Archive of SID

نشریـه علمـی حسابداری مدیریت
سال دوازدهم/ شماره چهل‌ودوم/ پائیز ۱۳۹۸

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 محمدموسایی[۱]
بابک جمشیدی‌نوید[۲]
مهرداد قنبری[۳]
فرشید خیراللهی[۴]

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۰/۰۶ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۴/۰۲

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 پیش‌خور 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 سیگموییدی انتخاب شده است. جامعه آماری پژوهش، شرکت‌های پذیرفته شده دربورس اوراق بهادار تهران دربازه زمانی۱۳۹۲-۱۳۹۳ می‌باشد که ۱۴۰ شرکت به عنوان نمونه در پژوهش حاضر استفاده شده است . برای دسته بندی شرکت‌ها با احتمال گزارشگری متقلبانه وغیر متقلبانه از مدل نمره M بنیش استفاده شده است که ۷۸ شرکت دارای احتمال گزارشگری متقلبانه و۶۲ شرکت دارای احتمال گزارشگری غیرمتقلبانه بوده است. برای انتخاب نهایی متغیرهای ورودی درشبکه عصبی مصنوعی ازمدل تحلیل‌عاملی تائیدی 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 وعملکرد کلی در روش شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب۵۷,۶۹ ٪و۷۲,۷۳ ٪ و۶۲,۱۶ ٪ بوده است.

واژه‌های کلیدی: تقلب، گزارشگری مالی متقلبانه، شبکه عصبی مصنوعی، تحلیل عاملی تائیدی، 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، کزمانشاه، ایران.
۴- استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

در دنیای امرزه، 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 وترویج‌های مداوم ناشی از چنین اعمال و کارهای ناشایست، در مقیاسی بزرگ می‌تواند پیامدهای فاجعه بار در درازمدت درپی داشته باشد (رضایی و همکاران، ۱۳۹۰. از زمان فروپاشی شرکت انرون و ورلدکام[1]، تقلب در حسابرسی صورت‌های مالی نه تنها بازارهای سرمایه محلی و بین المللی را شگفت زده کرده است، بلکه مسئولین را برآن داشته است که به حل این مشکل توجه نمایند. علاوه بر این، پژوهشگران به طور گسترده‌ای جنبه‌های مختلف مدل‌های اکتشاف تقلب درحسابرسی رابررسی نموده‌اند(چن وهمکاران[2] ،۲۰۰۹). تقلب عمده در صورت‌های مالی می‌تواند اثرسوء 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 کشورما هیچ نهادی بطور مستقیم برای پژوهش و کشف موارد تقلب احتمالی ونیز 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). ار طرف دیگرکشف تقلب مدیریت با استفاده از روش‌های معمول حسابرسی کاری دشوار است و استفاده از روش‌های معمول حسابرسی، کم لطفی حسابرس به سرمایه گذاران 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 دربورس 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[3]،۲۰۱۳). حسابرس دربررسی 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

www.SID.ir

Archive of SID

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 می تواند ازطریق دارندگان اطلاعات محرمانه نیزرخ 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 زلقی، 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. زمانی‌که صورت‌های مالی شرکت تغییرات آماری معناداری در حساب‌های دریافتنی، 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 موقعییت مالی شرکت‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی است. در واقع نسبت-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 ازسیستم‌های 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 می کنند، 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 سرمایه-گذاران، تصمیم بر آن شد تا با استفاده ازرویکردهای نوین و کمی که از دقت وپیش‌بینی 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 شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رویکرد ترکیبی برپایه مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. تحلیل‌عاملی 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. تحلیل‌عاملی 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 نمونه ها 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

www.SID.ir

Archive of SID

شده است. گره‌هایی که در لایه ورودی هستند، گره‌های حسی وگره‌های لایه خروجی، گره‌های پاسخ دهنده نامیده می‌شوند. بین نرون‌های ورودی وخروجی 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

خواجوی و همکارانش در سال ۱۳۹۶،درمقاله‌ای به بررسی مدل‌سازی متغیرهای اثرگذار برکشف 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 گزارشگزی متقلبانه شناخته شده است. هم‌چنین انگیره پاداش مدیران، انگیزه سؤاستفاده از دارایی‌ها، هزینه‌های سیاسی، مقاصد مالیاتی و تحصیل شرکت توسط مدیران نیز بر گزارشگری مالی متقلبانه مؤثرند.

