ارزیابی ریسک حسابرسی با استفاده از رویکرد داده‌کاوی مبتنی بر شبکه عصبی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران

■ داود همتی[۱]
■ مهدی عرب‌صالحی نصرآبادی[۲]
■ عباس طلوعی اشلقی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۲/۲۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱/۳۱

چکیده:

برنامه‌ریزی حسابرسی با ارزیابی ریسک حسابرسی همراه است. هدف از اجرای این پژوهش ارزیابی ریسک حسابرسی با استفاده از رویکرد داده‌کاوی مبتنی بر شبکه‌های عصبی در شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سالهای ۱۳۹۶تا ۱۳۹۸ بوده است که بر اساس داده‌های گرفته شده از ۹۰ شرکت می‌باشد. جهت مرتب‌سازی داده‌ها از نرم افزار اکسل و برای تجزیه و تحلیل یافته‌های پژوهش و کد نویسی هر یک از الگوریتم‌های مورد استفاده از نرم افزار متلب استفاده گردیده است. جهت ارزیابی ریسک حسابرسی، از طریق دوالگوی شبکه عصبی به ارزیابی قدرت هر کدام از الگوها پرداخته شد. در این پژوهش ابتدا از روش شبکه عصبی مصنوعی و سپس ترکیب آن با الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات استفاده گردید. در ادامه به منظور مقایسه نتایج پیش‌بینی از میانگین درصدخطا، میانگین قدر مطلق خطا، مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی استفاده شد. نتایج پژوهش نشان داد الگوی ترکیبی قدرت پیش‌بینی بالاتری دارد.

کلمات کلیدی: ریسک حسابرسی، داده کاوی، شبکه‌های عصبی

پرتال جامع علوم انسانی

۱.دانشجوی دکتری حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران.
۲. دانشیار حسابداری، دانشگاه اصفهان ، اصفهان، ایران. نویسنده مسئول. ایمیل:
mehdi_arabsalehi@ase.ui.ac.ir
۳. استاد مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران، تهران، ایران.

۱. مقدمه

شرایـط پر رقابت امروز و شکست‌های گستـرده تجاری سبب بالا رفتن مسئولیت حسابرسان در حسابرسـی صورتهـای مالی شرکتها و به خصـوص شرکتهای پذیرفته شـده در بورس اوراق بهـادار تهران شده است. ایـن مسئولیت تا جایی پیش رفته که اشتباهات حسابرسان سبب ایجاد دعـاوی حقوقـی علیه آنان شـده است. دعاوی مربوطه بـه مرور از اعتبـار حسابرسان در جامعه حرفه‌ای خواهد کاست. از اینرو حسابرسان در هنگام برنامه‌ریزی حسابرسی در شرکتهای بورسی کـه مالکان متنوعی دارد، بایـد دقت نظر بالایی همراه با تردید حرفـه‌ای اعمال نمایند. از جمله مهم‌ترین مواردی که سبب بالا رفتن دقت حسابرسی خواهد شد، ارزیابی مناسب و دقیق ریسک حسابرسـی است. هر چـه دقت ارزیابی ریسک حسابرسی بالاتر باشـد احتمال اظهار نظر درست حسابـرس افزایش خواهـد یافت. بالا رفتن دقت ارزیابی ریسـک حسابرسی مستلزم قضاوت‌های حرفه‌ای‌تـر حسابرسان است که این مسئله مستلزم استفاده از ابزارهای نوین و دقیق تر در جهت ارزیابی ریسک حسابرسـی می‌باشد(فونگ تائو[1] و همکاران،۲۰۱۹؛ بل و همکاران[2]،۲۰۰۵؛ قربانی وهمکاران، ۱۳۹۳؛کمیته تجدید نظر دستوالعمل حسابرسی، ۱۳۹۸).

