسان باید امکان تقلب مدیریت را برآورد کنند. در کشور ما هیچ نهادی بطور مستقیم برای پژوهش و کشف موارد تقلب احتمالی و نیز هیچ پایگاه اطلاع رسانی برای گزارش این قبیل موارد وجود ندارد. به رغم پژوهش‌های متعدد خارجی در خصوص کشف تقلب در گزارش‌های مالی، در داخل کشور به این موضوع توجه زیادی نشده است (اعتمادی و همکاران، ۱۳۹۲). از طرف دیگر کشف تقلب مدیریت با استفاده از روش‌های معمول حسابرسی کاری دشوار است و استفاده از روش‌های معمول حسابرسی، کم لطفی حسابرس به سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان است، این جا است که حسابرس نیاز به روش‌های پیچیده‌تری برای کشف تقلب مدیریت در صورت‌های مالی مواجه می‌شود. لذا

در پژوهش مورد مطالعه، به تدوین مدلی به منظور کشف تقلب در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رویکرد ترکیبی برپایه مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. شبکه‌ای که در این پژوهش به منظور ارائه الگویی برای کشف شرکت‌های متقلب و غیرمتقلب استفاده شده است، شبکه پرسپترون چند لایه است. یادگیری در این شبکه از نوع نظارت شده و الگوریتم یادگیری آن، پس انتشار خطا است که شامل دو مرحله است. در مرحله اول، داده‌های ورودی به شبکه داده شده و اثر اعمال الگو به لایه‌های بعد وارد می‌شود. در این مرحله وزن‌ها ثابت است و در انتها خروجی شبکه محاسبه می‌شود. در مرحله دوم، وزن- های شبکه بر اساس قانون تصحیح خطا، تنظیم و سیگنال خطا به لایه‌های قبل منتشر و با استفاده از آن، وزن‌ها تصحیح می‌شود.

۲- مبانی نظری و مروری بر ادبیات موجود

تحریف در صورت‌های مالی می‌تواند از تقلب یا اشتباه ناشی شود. " اشتباه " عبارت است از هرگونه تحریف سهوی در صورت‌های مالی (شامل حذف یک مبلغ یا یک مورد افشا). "تقلب" عبارت است از هرگونه اقدام عمدی یا فریب‌کارانه یک یا چند نفر از مدیران، کارکنان یا اشخاص ثالث، برای برخورداری از یک مزیتی ناروا یا غیرقانونی. در تعریفی دیگر، تقلب به فرایندی اشاره دارد که طی آن یک یا چند نفر، عمداً و مخفیانه دیگران را از هر چیز باارزشی، به خاطر منافع شخصی خود محروم کنند. متخصصان حسابداری، تقلب حسابداری را این چنین تعریف می- نمایند: «دستکاری عمدی یا نادرست ثبت داده‌های صورت‌های مالی برای کسب سود عملیاتی شرکت و بهتر جلوه دادن آن نسبت به واقعیت» (شارما و پانیگرهی^۳، ۲۰۱۳). حسابرس در بررسی تقلب دو نوع تحریف عمدی را مدنظر دارد: الف- تحریف ناشی از گزارشگری مالی متقلبانه ب- تحریف ناشی از سوءاستفاده از دارایی‌ها. گزارشگری مالی متقلبانه با تحریف یا حذف مبالغ یا موارد افشا از صورت‌های مالی

های مالی واقعیت‌های مهمی را در ارتباط با عملیات و وضعیت مالی یک شرکت آشکار می‌سازد. قاعده محاسبه نسبت‌ها آن است که رابطه بین اقلام عمده صورت‌های مالی کشف می‌شود. اهمیت استفاده از سیستم‌های شناسایی تقلب از جنبه‌های مختلف مورد توجه سازمان‌های مالی قرار گرفته است.

مسئله گزارشگری مالی متقلبانه در ایران از اهمیتی ویژه برخوردار است. افزایش تعداد شرکت‌های پذیرفته شده در بورس که به منظور جذب منابع مالی به انتشار اوراق بهادار اقدام می‌کنند، تلاش به منظور کاهش مالیات بر سود و ... از جمله دلایل اهمیت موضوع است؛ لذا با توجه به اهمیت کشف تقلب در گزارشگری مالی در جهت حمایت از منافع سرمایه‌گذاران، تصمیم بر آن شد تا با استفاده از رویکردهای نوین و کمی که از دقت و پیش‌بینی بالاتری برای تدوین مدل کشف تقلب در گزارشگری مالی نسبت به روش‌های سنتی برخوردار هستند به بررسی این مسئله پرداخته شود. بر این اساس به تدوین مدلی به منظور کشف تقلب در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رویکرد ترکیبی برپایه مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. تحلیل عاملی روشی هم-وابسته بوده که در آن کلیه متغیرها بطور همزمان مد نظر قرار می‌گیرد. هدف اصلی آن، خلاصه کردن داده-هاست. این روش به بررسی همبستگی درونی تعداد زیادی از متغیرها می‌پردازد و در نهایت آن‌ها را در قالب عامل‌های عمومی محدودی دسته‌بندی و تبیین می‌کند. تحلیل عاملی تکنیکی است که کاهش تعداد زیادی از متغیرهای وابسته به هم را به صورت تعداد کوچکتری از ابعاد پنهان یا مکنون امکان‌پذیر می-سازد (سبحانی فرد و همکاران، ۱۳۹۱). شبکه عصبی می‌تواند الگوهای مشکوک از نمونه‌ها را یاد گرفته و از آنها برای کشف تقلب استفاده نماید. شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یکی از روش‌های هوش مصنوعی به دنبال تقلید از عملکرد مغز انسان است. یک شبکه عصبی مصنوعی از تعداد زیادی گره و پاره خط‌های جهت‌دار که گره‌ها را به هم ارتباط می‌دهد، تشکیل