مرادی وهمکاران درسال ۱۳۹۳درمقاله‌ای به بررسی شناسایی عوامل خطر مؤثر بر احتمال وقوع تقلب در گزارشگری مالی از دید حسابرسان و بررسی تأثیر آنها بر عملکرد مالی شرکت پرداخته است. یافته-های پژوهش حاکی از آن است که بین ویژگی‌های مدیریت، تبعیت مدیریت از کنترل‌های داخلی و استانداردهای لازم‌الاجرا، عوامل خطر مرتبط با شرایط بازار و صنعت، ویژگی‌های عملیاتی، نقدینگی و ثبات مالی با احتمال وقوع تقلب رابطه‌ی معناداری وجود دارد.

ادموندافوری[۴] درسال ۲۰۱۶ در مقاله‌ای به بررسی کشف تقلب مالی در شرکت انرون با استفاده ازمدل 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 درسال ۱۹۹۸ نسبت به سال۱۹۹۷با نرخ ۳۶,۱۸٪ افزایش یافته است که نشان دهنده شروع دستکاری درسود بوده است.

روشایانی[۵] و دیگران در سال ۲۰۱۵ میلادی درمقاله‌ای به پیش بینی شکست تجاری وگزارش مالی متقلبانه براساس مدل نمره M بنیش و مدل نمره z آلتمن در۲۴ شرکت ورشکسته و۲۴ شرکت غیر ورشکسته درشرکت‌های پذیرفته شده دربورس اوراق بهادار مالزی پرداختند و با استفاده از۱۰نسبت مالی مربوط نسبت به پیش بینی شکست تجاری وکشف گزارش مالی متقلبانه اقدام کرده‌اند که براساس نتایج به دست آمده دقت طبقه‌بندی شرکت های ورشکسته ۹۶درصد وبرای گزارش های مالی متقلبانه83/3درصد بوده است.

لی و قربانی[۶] در سال ۲۰۱۲ میلادی، از شبکه‌های عصبی یادگیری رقابتی ارتقا یافته به‌منظور 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

www.SID.ir

Archive of SID

شد. برای ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی، میان داده-های پژوهش و داده‌های واقعی از لحاظ تشخیص کلاهبرداری و نفوذ شبکه مقایسه‌ای صورت گرفته است. نتایج نشان داد که هر دو شبکه (SCLN و ICLN) از عملکرد بالایی برخوردار است و SCLN نسبت به الگوریتم‌های خوشه‌سازی نظارت نشده سنتی عملکرد بهتری دارد.

۴- سئوال‌های پژوهش

با توجه به ادبیات و مبانی نظری پژوهش و پژوهش-های پیشین، سوال‌های پژوهش به شرح زیر تدوین شده است:

۱) با استفاده از رویکردترکیبی برپایه مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی چگونه می-توان مدلی به منظور کشف تقلب در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران تدوین نمود؟

۲) آیا دقت پیش بینی وطبقه بندی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای شرکت‌های با احتمال گزارشگری مالی متقلبانه وغیر متقلبانه‌ی متفاوت است؟

۵- روش‌شناسی پژوهش

از نظرنتایج یک پژوهش تجربی است .از نظر هدف یک پژوهش کاربردی است . از نظر زمان اجراء یک پژوهش گذشته نگر است. هم‌چنین از آنجا که به بررسی داده‌های مرتبط با برهه‌ای از زمان می‌پردازد، از نوع پژوهش‌های مقطعی است. از نظر منطق اجراء یک پژوهش استقرایی است و از نظر نوع داده یک پژوهش کمی است.