پژوهش‌های قبلی نشان داده که داده کاوی یکی از ابزارهایی است که در اندازه‌گیری مواردی همچـون ریسک حسابرسی دقت و سرعت بالایی دارد(ژانگ[3]، ۲۰۲۱؛ هو پینگ[4]، ۲۰۲۱؛ چارلز و همکـاران[5]، ۲۰۱۶؛ چن و هانگ[6]، ۲۰۱۱). رویکرد داده‌کاوی، ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم‌های عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. با اینکه از ساخت اولین سلول عصبی در نیمه قرن بیستم میلادی زمان زیادی می‌گذرد، ولی تا دهه اخیر، استفاده از ساختار خاص حل مساله توسط شبکه عصبی، عمومیت نیافته است. قابلیت هیجان انگیز این ایده در استنتاج معانی مبهـم و پیچیـده و در نتیجه، درک و شناسایی الگوها و حل مسئله، این ابزار را به روشی محبوب بـرای اندازه‌گیری تبدیل کـرده است(چن و هانگ ، ۲۰۱۱؛ طلوعی اشلقـی و همکاران،۱۳۸۹). اهمیـت و توسعه کاربرد داده کـاوی در تجارت، اقتصاد، تصمیم‌گیری و حسابرسی موجب گردید کـه شرکتهای زیادی در این حوزه به فعالیت بپردازنـد و محصولات سخت‌افزاری و نرم افزارهای متعـدد، متنوع و پیشرفته با رویکردها و ساختارهای متفاوتی به بازار عرضه کنند. در این شرایط، علم داده‌کاوی ابزاری سودمند است که در اختیار تمامی سازمان‌ها و شرکتها و از جمله موسسات حسابرسی می‌باشد(ژانگ، ۲۰۲۱؛ هو پینگ، ۲۰۲۱؛ جفری وشفریت[7]،۲۰۰۴).

علـم داده‌کاوی امروز در افزایش دقت پیش‌بینی‌هـا بسیار ضروری است، زیرا تا حد زیادی از خطاهای انسانی جلوگیری می‌کند. گرچه ارزیابی ریسک حسابرسی یک مسئله قضاوتی است، اما

1. Phuong Thao
2. Bell et al.
3. Zhang
4. Hua-Ping
5. Charles et al.
6. Chen & Huang
7. Jeffrey & Seifert

استفـاده از رویکرد داده‌کاوی بـه عنوان یک ابزار اندازه‌گیری سبب قضاوت دقیق‌تری خواهد شد. به خصـوص اینکه امروزه حسابرسان با افزایش شدید حجـم معاملات و پیچیدگی‌های داده‌های مالـی و غیر مالی صاحبکارشان روبه‌رو شده‌اند. در نتیجه، حسابرسان بیش از این نمی‌توانند تنها به ابزارهای گزارشگری یا خلاصه کردن در فرآیند متکی باشند. اینجاست که استفاده از ابزارهای داده‌کـاوی همچون شبکه‌های عصبی که بطور خودکار اطلاعـات را از میان حجم داده‌های زیاد، استخـراج می‌کنند، بسیار ضروی می‌شونـد. با اندازه‌گیری دقیق و سریـع ریسک حسابرسی در واحدهـای مورد رسیدگی کار حسابرسی راحت‌تـر و دقیق‌تر پیش می‌رود. سازمان حسابرسی در نشریـه ۱۵۰ دستورالعمـل حسابرسی مبتنی بر ریسک را انتشار داده کـه دارای پیچیدگی‌هایی می‌باشد و دارای فرآیندی طولانی می‌باشد. حال اگر بتوان مدل ریسک حسابرسی را با داده‌کاوی بـه شکل دقیقتری برنامه‌ریزی کرد بر دقت و سرعت کـار حسابرسان افزوده می‌شود که با توجه بـه نیاز آنها در زمینه‌های مذکور دارای اهمیـت فراوانی است؛ یعنی ایجاد یک برنامه کامپیوتری که بتواند در هر بار تنها با وارد نمودن داده‌های واحد مورد رسیدگی میزان ریسک را اندازه‌گیری نمایـد، بسیار ارزشمند و ضروری است(ژانگ، ۲۰۲۱؛ هوپینگ ، ۲۰۲۱؛ سابائو[1] و همکاران،۲۰۱۱؛ چانـگ و همکـاران[2]، ۲۰۰۸؛ وانگ و یانـگ[3]،۲۰۰۷؛ کرکوس [4] و همکـاران، ۲۰۰۷؛ کالدرون[5] و همکاران، ۲۰۰۲؛ دستگیر و شفیعی،۱۳۹۰؛ وکیلی‌فرد و صلاحی نژاد، ۱۳۸۸).