به‌عمد و به‌منظور فریب استفاده‌کنندگان صورت‌های مالی، سر و کار دارد. سوءاستفاده از دارایی‌ها شامل سرقت دارایی‌های واحد مورد رسیدگی است. عوامل خطر تقلب مربوط به تحریف‌های ناشی از گزارشگری مالی متقلبانه را می‌توان در سه گروه ۱- ویژگی‌های مدیریت و نفوذ آن بر محیط کنترلی، ۲- وضعیت صنعت و ۳- ویژگی‌های عملیاتی و ثبات مالی، طبقه-بندی نمود. عوامل خطر تقلب مرتبط با تحریف‌های ناشی از سوءاستفاده از دارایی‌ها می‌تواند در دو گروه ۱- آسیب‌پذیری دارایی‌ها در برابر سوءاستفاده ۲- کنترل‌ها طبقه‌بندی کرد. تقلب می‌تواند از طریق دارندگان اطلاعات محرمانه نیز رخ دهد. مدیران ارشد شرکت‌ها، قادر به ارتکاب تقلب صورت‌های مالی جهت فریب دادن سرمایه‌گذاران و وام‌دهندگان و یا متورم نمودن سود شده و بدنبال آن حقوق بالاتر و پاداش بالاتر دریافت می‌باشند. (اعتمادی و زلفی، ۱۳۹۲)

یکی از جنبه‌های مهم ارزیابی ارزش شرکت‌ها، کیفیت سود است. ده‌ها شاخص دادگاهی برای کمک به "حسابداران دادگاهی" و برای ارزیابی کیفیت سود و شناسایی سود دستکاری شده شرکت‌ها ارائه شده است. "مدل بنیش" به عنوان ابزار مالی دادگاهی، می-تواند در ارزیابی احتمال دستکاری سود شرکت‌ها و شناسایی قسمت‌هایی که نیاز به موشکافی بیشتری داشته باشد، کمک کند مدل بنیش از هشت متغیر مالی به عنوان شاخص‌های مستعد شرکت برای دست-کاری صورت‌های مالی استفاده می‌کند. زمانی که حساب‌های دریافتی، زوال یا وخامت اوضاع حاشیه سود ناخالص، کاهش کیفیت دارایی‌ها، رشد فروش و افزایش اقلام تعهدی و غیره را نشان دهند، احتمالات در مورد دست‌کاری سود افزایش می-یابد (حسابرس، ۱۳۹۲). یکی از ابزارهای مورد استفاده برای تصمیم به سرمایه‌گذاری در یک شرکت، مدل-های پیش‌بینی ورشکستگی و مدل‌های پیش‌بینی تقلب می‌باشد و یکی از ابزارهای که برای تعیین موقعیت مالی شرکت‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی است. در واقع نسبت-

شده است. گره‌هایی که در لایه ورودی هستند، گره‌های حسی و گره‌های لایه خروجی، گره‌های پاسخ دهنده نامیده می‌شوند. بین نرون‌های ورودی و خروجی نیز نرون‌های پنهان قرار دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل پیچیده و یا مواردی که هیچ راه حل الگوریتمی وجود ندارد و یا بسیار پیچیده هستند مورد استفاده قرار می‌گیرد. چهار نوع هدف کلی توسط این شبکه‌ها قابل پیگیری است، که هر کدام بسته به نوع مجهولات در مواردی خاص قابل بهره‌گیری می‌باشد: ۱- طبقه‌بندی ۲- تخمین تابع ۳- پیشگویی ۴- خوشه‌کردن. در شبکه‌های پس‌انتشارخطا، خروجی با نتیجه دلخواه، مقایسه می‌شود و خطاهای ایجاد شده در لایه‌های قبلی در شبکه عصبی با میزان‌سازی وزن‌های اتصال، مشخص می‌شوند. این فرایند تا زمانی که یک نرخ اشتباه قابل قبول بدست آید، تکرار خواهد شد. شبکه‌های عصبی پس-انتشارخطا، به منظور پیش‌بینی و طبقه‌بندی مسائل از انواع معتبر تلقی می‌شود (دستگیر و شفیع‌ی سردست، ۱۳۹۰).

ادموند افوری^۴ در سال ۲۰۱۶ در مقاله‌ای به بررسی کشف تقلب مالی در شرکت انرون با استفاده از مدل تعدیل یافته امتیاز Z آلتمن و مدل امتیاز M بنیش پرداخت. نتایج نشان می‌دهد که گزارش‌های مالی شرکت در سال ۱۹۹۷ دچار تقلب شدند. مقدار ارزش M بنیش در سال ۱۹۹۸ نسبت به سال ۱۹۹۷ با نرخ ۳۶٫۱۸٪ افزایش یافته است که نشان دهنده شروع دستکاری در سود بوده است.

روشایانی^۵ و دیگران در سال ۲۰۱۵ میلادی در مقاله‌ای به پیش‌بینی شکست تجاری و گزارش مالی متقلبانه براساس مدل نمره M بنیش و مدل نمره Z آلتمن در ۲۴ شرکت ورشکسته و ۲۴ شرکت غیر ورشکسته در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار مالزی پرداختند و با استفاده از ۱۰ نسبت مالی مربوط نسبت به پیش‌بینی شکست تجاری و کشف گزارش مالی متقلبانه اقدام کرده‌اند که براساس نتایج به دست آمده دقت طبقه‌بندی شرکت‌های ورشکسته ۹۶ درصد و برای گزارش‌های مالی متقلبانه ۸۳/۳ درصد بوده است.

لی و قربانی^۶ در سال ۲۰۱۲ میلادی، از شبکه‌های عصبی یادگیری رقابتی ارتقا یافته به منظور کشف تقلب و نفوذ شبکه استفاده کردند. در این پژوهش دو الگوریتم خوشه‌سازی جدید، شبکه یادگیری رقابتی پیشرفته و شبکه یادگیری رقابتی پیشرفته نظارت شده برای تشخیص کلاهبرداری و نفوذ شبکه پیشنهاد

شده است. گره‌هایی که در لایه ورودی هستند، گره‌های حسی و گره‌های لایه خروجی، گره‌های پاسخ دهنده نامیده می‌شوند. بین نرون‌های ورودی و خروجی نیز نرون‌های پنهان قرار دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل پیچیده و یا مواردی که هیچ راه حل الگوریتمی وجود ندارد و یا بسیار پیچیده هستند مورد استفاده قرار می‌گیرد. چهار نوع هدف کلی توسط این شبکه‌ها قابل پیگیری است، که هر کدام بسته به نوع مجهولات در مواردی خاص قابل بهره‌گیری می‌باشد: ۱- طبقه‌بندی ۲- تخمین تابع ۳- پیشگویی ۴- خوشه‌کردن. در شبکه‌های پس‌انتشارخطا، خروجی با نتیجه دلخواه، مقایسه می‌شود و خطاهای ایجاد شده در لایه‌های قبلی در شبکه عصبی با میزان‌سازی وزن‌های اتصال، مشخص می‌شوند. این فرایند تا زمانی که یک نرخ اشتباه قابل قبول بدست آید، تکرار خواهد شد. شبکه‌های عصبی پس-انتشارخطا، به منظور پیش‌بینی و طبقه‌بندی مسائل از انواع معتبر تلقی می‌شود (دستگیر و شفیع‌ی سردست، ۱۳۹۰).