در پژوهش حاضر برای انجام نمونه‌گیری از روش حذف سیستماتیک استفاده شده است. بدین ترتیب که با در نظر گرفتن جامعه آماری (تمام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران دربازه‌ی زمانی۱۳۹۲- ۱۳۹۳) و معیارهای مربوطه، اقدام به انتخاب نمونه گیری شده است که از میان جامعه آماری تنها ۱۴۰ شرکت تمام معیارهای لازم را به عنوان نمونه در پژوهش حاضر کسب نموده‌اند.

٦- متغیرها و مدل پژوهش

- **متغیر وابسته**

در این پژوهش، تقلب در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته می‌شود. در اندازه‌گیری این متغیر، به شرکت‌های متقلب عدد یک و به شرکت‌های غیرمتقلب، عدد صفر تخصیص داده می‌شود.

- **متغیرهای مستقل**

متغیرهای مستقل از منابع متعددی استخراج شده‌اند. جهت یافتن این متغیرها، پژوهش‌های قبلی با عنوان تقلب درصورت‌های مالی به دقت مدنظر قرارگرفتند. پژوهش‌های ازقبیل: حسینی نیا (۱۳۹۴)، اعتمادی و زلقی (۱۳۹۲)، مهام و همکاران (۱۳۹۱)، امینی وهمکاران (۱۳۹۰)، صفرزاده (۱۳۸۹)، ادموندافوری (۲۰۱۶)، روشایانی و دیگران(۲۰۱۵)، تارجو و نئورال (۲۰۱۵)، آلاده سول اومیه و امانوئل ارالگبهه (۲۰۱۴)، شارما و پنیگراهی (۲۰۱۳)، وری و کولانیمی (۲۰۰۹)، چن و دو[۷](۲۰۰۹)، کرکاس و دیگران[۸] (۲۰۰۷)، کارکس[۹] (۲۰۰۵)، گرین و چویی[۱۰] (۱۹۹۷)، هافتمن[۱۱](۱۹۹۷)، هولمن و پیتن[۱۲] (۱۹۹۷)، زیبلمن[۱۳](۱۹۹۷)، بیزلی[۱۴](۱۹۹۶)، استایک[۱۵](۱۹۹۱)، لوبک و دیگران[۱۶](۱۹۸۹)، پالمرس[۱۷](۱۹۸۷)، که شاخص‌هایی از تقلب درگزارشگری مالی متقلبانه (FFS) ارائه نموده اند مورد بررسی قرار گرفته‌اند. سپس متغیرهای مستقل، که همان نسبت‌های مالی هستند؛ با استفاده ازنظرات کارشناسان و متخصصان خبره و با استفاده از روش کانون‌های گروهی شامل ۲۵نسبت مالی انتخاب شده است.

۶-۱- مدل‌های پژوهش

در این پژوهش برای تجزیه وتحلیل داده‌های پژوهش و برآورد مدل از رویکردهای ترکیبی استفاده

www.SID.ir

Archive of SID

شده است. از مدل "نمره M بنیش" برای دسته‌بندی شرکت‌ها به شرکت‌های با احتمال تقلب وشرکت های فاقد احتمال تقلب استفاده شده است .دراین مدل از هشت شاخص برای ارزیابی اقلام خاصی از صورت‌های مالی استفاده شده است. در مدل بنیش نتایج حاصل از شاخص‌ها در فرمول ذیل قرار می گیرد:

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

عدد ثابت مدل ۸۴ / ۴- است که ضرایب هر یک از این هشت شاخص چند برابر عدد ثابت می باشد. 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 و۶۲ 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، ازطریق"مدل تحلیل عاملی " به عنوان متغیرهای ورودی رتبه‌بندی و انتخاب شده و 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 شماره۱ و۲ نتایج اجرای روش تحلیل عاملی برای تمامی ۲۵ نسبت مالی شناسایی شده را نشان می‌دهد.