با توجه به موارد مطروحه هدف از این پژوهش ارزیابی ریسک حسابرسی با استفاده از رویکرد داده‌کـاوی مبتنی بر شبکه‌هـای عصبی در شرکتهای پذیرفته شده در بـورس اوراق بهادارتهران اسـت؛ کـه بدین منظور علاوه بر شبکه‌های عصبی از ترکیب آن بـا الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات نیز در جهت بررسی‌های دقیق‌تر و جدیدتر استفاده می‌شود، لذا نوآوری موضوعی مرتبط با ارزیابـی ریسک با استفاده از الگوهای شبکه عصبی جدید است. از لحاظ نوآوری مکانی نیز کمتر تحقیقـی به ارزیابی ریسک حسابرسی با استفاده از روش‌های شبکه عصبی در شرکتهای پذیرفته شده در بازار سرمایه ایران پرداخته است. روش تحقیق نیز با توجه به دقت بالای شبکه‌های عصبی سبب اندازه گیری دقیق تر ریسک حسابرسی خواهد شد.

بـا توضیحـات فوق بررسی تـوان داده‌کاوی در ارزیابـی ریسک حسابرسـی توسط نهادهای حسابرسـی در شرکتهـای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در جهت دستیابی به اهداف پژوهش مسئله اصلی این پژوهش است که برای حل این مسئله به سوالات زیر پاسخ داده می‌شود:

۱. آیا الگوی شبکه عصبی(پرسپترون چند لایه[6]) از توانایی لازم برای ارزیابی ریسک حسابرسی برخوردار است؟

1.. sabau
2. .Chang et al
3. .Wang & Yang
4.. Kirkos et al
5.. Calderon et al
6. . Multilayer perceptron (MLP)

۲. آیـا الگوی شبکه عصبی فـرا ابتکاری(ترکیب شبکه عصبی با الگوریتـم بهینه‌سازی اجتماع ذرات[1]) از توانایی لازم برای ارزیابی ریسک حسابرسی برخوردار است؟

۳. آیا دقت الگوی شبکه عصبی فرا ابتکاری(ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات) جهت ارزیابـی ریسک حسابرسی از الگوی شبکه عصبی(پرسپترون چند لایه) بیشتر است؟

در ادامه این مقاله ابتدا مبانی نظری و تجربی پژوهش ارائه می‌شود و بعد از بیان روش شناسی پژوهش و الگوی پژوهش به بیان یافته‌ها و بحث و نتیجه گیری پرداخته می‌شود.

۲. مبانی نظری پژوهش

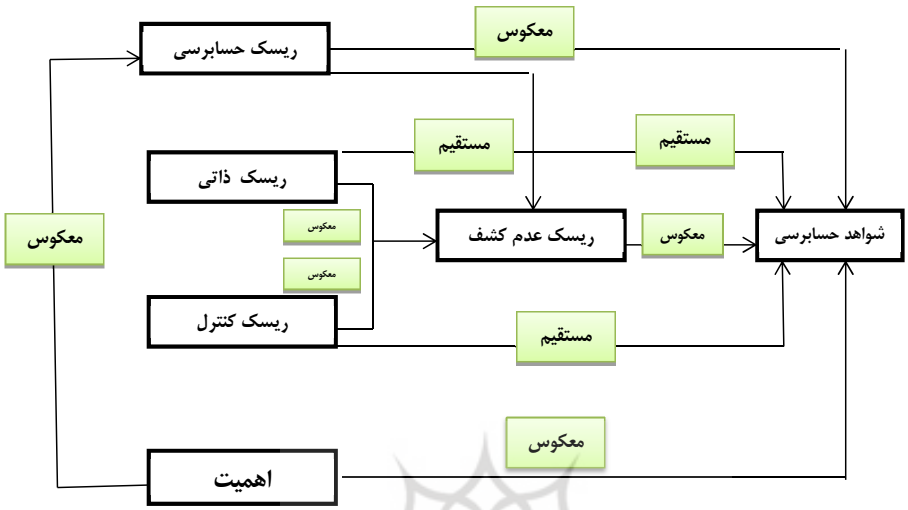
حسابرسـی روز بـه روز در حال تکامل است. این فرآیند تکامـل، در واقع فرآیند سازگاری با نیازهـای جوامع در حال پیشرفت است که بـا توسعه فعالیت‌های تجاری و صنعتی صورت گرفته اسـت. در ایـن مسیر تکاملی چهار نحوه عمـل کلی حسابرسی مبتنی بـر سندرسی، حسابرسی ترازنامـه، حسابرسی مبتنی بر سیستـم و حسابرسی مبتنی بر ریسک وجود دارد، که در پاسخ به شکست‌هـای گسترده تجاری در سراسر دنیا، حسابرسی مبتنی بر ریسک به عنوان رویکرد غالب در سال‌های اخیر برای مبارزه با فساد مطرح بوده است(فونگ تائو[2] و همکاران،۲۰۱۹).