۳- پیشینه پژوهش

خواجهی و همکارانش در سال ۱۳۹۶، در مقاله‌ای به بررسی مدل‌سازی متغیرهای اثرگذار بر کشف تقلب در صورت‌های مالی با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی پرداختند. یافته‌های پژوهش بیان‌گر وجود شواهدی دال بر عملکرد مناسب مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی است.

سجادی و کاظمی در سال ۱۳۹۵ در مقاله‌ای تحت عنوان الگوی جامع گزارشگری مالی متقلبانه در ایران به روش نظریه‌پردازی زمینه‌بنیان با بررسی روش‌های پژوهش کیفی با استفاده از رویکرد نظریه-پردازی زمینه‌بنیان و تجزیه و تحلیل اسناد و مدارک، الگوی جامع تقلب در صورت‌های مالی را در بستر فرهنگی، اقتصادی و حقوقی کشور ارائه نمودند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که عامل فشار به عنوان شرط علی گزارشگری متقلبانه شناخته شده است. همچنین انگیزه پاداش مدیران، انگیزه سؤاستفاده از دارایی‌ها،

آماري تنها ۱۴۰ شرکت تمام معيارهاي لازم را به عنوان نمونه در پژوهش حاضر کسب نموده‌اند.

۶- متغيرها و مدل پژوهش

• متغير وابسته

در اين پژوهش، تقلب در صورت‌هاي مالي شرکت‌هاي پذيرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران به عنوان متغير وابسته در نظر گرفته مي‌شود. در اندازه‌گيري اين متغير، به شرکت‌هاي متقلب عدد يك و به شرکت‌هاي غيرمتقلب، عدد صفر تخصيص داده مي‌شود.

• متغيرهاي مستقل

متغيرهاي مستقل از منابع متعددي استخراج شده‌اند. جهت يافتن اين متغيرها، پژوهش‌هاي قبلي با عنوان تقلب در صورت‌هاي مالي به دقت مدنظر قرار گرفتند. پژوهش‌هاي از قبيل: حسيني نيا (۱۳۹۴)، اعتمادی و زلعي (۱۳۹۲)، مهام و همکاران (۱۳۹۱)، اميني و همکاران (۱۳۹۰)، صفرزاده (۱۳۸۹)، ادموندافوري (۲۰۱۶)، روشاياني و ديگران (۲۰۱۵)، تارچو و نئورال (۲۰۱۵)، آلاده سول اوميه و امانوئل اراکجهه (۲۰۱۴)، شارما و پنيگراهي (۲۰۱۳)، وري و کولانيمي (۲۰۰۹)، چن و دو^۷ (۲۰۰۹)، کرکاس و ديگران^۸ (۲۰۰۷)، کارکس^۹ (۲۰۰۵)، گرین و چويي^{۱۰} (۱۹۹۷)، هافتمن^{۱۱} (۱۹۹۷)، هولمن و پیتن^{۱۲} (۱۹۹۷)، زيبلمن^{۱۳} (۱۹۹۷)، بيزلي^{۱۴} (۱۹۹۶)، استايک^{۱۵} (۱۹۹۱)، لوبک و ديگران^{۱۶} (۱۹۸۹)، پالمرس^{۱۷} (۱۹۸۷)، که شاخص‌هايي از تقلب در گزارشگري مالي متقلبان (FFS) ارائه نموده‌اند مورد بررسي قرار گرفته‌اند. سپس متغيرهاي مستقل، که همان نسبت‌هاي مالي هستند؛ با استفاده از نظرات کارشناسان و متخصصان خبره و با استفاده از روش کانون‌هاي گروهی شامل ۲۵ نسبت مالي انتخاب شده است.

۶-۱- مدل‌هاي پژوهش

در اين پژوهش براي تجزيه و تحليل داده‌هاي پژوهش و برآورد مدل از رويکردهاي ترکیبی استفاده

شد. براي ارزيابي الگوريتم‌هاي پيشنهاده، ميان داده‌هاي پژوهش و داده‌هاي واقعي از لحاظ تشخيص کلاهدرداري و نفوذ شبکه مقايسه‌اي صورت گرفته است. نتايج نشان داد که هر دو شبکه (SCLN و ICLN) از عملکرد بالايي برخوردار است و SCLN نسبت به الگوريتم‌هاي خوشه‌سازي نظارت نشده سنتي عملکرد بهتري دارد.

۴- سئوال‌هاي پژوهش

با توجه به ادبيات و مباني نظري پژوهش و پژوهش‌هاي پيشين، سئوال‌هاي پژوهش به شرح زير تدوين شده است:

(۱) با استفاده از رويکرد ترکیبی برپايه مدل تحليل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی چگونه می‌توان مدلی به منظور کشف تقلب در شرکت‌هاي پذيرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران تدوين نمود؟

(۲) آیا دقت پيش بينی و طبقه بندی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای شرکت‌هاي با احتمال گزارشگري مالي متقلبانه و غير متقلبانه‌ی متفاوت است؟

۵- روش‌شناسی پژوهش

از نظر نتايج یک پژوهش تجربي است. از نظر هدف یک پژوهش کاربردی است. از نظر زمان اجراء یک پژوهش گذشته نگر است. هم‌چنين از آنجا که به بررسي داده‌هاي مرتبط با برهه‌اي از زمان می‌پردازد، از نوع پژوهش‌هاي مقطعی است. از نظر منطق اجراء یک پژوهش استقرایی است و از نظر نوع داده یک پژوهش کمی است.