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

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

www.SID.ir

Archive of SID

عامل	نسبت مالی	بار عاملی	مقادیر اشتراکی	مقدار ویژه
	دارایی های ثابت به دارایی ها	0/61	0/93	
	وجه نقد به دارایی	0/31	0/33	
۳	موجودی به فروش	0/57	0/91	2/23
	لگاریتم دارایی ها	0/57	0/77	
	سود قبل از بهره و مالیات	0/40	0/70	
۴	بدهی به حقوق صاحبان سهام	0/46	0/76	2/07
	فروش به کل دارایی	0/63	0/89	
	بدهی به دارایی	0/49	0/94	
۵	حساب‌های دریافتنی به فروش	0/57	0/80	1/50
۶	بدهی بلندمدت به دارایی	0/67	0/86	1/39
	سود خالص به حقوق صاحبان سهام	0/41	0/69	
۷	رشد فروش	0/49	0/690	1/23

منبع: محاسبات پژوهشگران

همانگونه که در جدول شماره۱ مشاهده می‌شود، مقادیر اشتراکی و نیز بار عاملی مربوط به تعدادی از متغیرها (نسبت‌های 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 دارایی‌ها، 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 می‌شود. جدول شماره ۲ نتایج حاصل از اجرای مرحله دوم از روش تحلیل عاملی را نشان می‌دهد.

جدول ۲- خروجی‌های مرحله «دوم» از آزمون تحلیل عاملی

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

منبع: محاسبات پژوهشگران

www.SID.ir

Archive of SID

همانگونه که در جدول شماره۲مشاهده 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 پیش-خور 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 سیگموییدی 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 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 شماره‌ی ۴ وزن‌های سیناپسی مربوط به روابط بین لایه‌ی ورودی و نرون‌های لایه پنهان را نشان می‌دهد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۴- وزن‌های سیناپسی مربوط به روابط موجوددر شبکه‌ی عصبی

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

منبع: محاسبات پژوهشگران

گفتنی است که به دلیل استفاده از یک تابع تبدیل غیرخطی و همچنین وجود یک لایه‌ی پنهان در ساختار شبکه‌ی عصبی آموزش دیده، نمی‌توان وزن‌های سیناپسی را برابر با ضریب تأثیر در روش‌های آماری معمول دانست.

۷-۳- بررسی عملکرد شبکه عصبی

یکی از معیارهای پرکاربرد برای ارزیابی الگوریتم‌های دسته‌بندی از جمله مدل شبکه‌های عصبی، ماتریس درهم‌ریختگی است. این ماتریس یک ماتریس مربعی N در N است که N همان تعداد کلاس‌های ما در دسته‌بندی (متقلب و غیرمتقلب بودن) است. به منظور ارزیابی مدل شبکه عصبی ارائه شده از داده‌های آزمون که در آن متغیر تصمیم حذف شده است برای بررسی دقت شبکه استفاده می‌شود. بدین مظور داده‌های آزمون به مدل شبکه عصبی آموزش دیده وارد می‌شود تا شبکه بر مبنای وزن‌های سیناپسی برآورد شده آن‌ها را دسته‌بندی کند و در یکی از دسته‌های متقلب یا غیرمتقلب قرار دهد. سپس دسته‌بندی که به وسیله شبکه انجام شده با دسته‌بندی واقعی مقایسه می‌شود. این مقایسه از طریق ماتریس درهم‌ریختگی انجام می‌شود. جدول شماره ۵ ماتریس درهم‌ریختگی برای مدل شبکه عصبی ارائه شده را پس از دسته‌بندی داده‌های آزمون نشان می‌دهد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۵- ماتریس در هم ریختگی برای آزمون دقت دسته‌بندی مدل شبکه عصبی