حسابرسی مبتنی بر ریسـک از سال ۱۹۹۰ توسط شرکتهای حسابرسی بزرگ مورد استفاده قـرار گرفـت. انجمن‌هـای حرفه ای طی ۱۳ سـال از سال ۱۹۹۰ تـا ۲۰۰۳ در خصوص ریسک حسابرسـی بررسی‌هایی انجام دادند. در نهایت از سال ۲۰۰۳ سه استاندارد بین‌المللی حسابرسی شامـل استاندارد ۳۱۵ تحت عنـوان شناخت واحد تجاری و محیـط آن و برآورد ریسک تحریف بـا اهمیت، استاندارد ۳۳۰ تحت عنوان رویه‌های حسابرسـان در برخورد با ریسکهای برآوردی و استانـدارد ۵۰۰ تحـت عنوان شواهد حسابرسـی منتشر گردید. این استانداردهـا در ایران نیز با شماره‌های ۵-۳۱ ، ۳۳ و ۵۰ مطرح گردیدند(برزیده و نیکخواه بهرامی، ۱۳۸۶).

با افزایش استانداردهای حسابرسی مرتبط با ریسک حسابرسی امروزه رویکرد غالب حسابرسی مبتنـی بـر ریسک می‌باشـد و از اینرو یکی از مهم‌تریـن مواردی است که حسابـرس در هنگام برنامه‌ریـزی حسابرسـی بایـد مورد توجه قـرار دهد، ارزیابـی ریسک حسابرسـی است. ریسک حسابرسی یک مدل حسابرسی است که باید در تمامی مراحل حسابرسی از برنامه‌ریزی گرفته تا جمـع آوری شواهد و ارائه گزارش نهایی مورد توجه قرار گیرد(ربیعی و همکاران، ۱۳۹۷). ریسک حسابرسـی دارای ارتباط تنگاتنگی با سایر اجزای حسابرسی است که شکل (۱) این موضوع را به وضوح نشان می‌دهد:

1. . Particle Swarm optimization (PSO)
2.. Phuong Thao

شکل ۱: ارتباط بین اجزای مدل ریسک حسابرسی، اهمیت وشواهد حسابرسی(منبع: چانگ و همکاران، ۲۰۰۸)



دقـت در شکل فوق نشان می‌دهد که مدل ریسک حسایرسی از عوامل زیادی تأثیر می‌پذیرد و بـر عوامل زیادی هم اثرگذار است. جهت اندازه‌گیری ریسک حسابرسی با برآورد میزان ریسک عدم‌کشـف و ریسک ذاتی و ریسک کنترل میزان ریسک حسابرسی با توجه به مدل زیر مشخص می‌شود:

$$AR = IR \times CR \times AP \times TD$$

کـه در آن AR ریسـک پذیرفته شده حسابرسی و IR ریسـک ذاتی و CR ریسک کنترل و AP ریسـک عدم موفقیت روش‌های بررسی تحلیلی در کشـف تحریف با اهمیت و TD ریسک عدم موفقیت آزمون‌های محتوا در کشف تحریفی با اهمیت که واقع شده و توسط سیستم کنترل داخلی کشف نشده است، می‌باشند(چانگ و همکاران، ۲۰۰۸).