در پژوهش حاضر برای انجام نمونه‌گيري از روش حذف سيستماتیک استفاده شده است. بدین ترتيب که با در نظر گرفتن جامعه آماری (تمام شرکت‌هاي پذيرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازه‌ي زمانی ۱۳۹۲-۱۳۹۳) و معيارهاي مربوطه، اقدام به انتخاب نمونه گيري شده است که از ميان جامعه

در "شبکه عصبی مصنوعی" به عنوان متغیرهای نهایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

۷- تجزیه و تحلیل داده‌ها و تدوین مدل

۷-۱- انتخاب متغیرهای نهایی جهت ورود به شبکه عصبی

روش‌های عملی دسته‌بندی (مانند شبکه‌های عصبی) به تابعی مناسب که الگوی مشخص ورودی را به یکی از کلاس‌های موجود تخصیص دهد، نیاز دارند برای این منظور، باید مرتبط ترین نسبت‌های مالی با احتمال تقلب شرکت‌ها انتخاب شوند. برای این مهم از روش تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) و تحلیل عاملی و شاخص کیزر-میر^{۲۶} و مقدار ویژه^{۲۷} استفاده شده است. بر این اساس زمانی که مقدار ویژه بیشتر از ۱ باشد، بار عاملی از 0/5 بیشتر باشد و مقدار اشتراک^{۲۸} نیز از 0/8 بیشتر باشد متغیر (نسبت مالی) مورد نظر در مجموعه انتخابی نگه داشته می‌شود. در این روش، طی چندین مرحله اجرای روش تحلیل عاملی و حذف نسبت‌های غیر مرتبط در هر مرحله، متغیرهای نهایی که قدرت کافی برای پیش‌بینی احتمال تقلب شرکت‌ها را داشته باشند برای ورود به مدل شبکه عصبی انتخاب می‌شوند. جدول شماره ۱ و ۲ نتایج اجرای روش تحلیل عاملی برای تمامی ۲۵ نسبت مالی شناسایی شده را نشان می‌دهد.

شده است. از مدل "نمره M بنیث" برای دسته‌بندی شرکت‌ها به شرکت‌های با احتمال تقلب و شرکت‌های فاقد احتمال تقلب استفاده شده است. در این مدل از هشت شاخص برای ارزیابی ارقام خاصی از صورت‌های مالی استفاده شده است. در مدل بنیث نتایج حاصل از شاخص‌ها در فرمول ذیل قرار می‌گیرد:

$$M = -4/84 + (0/92 * DSRI^{18}) + (0/528 * GMI^{19}) + (0/404 * AQI^{20}) + (0/892 * SGI^{21}) + (0/115 * DEPI^{22}) - (0/172 * SGAI^{23}) + (4/679 * TATA^{24}) - (0/327 * LVGI^{25})$$

عدد ثابت مدل ۴ / ۸۴- است که ضرایب هر یک از این هشت شاخص چند برابر عدد ثابت می‌باشد. زمانی که نتیجه حاصل از مدل عدد بزرگتر از ۲۲ / ۲- را نشان دهد، گواه این خواهد بود که صورت‌های مالی شرکت ممکن است دستکاری شده باشد. بر اساس این مدل محاسبات مربوط به ۱۴۰ شرکت نمونه آماری مورد پژوهش انجام گرفته و نتایج حاکی از این است که ۷۸ شرکت دارای احتمال گزارشگری متقلبانه و ۶۲ شرکت دارای احتمال گزارشگری غیرمتقلبانه می‌باشند. سپس به منظور دستیابی به مدل کشف تقلب، نسبت‌های صورت‌های مالی شرکت‌های با احتمال تقلب و شرکت‌های فاقد احتمال تقلب، از طریق "مدل تحلیل عاملی" به عنوان متغیرهای ورودی رتبه‌بندی و انتخاب شده و

جدول ۱- خروجی‌های مرحله «اول» از آزمون تحلیل عاملی

مقدار ویژه	مقادیر اشتراکی	بار عاملی	نسبت مالی	عامل
7/60	0/77	0/62	سود هر سهم	۱
	0/83	0/74	سود خالص به فروش	
	0/84	0/74	سود ناخالص به فروش	
	0/87	0/68	سود ناخالص به دارایی	
	0/94	0/81	سود خالص به دارایی	
	0/95	0/78	سرمایه در گردش به دارایی	
	0/78	0/55	سرمایه در گردش	
	0/93	0/72	نسبت جاری	
	0/86	0/81	سود خالص به دارایی های ثابت	
	0/81	0/55	نسبت سریع	
	0/77	0/71	سرمایه در گردش به دارایی ثابت	
	0/86	0/76	Z آلتمن	
4/25	0/89	0/41	موجودی به دارایی	۲

مقدار ویژه	مقادیر اشتراکی	بار عاملی	نسبت مالی	عامل
	0/93	0/61	دارایی های ثابت به دارایی ها	
	0/33	0/31	وجه نقد به دارایی	
2/23	0/91	0/57	موجودی به فروش	۳
	0/77	0/57	لگاریتم دارایی ها	
	0/70	0/40	سود قبل از بهره و مالیات	
2/07	0/76	0/46	بدهی به حقوق صاحبان سهام	۴
	0/89	0/63	فروش به کل دارایی	
	0/94	0/49	بدهی به دارایی	
1/50	0/80	0/57	حسابهای دریافتی به فروش	۵
1/39	0/86	0/67	بدهی بلندمدت به دارایی	۶
	0/69	0/41	سود خالص به حقوق صاحبان سهام	
1/23	0/69	0/49	رشد فروش	۷

منبع: محاسبات پژوهشگران

سود قبل از بهره و مالیات، بدهی به حقوق صاحبان سهام، سود خالص به حقوق صاحبان سهام و در نهایت رشد فروش. در ادامه پس از حذف متغیرهای نامبرده، مرحله دوم روش تحلیل عاملی برای متغیرهای باقیمانده اجرا می شود. جدول شماره ۲ نتایج حاصل از اجرای مرحله دوم از روش تحلیل عاملی را نشان می دهد.

همانگونه که در جدول شماره ۱ مشاهده می شود، مقادیر اشتراکی و نیز بار عاملی مربوط به تعدادی از متغیرها (نسبت های مالی) کمتر از حد قابل قبول است. متغیرهایی که باید در مرحله اول از آزمون تحلیل عاملی از لیست انتخابی حذف شوند عبارتند از: سود هر سهم، سرمایه در گردش، سرمایه در گردش به دارایی ثابت، وجه نقد به دارایی، لگاریتم دارایی ها،