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

منبع:محاسبات پژوهشگر ان

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 ناخالص به کل دارایی- سود خالص به کل دارایی- سود خالص به 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- دارایی‌های ثابت به دارایی‌ها- بدهی به کل دارایی- بدهی بلندمدت به کل دارایی. به دلیل اینکه وضعیت مالی ضعیف شرایطی برای ارتکاب تقلب ایجاد می‌کند، از "نمره zآلتمن" 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، حساب‌های‌دریافتنی، ذخیره مطالبات مشکوک الوصول و موجودی‌های مواد و کالامی باشند. حساب‌های‌دریافتنی اضافی می‌تواند نمادی از فعالیت متقلبانه ناشی از ثبت فروش قبل از فرایند تحصیل درآمد باشد. این موضوع ازطریق 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. به‌دلیل 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 دارایی-ها، نسبت سود خالص به فروش، نسبت سودخالص به مجموع دارایی‌ها و نسبت سرمایه درگردش 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 امده 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

www.SID.ir

Archive of SID

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

نتایج پژوهش با یافته‌های خواجوی و همکاران در سال ۱۳۹۶، یگانه و دیگران در سال ۱۳۹۳، وثوق و دیگران درسال۱۳۹۳، اعتمادی و ذلقی درسال ۱۳۹۲، امینی و دیگران در سال۱۳۹۰، صفرزاده در سال ۱۳۸۹، چی-چن لین درسال۲۰۱۵، شارما و پینگراهی درسال۲۰۱۳، لی و قربانی درسال۲۰۱۲، چن ودیگران درسال۲۰۰۹، 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 متقلبانه 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-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، شماره۶۰، صص۱۲-۲.
* اطهمی،کریم؛ خواجوی،حسین (۱۳۹۰)؛ "پیدایش و پیشرفت حسابرسی تقلب"، مجله حسابدار، شماره ۲۳۵ ،صص ۶۸ تا ۷۱.
* اعتمادی، حسین؛ زلقی، حسن(۱۳۹۲)؛ "کاربرد رگرسیون لجستیک در شناسایی گزارشگرهای مالی متقلبانه"، 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، شماره۱۱، صص۳۹-۲۵.
* خواجوی، شکراله ؛ ابراهیمی، مهرداد(۱۳۹۶)؛" مدل‌سازی متغیرهای اثرگذار برکشف تقلب در صورت‌های مالی با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی "، فصلنامه حسابداری مالی، شماره۲۳، صص۵۰-۲۳
* 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 درارتباط باکشف تقلب"، مجله حسابرس، شماره ۶۷ ، صص۱۲۷-۱۱۸.

www.SID.ir

Archive of SID

* سبحانی فرد، یاسر؛ اخوان، مریم(۱۳۹۱)؛ "تحلیل عاملی، مدل‌سازی معادلات ساختاری و چند سطحی"، انتشارات دانشگاه امام صادق.
* سجادی، حسین؛ کاظمی، توحید (۱۳۹۵)؛ "الگوی جامع گزارشگری مالی متقلبانه در ایران به روش نظریه‌پردازی زمینه بنیان"، مجله پژوهش‌های 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 صور ت-های مالی و تأثیر آن بر توجه حسابرسان درفرآیند کشف تقلب مدیران"، مجله پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز، شماره‌ی اول، صص۱۳۵ – ۱۱۱.
* کمیته تدوین استانداردهای حسابرسی(۱۳۹۱)؛ استانداردهای حسابرسی، تهران: سازمان حسابرسی.
* کمیجانی، اکبر؛ سعادت، جواد(۱۳۸۵)؛ "کاربرد مدل‌های شبکه عصبی درپیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های پذیرفته شده دربورس اوراق بهادار تهران"، مجله جستارهای اقتصادی، شماره ششم، صص۴۳-۱۱.
* مرادی، جواد؛ رستمی، راحله؛ زارع، رضا(۱۳۹۳)؛ "شناسایی عوامل خطر مؤثر بر احتمال وقوع تقلب در گزارشگری مالی از دید حسابرسان و بررسی تأثیر آن‌ها بر عملکرد مالی شرکت"، مجله پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز. شماره اول، صص۱۷۳-۱۴۱.
* 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 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 thefinancial 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 Review43, 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. InProceedings 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.

www.SID.ir

Archive of SID

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: Leee. 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.

www.SID.ir