هـر یـک از اجزای ریسـک حسابرسی دارای زیـر مولفه‌هایی است که بسته بـه نوع فعالیت شرکـت باید شناسایی و میزان ریسک در نهایـت بر اساس قضاوت حسابرس برآورد گردد. برخی شرکت‌هـای بـزرگ به دلیل انبوه کارها از تکنیک‌های داده‌کاوی بـرای برآورد ریسک حسابرسی استفاده می‌کنند. انگیزه برای گسترش داده‌کاوی بطور عمده از دنیای تجارت در دهه ۱۹۹۰ پدید آمـد. داده کـاوی در حال حاضر یکی از مهمترین ابزارهای موجـود در حوزه هوش تجاری است. حسابـداری و حسابرسی نیز بیش از سه دهه است که از این تکنیک‌ها استفاده کرده است(ژانگ،

۲۰۲۱؛ هو پینگ ، ۲۰۲۱؛ بالدون[1] و همکاران،۲۰۰۶). حسابداری یکی از اولین حوزه‌های تجاری بوده که از روشهای داده‌کاوی برای بهبود تصمیم‌گیری استفاده کرده است(امانی و فادلالا[2]،۲۰۱۷). داده‌کاوی بعنوان فرآیند تشخیص الگوهای صحیح، نوین و غیر قابل درک(توسط انسان)از مجموعه بزرگی از داده‌ها و همچنین بعنوان روشی برای استخراج دانش از داخل انبوهی از داده‌ها تعریف شده است(هان و همکاران[3]،۲۰۰۶). داده‌کاوی مجموعه‌ای از تکنیک‌های کمک‌های کامپیوتری است که به صورت خودکار برای جمع‌آوری داده‌های یکپارچه برای اطلاعات جدید، پنهان یا غیر منتظره یا الگوها به طور اتوماتیک به کار می‌روند. داده‌کاوی گاهی اوقات به عنوان کشف دانش در پایگاه‌های داده شناخته می‌شود. در سال‌های اخیر، تکنولوژی پایگاه داده در حال پیشرفت است(سیریک الوادهانا[4]،۲۰۰۲).