جدول ۲- خروجی های مرحله «دوم» از آزمون تحلیل عاملی

مقدار ویژه	مقادیر اشتراکی	بار عاملی	نسبت مالی	عامل
6/24	0/85	0/81	سود خالص به فروش	۱
	0/88	0/88	سود ناخالص به فروش	
	0/91	0/89	سود ناخالص به دارایی	
	0/92	0/91	سود خالص به دارایی	
	0/84	0/82	سود خالص به دارایی های ثابت	
	0/88	0/66	Z آلتمن	
3/26	0/95	0/89	سرمایه در گردش به دارایی	۲
	0/95	0/92	نسبت جاری	
	0/85	0/86	نسبت سریع	
	0/89	0/87	سرمایه در گردش به فروش	
1/88	0/90	0/92	فروش به کل دارایی	۳
	0/80	0/67	حسابهای دریافتی به فروش	
1/48	0/94	0/78	موجودی به فروش	۴
	0/92	0/92	موجودی به دارایی	
1/42	0/94	0/85	دارایی های ثابت به دارایی ها	۵
	0/95	0/55	بدهی به دارایی	
1/05	0/95	0/95	بدهی بلند مدت به دارایی	۶

منبع: محاسبات پژوهشگران

داده‌های آموزش (۷۰ درصد)، داده‌های اعتبارسنجی (۱۵ درصد) و داده‌های آزمون (۱۵ درصد) تقسیم شدند. از داده‌های اعتبارسنجی برای جلوگیری از اشباع شبکه و از داده‌های آزمون برای سنجش عملکرد و دقت شبکه تعلیم داده شده استفاده می‌شود. برای مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی با ساختارهای متفاوت از دقت شبکه^{۲۹} و ماتریس درهم ریختگی^{۳۰} استفاده شده و ساختار شبکه‌ای که کمترین خطا و بالاترین دقت را دارا بود انتخاب شد. در جدول شماره ۳ الگوریتم‌های یادگیری و ساختارهای شبکه‌ی عصبی که دقت و عملکرد بالاتری نسبت به سایر موارد مورد آزمون داشته‌اند، گزارش شده است.

جدول ۳- ساختار و دقت شبکه عصبی آموزش دیده برای پیش‌بینی وضعیت تقلب

ردیف	ساختار شبکه	الگوریتم یادگیری	دقت مدل
۱	*۱-۳-۱۷	مومنتوم	۵۴ درصد
۲	۱-۵-۱۷	مومنتوم	۵۱ درصد
۳	۱-۷-۱۷	مومنتوم	۶۳ درصد
۴	۱-۹-۱۷	مومنتوم	۵۴ درصد
۵	۱-۱۲-۱۷	مومنتوم	۵۱ درصد
۶	۱-۱۴-۱۷	مومنتوم	۴۸ درصد

*از راست به چپ: تعداد نرون‌های لایه خروجی، پنهان و ورودی

منبع: محاسبات پژوهشگران

با توجه به اطلاعات گزارش شده در جدول بالا تمام الگوریتم‌ها و ساختارهای شبکه عصبی آزمون شده با دقت مناسب و قابل قبولی وضعیت تقلب شرکت‌ها را پیش‌بینی می‌کنند، با این وجود ساختار گزارش شده در سطر سوم که دارای ۷ نرون در لایه پنهان است و از الگوریتم یادگیری مومنتوم برای آموزش شبکه استفاده شده است دارای دقت و عملکرد بالاتری نسبت به سایر ساختارهای بررسی شده بوده است به عنوان تنظیمات نهایی شبکه عصبی انتخاب شده است. جدول شماره ۴ وزن‌های سیناپسی مربوط به روابط بین لایه‌ی ورودی و نرون‌های لایه پنهان را نشان می‌دهد.

همانگونه که در جدول شماره ۲ مشاهده می‌شود در رابطه با تمامی متغیرهای باقیمانده مقدار بارعاملی، مقدار ویژه و نیز مقادیر اشتراکی در سطح قابل قبول قرار دارند. بر این اساس می‌توان لیست نهایی متغیرها که نسبت‌های مالی برای پیش‌بینی تقلب شرکت‌ها را شامل می‌شوند، تدوین کرد.

۷-۲- آموزش و ارزیابی شبکه عصبی

پیش از آموزش شبکه، لازم است که ساختار شبکه تعیین شود. با توجه به اینکه پژوهش‌گران پیشین تعداد ۱ لایه پنهان را برای پیش‌بینی ریسک و نیز احتمال تقلب با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌خور کافی دانسته‌اند، در نتیجه در این پژوهش نیز از یک لایه پنهان در طراحی شبکه عصبی پیش‌خور استفاده شده است. در مسائل پیش‌بینی تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد متغیرهای مستقل (پیش‌بینی کننده) و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر تعداد متغیر وابسته است. در این پژوهش نیز شبکه‌ای که برای پیش‌بینی تقلب مالی شرکت‌ها استفاده می‌شود دارای ۱۷ نرون (مجموعه نسبت‌های مالی انتخاب شده) در لایه ورودی و ۱ نرون (وضعیت تقلب شرکت‌ها) در لایه خروجی است. به این نکته توجه داشته باشید که به دلیل ماهیت باینری متغیر تصمیم (وضعیت تقلب) نرم‌افزار دو متغیر زائد صفر و یک را یکی برای حالت موافق (تقلب) و دیگری برای حالت مخالف (عدم تقلب) در لایه خروجی شبکه جای می‌دهد. تابع تبدیل مورد استفاده در لایه خروجی از نوع خطی و برای لایه میانی یک تابع غیر خطی سیگموئیدی انتخاب شده است.

تعداد نرون‌های لایه میانی یا همان لایه پنهان تاثیر جدی بر کارایی شبکه و دقت پیش‌بینی آن دارد. برای تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان از روش سعی و خطا استفاده شده است. بدین شکل که پس از آموزش شبکه‌های عصبی با ساختارهای متفاوت آن‌ها را با استفاده از داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار داده و شبکه با بالاترین دقت و عملکرد انتخاب شده است. برای آموزش شبکه داده‌های ورودی به ۳ دسته

جدول ۴- وزن های سیناپسی مربوط به روابط موجود در شبکه ی عصبی

نرون ۷	نرون ۶	نرون ۵	نرون ۴	نرون ۳	نرون ۲	نرون ۱	نرون لایه پنهان / لایه ورودی
0/547	6/182	-3/789	3/791	-1/260	0/650	-5/245	فروش به کل دارایی
0/317	5/110	-3/706	-2/301	8/550	-1/670	-8/127	سود خالص به دارایی
3/633	4/125	1/036	-5/468	-3/364	6/749	2/260	حساب های دریافتی به فروش
-0/742	1/184	1/299	0/752	5/868	0/478	2/458	موجودی به فروش
-2/745	-5/517	-1/731	-0/968	-9/827	2/891	0/155	موجودی به دارایی
-3/824	-1/768	-2/360	-5/124	3/810	-0/465	4/290	سود ناخالص به فروش
-1/639	-3/149	-2/299	-1/978	2/307	0/872	2/092	سود ناخالص به دارایی
-0/457	-3/122	-3/329	4/052	-0/716	-1/991	-6/551	سود خالص به دارایی
-2/736	-4/297	0/087	-0/088	-9/210	1/748	-4/841	سرمایه در گردش به دارایی
2/577	5/186	1/598	-0/214	-2/445	1/689	5/056	دارایی های ثابت به دارایی ها
0/417	-4/133	2/728	-0/847	-0/079	-0/930	2/996	نسبت جاری
0/835	0/304	0/413	-6/155	-7/578	-5/222	-1/761	سود خالص به دارایی های ثابت
1/078	-1/425	5/460	3/327	5/132	1/295	4/267	نسبت سریع
1/050	2/653	1/356	6/172	3/261	-2/058	-0/167	بدهی بلند مدت به دارایی
1/463	1/764	-0/500	2/535	11/143	-3/475	1/399	بدهی به دارایی
-2/194	-4/073	-0/822	-0/409	-2/240	0/677	-6/161	سرمایه در گردش به فروش
-1/815	-1/398	-4/021	7/540	-0/989	0/920	-0/959	Z آلتمن

منبع: محاسبات پژوهشگران

بدین منظور داده های آزمون به مدل شبکه عصبی آموزش دیده وارد می شود تا شبکه بر مبنای وزن های سیناپسی برآورد شده آن ها را دسته بندی کند و در یکی از دسته های متقلب یا غیرمتقلب قرار دهد. سپس دسته بندی که به وسیله شبکه انجام شده با دسته بندی واقعی مقایسه می شود. این مقایسه از طریق ماتریس درهم ریختگی انجام می شود. جدول شماره ۵ ماتریس درهم ریختگی برای مدل شبکه عصبی ارائه شده را پس از دسته بندی داده های آزمون نشان می دهد.

گفتنی است که به دلیل استفاده از یک تابع تبدیل غیرخطی و همچنین وجود یک لایه ی پنهان در ساختار شبکه ی عصبی آموزش دیده، نمی توان وزن های سیناپسی را برابر با ضریب تأثیر در روش های آماری معمول دانست.

۷-۳- بررسی عملکرد شبکه عصبی

یکی از معیارهای پرکاربرد برای ارزیابی الگوریتم های دسته بندی از جمله مدل شبکه های عصبی، ماتریس درهم ریختگی است. این ماتریس یک ماتریس مربعی N در N است که N همان تعداد کلاس های ما در دسته بندی (متقلب و غیرمتقلب بودن) است. به منظور ارزیابی مدل شبکه عصبی ارائه شده از داده های آزمون که در آن متغیر تصمیم حذف شده است برای بررسی دقت شبکه استفاده می شود.

جدول ۵- ماتریس در هم ریختگی برای آزمون دقت

دسته‌بندی مدل شبکه عصبی

دقت دسته‌بندی	دسته‌بندی واقعی		وضعیت	
	غیر متقلب	متقلب		
57/69%	۱۱	۱۵	متقلب	پیش‌بینی شده
72/73 %	۸	۳	غیر متقلب	

منبع: محاسبات پژوهشگران

۸- نتیجه‌گیری و بحث

با اجرای روش تحلیل عاملی بر روی متغیرهای پژوهش، نسبت‌های مالی انتخاب شده برای وارد شدن به شبکه عصبی که قدرت لازم برای پیش‌بینی را دارند شامل ۱۷ نسبت مالی می‌باشند: سود خالص به فروش - سود ناخالص به فروش - سود خالص به کل دارایی - سود خالص به کل دارایی - سود خالص به کل دارایی‌های ثابت - Z آلتمن - سرمایه در گردش به کل دارایی - نسبت جاری - نسبت سریع - سرمایه در گردش به فروش - فروش به کل دارایی - حساب‌های دریافتنی به فروش - موجودی به فروش - موجودی به کل دارایی‌ها - بدهی به کل دارایی - بدهی بلندمدت به کل دارایی. به دلیل اینکه وضعیت مالی ضعیف شرایطی برای ارتکاب تقلب ایجاد می‌کند، از "نمره Z آلتمن" به عنوان متغیر کنترل جهت بررسی ارتباط FFS و درماندگی مالی استفاده شده است. مدیریت ممکن است صورت‌های مالی را دستکاری نماید و وجود سطوح بالای بدهی، احتمال گزارشگری مالی متقلبانه را افزایش می‌دهد. لذا از نسبت جمع بدهی‌ها به جمع دارایی‌ها و نسبت بدهی بلندمدت به جمع دارایی‌ها استفاده شده است. در مورد برخی اقلام صورت‌های مالی، احتمال بیشتری برای دستکاری توسط مدیریت وجود دارد. این اقلام شامل فروش، حساب‌های دریافتنی، ذخیره مطالبات مشکوک الوصول و موجودی‌های مواد و کالامی باشند. حساب‌های دریافتنی اضافی می‌تواند نمادی از فعالیت متقلبانه ناشی از ثبت فروش قبل از فرایند تحصیل درآمد باشد. این موضوع از طریق نسبت حساب‌های دریافتنی به فروش آزمون شده است. حساب‌های

دریافتنی و موجودی‌ها با قضاوت ذهنی مربوط به برآورد مطالبات مشکوک الوصول و ذخیره کاهش ارزش موجودی‌ها رابطه دارند. به دلیل وجود قضاوت ذهنی در تعیین ارزش این حساب‌ها، مدیریت می‌تواند از این حساب‌ها به‌عنوان ابزاری برای دستکاری صورت‌های مالی استفاده نماید. گرایش به سودآوری از طریق فراهم نمودن پایداری سود، منافع مدیر را حداکثر می‌نماید. این نگرش مبتنی بر انتظاراتی است که مدیریت را به حفظ یا بهبود سطوح گذشته سودآوری قادر می‌سازد. اگر این انتظار از طریق عملکرد واقعی مرتفع نشود آنگاه انگیزه تقلب در صورت‌های مالی ایجاد می‌شود. لذا فهرستی از علائم هشداردهنده از قبیل نسبت فروش به مجموع دارایی‌ها، نسبت سود خالص به فروش، نسبت سودخالص به مجموع دارایی‌ها و نسبت سرمایه در گردش به مجموع دارایی‌ها به عنوان متغیرهای پیش‌بینی کننده در پیش‌بینی تقلب مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

شبکه عصبی طراحی شده و آموزش دیده با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از بورس اوراق بهادار، با دقت مناسبی می‌تواند وضعیت تقلب مالی شرکت‌ها را بر پایه نسبت‌های مالی انتخابی پیش‌بینی کند. ساختار گزارش شده که دارای ۷ نرون در لایه پنهان است و از الگوریتم یادگیری مومنتوم برای آموزش شبکه استفاده شده است دارای دقت و عملکرد بالاتری نسبت به سایر ساختارهای بررسی شده بوده است، که در نتیجه به‌عنوان تنظیمات نهایی شبکه عصبی انتخاب شده است. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده دقت و عملکرد بالای شبکه عصبی طراحی شده در پیش‌بینی و مدل‌سازی احتمال تقلب شرکت‌ها بر پایه‌های متغیرهای تبیین کننده انتخابی (نسبت‌های مالی انتخاب شده) در پژوهش است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد؛ مدل شبکه عصبی ارائه شده دقت بالاتری در پیش‌بینی شرکت‌های غیر متقلب نسبت به شرکت‌های متقلب دارد به نحوی که مدل ارائه شده توانسته است نزدیک به ۷۳ درصد از شرکت‌های غیر متقلب موجود در داده‌های آزمون را درست پیش‌بینی کند ولی در رابطه با شرکت‌های

کاری سود و در نتیجه کیفیت پایین آن شود، تدوین کنند.

۴) به سرمایه‌گذاران، کارگزاران و تحلیل‌گران مالی، بانک‌ها، موسسات وام‌دهنده، موسسات حسابداری و حسابرسی و ... پیشنهاد می‌شود با استفاده از الگوی شبکه عصبی پیشنهادی، شرکت‌های متقلب را از شرکت‌های غیرمتقلب جدا نموده و با استفاده از این الگو، شرایط کاهش هزینه حسابرسی را فراهم آورند.

فهرست منابع

- * آیسک، مهرداد(۱۳۹۱)؛ "کاوش داده‌ها برای کشف تقلب"، مجله حسابرس، شماره ۶۰، صص ۱۲-۲.
- * اطهمی، کریم؛ خواجهی، حسین (۱۳۹۰)؛ "پیدایش و پیشرفت حسابرسی تقلب"، مجله حسابداری، شماره ۲۳۵، صص ۶۸ تا ۷۱.
- * اعتمادی، حسین؛ زلّقی، حسن(۱۳۹۲)؛ "کاربرد رگرسیون لجستیک در شناسایی گزارشگرهای مالی متقلبان"، شماره ۵۱، صص ۱۶۳-۱۴۵.
- * امینی، پیمان؛ محمدی، کامران؛ عباسی، شعیب(۱۳۹۰)؛ "بررسی عوامل موثر بر صدور گزارش مشروط: کاربرد روش شبکه عصبی"، فصلنامه علمی پژوهشی حسابداری مدیریت، شماره ۱۱، صص ۳۹-۲۵.
- * خواجهی، شکراله؛ ابراهیمی، مهرداد(۱۳۹۶)؛ "مدل‌سازی متغیرهای اثرگذار بر کشف تقلب در صورت‌های مالی با استفاده از تکنیک‌های داده کاوی"، فصلنامه حسابداری مالی، شماره ۲۳، صص ۵۰-۲۳.
- * دستگیر، محسن؛ شفیعی سردست، مرتضی(۱۳۹۰)؛ "فناوری داده کاوی، رویکردی نوین در حوزه مالی"، دانش حسابرسی، شماره ۵، صص ۲۷-۶.
- * رشیدی باغی، محسن(۱۳۹۲)؛ "تغییر مسئولیت حسابرسان در ارتباط با کشف تقلب"، مجله حسابرس، شماره ۶۷، صص ۱۲۷-۱۱۸.

متقلب، شبکه دقت پایین‌تری داشته و قادر به شناسایی حدود ۵۸ درصد از نمونه‌های مورد بررسی بوده است.

نتایج پژوهش با یافته‌های خواجهی و همکاران در سال ۱۳۹۶، یگانه و دیگران در سال ۱۳۹۳، وثوق و دیگران در سال ۱۳۹۳، اعتمادی و ذلّقی در سال ۱۳۹۲، امینی و دیگران در سال ۱۳۹۰، صفرزاده در سال ۱۳۸۹، چی-چن لین در سال ۲۰۱۵، شارما و پینگرهای در سال ۲۰۱۳، لی و قربانی در سال ۲۰۱۲، چن و دیگران در سال ۲۰۰۹، چن و دو در سال ۲۰۰۹، کرکاس و دیگران در سال ۲۰۰۷ و کرکاس در سال ۲۰۰۵ مطابقت دارد. نتایج پژوهش حاضر "تدوین مدل کشف تقلب از طریق نسبت‌های مالی" با مبانی نظری مطرح شده در راهبردهای طرح‌های تقلب در الگوی جامع گزارشگری مالی متقلبان در ایران به روش نظریه-پردازی زمینه بنیان(سجادی و کاظمی، ۱۳۹۵) مطابقت دارد.

۸-۱- پیشنهادهای کاربردی حاصل از پژوهش

۱) به سرپرستان حسابرسی شاغل در موسسات حسابرسی عضو جامعه حسابداران رسمی ایران، که وظیفه برنامه‌ریزی حسابرسی را به عهده دارند، پیشنهاد می‌شود به منظور صرفه جویی در زمان حسابرسی از الگوی ارائه شده در این پژوهش برای ارزیابی خطر تقلب در شرکت‌ها و برنامه‌ریزی‌های حسابرسی استفاده کنند.

۲) با توجه به بررسی ویژگی شرکت‌های متقلب و غیرمتقلب، پیشنهاد می‌شود که سازمان بورس اوراق بهادار تهران استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی را نیز برای کشف تقلب مدنظر قرار دهد.

۳) پیشنهاد می‌شود با استفاده از الگوی شبکه عصبی پیشنهادی، دولت و سازمان حسابرسی مقررات و استانداردهایی برای کنترل هر چه بهتر رفتار مدیریت شرکت‌ها در انتخاب روش-های حسابداری که می‌تواند منجر به دست-

- No. 113, , American Institute of Certified Public Accountants, New York, NY
- * Basheer, I. A.; Hajmeer, M. 2000. "Artificial neural networks: fundamentals, computing, design and application". *Journal of Microbiological Methods*, 43, 3-31
- * Beasley, S.M., Carcello, J.V. and Hermanson, D.R.(1999), *Fraudulent Financial Reporting: 1987-1997: An Analysis of US Public Companies*, Research Report, COSO.
- * Beneish, M.D. (1999), "Incentives and penalties related to earnings overstatements that violate GAAP", *The Accounting Review*, Vol. 74 No. 4, pp. 425-57.
- * Chen, H. J., Huang, S. Y., & Kuo, C. L. (2009). Using the artificial neural network to predict fraud litigation: Some empirical evidence from emerging markets. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 1478-1484.
- * Chen, W. S., & Du, Y. K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 4075-4086.
- * Chye Koh, H., & Kee Low, C. (2004). Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Auditing Journal*, 19(3), 462-476.
- * Costello J.L., *The Auditor's Responsibilities for Fraud Detection and Disclosure: Do the Auditing Standards Provide a Safe Harbor?*, *Maine Law Review* 43, 1991, 265-305
- * Fanning, K. M., & Cogger, K. O. (1998). Neural network detection of management fraud using published financial data. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 7(1), 21-41.
- * Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2005, April). Detection of fraudulent financial statements through the use of data mining techniques. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Enterprise Systems and Accounting*, Thessaloniki, Greece (pp. 310-325).
- * Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32(4), 995-1003.
- * Lei, J. Z., & Ghorbani, A. A. (2012). Improved competitive learning neural networks for network intrusion and fraud detection. *Neurocomputing*, 75(1), 135-145.
- * سبحانی فرد، یاسر؛ اخوان، مریم(۱۳۹۱)؛ "تحلیل عاملی، مدل سازی معادلات ساختاری و چند سطحی"، انتشارات دانشگاه امام صادق.
- * سجادی، حسین؛ کاظمی، توحید (۱۳۹۵)؛ "الگوی جامع گزارشگری مالی متقلبانه در ایران به روش نظریه پردازی زمینه بنیان"، *مجله پژوهش های تجربی حسابداری*، شماره ۲۱، صص ۲۰۴-۱۸۵.
- * صفرزاده، محمدحسین(۱۳۸۹)؛ "توانایی نسبت های مالی در کشف تقلب در گزارشگری مالی: تحلیل لاجیت"، *مجله دانش حسابداری*، شماره ۱، صص ۱۶۳-۱۳۷.
- * فروغی، داریوش؛ خالقی، محسن؛ رسائیان، امیر (۱۳۹۱)؛ "مفهوم اهمیت در حسابرسی صورت های مالی و تأثیر آن بر توجه حسابرسان در فرآیند کشف تقلب مدیران"، *مجله پیشرفت های حسابداری دانشگاه شیراز*، شماره ۱، صص ۱۳۵-۱۱۱.
- * کمیته تدوین استانداردهای حسابرسی (۱۳۹۱)؛ *استانداردهای حسابرسی*، تهران: سازمان حسابرسی.
- * کمیجانی، اکبر؛ سعادت، جواد(۱۳۸۵)؛ "کاربرد مدل های شبکه عصبی در پیش بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران"، *مجله جستارهای اقتصادی*، شماره ششم، صص ۴۳-۱۱.
- * مرادی، جواد؛ رستمی، راحله؛ 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"، *مجله پیشرفت های حسابداری دانشگاه شیراز*، شماره اول، صص ۱۷۳-۱۴۱.
- * AICPA (1997), *Consideration of Fraud in a Financial Statement Audit*, Statement on Auditing Standards No. 82, American Institute of Certified Public Accountants, New York, NY
- * AICPA(2005), *Consideration of Fraud in a Financial Statement Audit SAS No. 99*; SAS

یادداشت‌ها

¹ Enron & worldcom

² Chen & Else

³ Sharma & Panigrahi

⁴ Edmond Ofori

⁵ Roshayani & else

⁶ Lei & Ghorbani

⁷ Chen & Du

⁸ Kirkos E., Spathis, C., & Manolopoulos

⁹ Kirkos E

¹⁰ Green, B.P. and Choi, J.H

¹¹ Hoffman, V.B

¹² Hollman, V.P. and Patton, J.M

¹³ Zimbelman, M.F

¹⁴ Beasley, S.M

¹⁵ Stice, J

¹⁶ Loebbecke, J., Eining, M. and Willingham, J

¹⁷ Palmrose, Z

¹⁸ DRSI = Days' Sales in Receivable Index

¹⁹ GMI = Gross Margin Index

²⁰ AQI = Asset Quality Index

²¹ SGI = Sales growth Index

²² DEPI = Depreciation Index

²³ Sales, General and Administrative Expenses Index

²⁴ TATA = Total Accruals to Total Assets

²⁵ LVGI = Leverage Index

²⁶ Kaisers criteria

²⁷ Eigenvalue

²⁸ Communality

²⁹ Accuracy

³⁰ Confusion Matrix

* -Loebbecke, J., Eining, M. and Willingham, J (1989) , ``Auditor's experience with material irregularities: frequency, nature, and detectability'', Auditing: A Journal of and Theory, Vol. 9, pp. 1-28.

* Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. Decision Support Systems, 50(3), 559-569.

* Ofori, Edmond .(2016).Detecting Corporate Financial Fraud Using Modified AltmanZ-Score and Beneish M-Score. The Case of Enron Corp. Research Journal of Finance and Accounting. Vol.7, No.4

* Phua,C., Lee,V., Kate Smith,K.,Gayler,R.(2010). Publisher: Lee. Inspec Accession Number: 11472129

* -Sharma, A., & Panigrahi, P. K. (2013). A review of financial accounting fraud detection based on data mining techniques. arXiv preprint arXiv:1309.3944.

* Stice, J. (1991) , ``Using financial and market information to identify pre-engagement market factors associated with lawsuits against auditors'', The Accounting Review, Vol. 66 No. 3, pp. 516-33.

* Veri, H. F. T. T., &Kullanimi, M. T. (2009). The use of data mining techniques in detecting fraudulent financial statements: an application on manufacturing firms.

* Zhong Leia , John . Ghorbani , Ali (2013).mproved competitive learning neural networks for network intrusion and fraud detection. Journal of Neurocomputing 7 (2013) 135-145

* Zimbelman, M.F. (1997), ``The effects of SAS No. 82 ,on auditors attention to fraud risk-factors and audit planning decisions'', Journal of Accounting Research, Vol. 35 No. 5, pp. 75-v9.