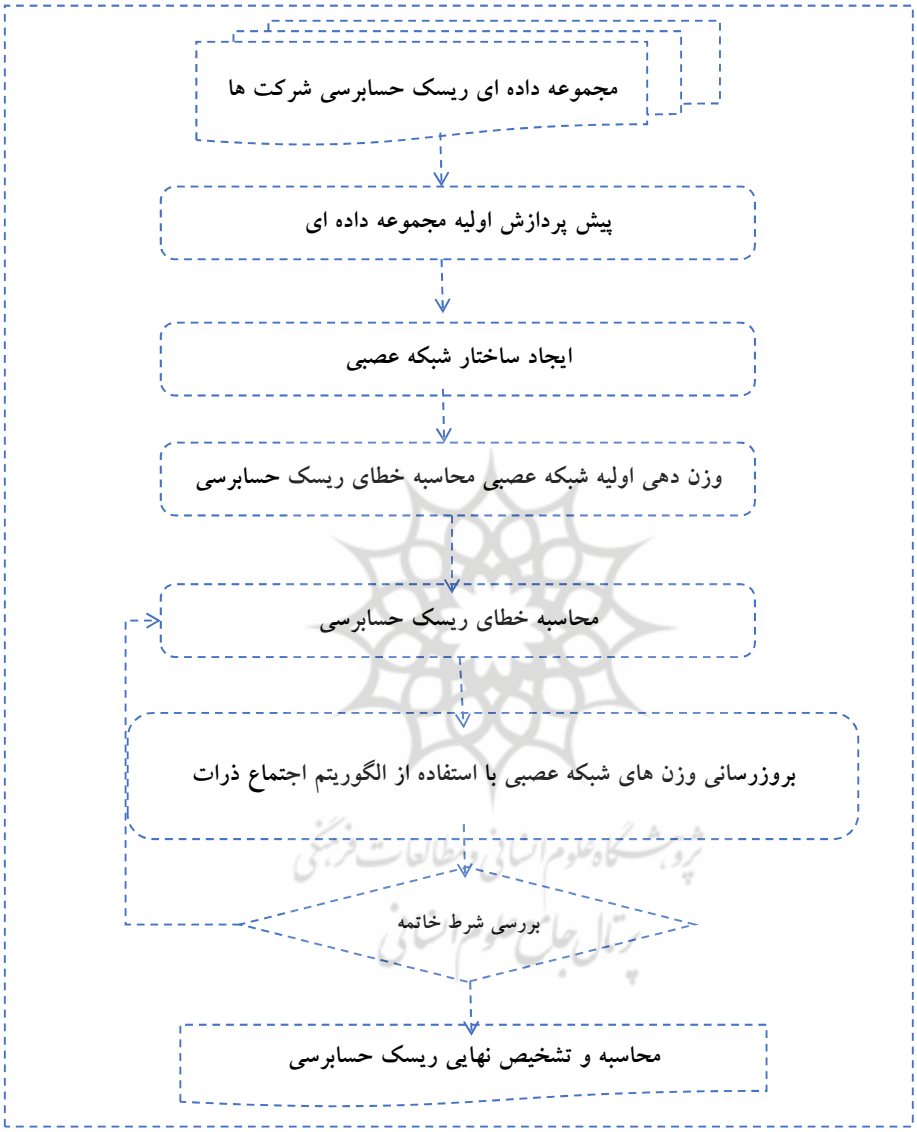
داده‌کاوی شامل مجموعه‌ای از تکنیک‌هایی است که در حوزه‌های دیگرعلمی مانند پایگاه داده‌ها، آمار، یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی، بازیابی اطلاعات و تشخیص الگو می‌توان آن را یافت(اسماعیلی،۱۳۹۱). در حوزه حسابداری و امور مالی بسیاری از پیش‌بینی‌ها از الگوهای خطی ساده پیروی نمی‌کنند، بلکه براساس سیستمی غیرخطی و آشوب‌گونه تحت تاثیر شرایط سیاسی، اقتصادی، روانشناسی و غیره می‌باشد، دچار تغییر می‌شوند. بهترین روش جهت پیش‌بینی مواردی با این ویژگی‌ها استفاده از سیستم‌های هوشمند غیر خطی است. امروز هوش مصنوعی در راستای پیش‌بینی چنین مواردی همچون دستکاری مدیریت در داده‌های حسابداری بسیار مورد توجه است. می‌توان گفت مهمترین کاربرد سیستم‌های هوشمند در حسابداری، مدیریت و اقتصاد، پیش‌بینی متغیرها است(فروغی و یادگاری ، ۱۳۸۹). یکی از سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی جهت انتخاب بهترین اطلاعات و اتخاذ تصمیم منطقی براساس اطلاعات انتخاب شده و همچنین برای انجام پیش‌بینی در شرایط پیچیده و غیر خطی، روش‌های هوشمند ترکیبی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌باشد(مطیع قادر و همکاران، ۱۳۸۹).

بر اساس مبانی مطروحه الگوی کلی محاسبه برآورد ریسک حسابرسی با استفاده از رویکرد داده‌کاوی به شرح ذیل است:

پرتال جامع علوم انسانی

1.Baldwin et al
2. Amani & Fadlalla
3. Han et al
4. Sirikalvadhana

شکل۲: الگوی مفهومی پژوهش



منبع: (هوپینگ، ۲۰۲۱؛ فونگ تائو و همکاران، ۲۰۱۹؛ پراساد و همکاران،۲۰۱۸)

۳. پیشینه تجربی پژوهش

ژانگ(۲۰۲۱) در پژوهشی با عنوان ساخت و شبیه‌سازی مدل حسابرسی مالی بر اساس شبکه عصبی متحرک در شرکتهای چینی به تجزیه و تحلیل داده‌های چند بعدی و هوشمند و توسعه موارد حسابرسی داده‌های بزرگ با استفاده ازالگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی مدل شبکه عصبی پرداخت. نتایج نشان داد که میزان خطای تشخیص مدل شبکه عصبی با بهبود الگوریتم نرخ یادگیری در مجموعه داده‌های حسابرسی مالی کمتر از شبکه پیشخوان چند لایه است و عملکرد بهتری دارد؛ طوریکه شبکه‌های عصبی متحرک می‌توانند برآوردهای دقیق‌تری ارائه نمایند. هو پینگ(۲۰۲۱) به انجام پژوهشی با عنوان پیش‌بینی گزارشات حسابرسی شرکتها با شبکه‌های عصبی پس انتشار [1]پرداخته است. هدف اصلی این پژوهش ارتباط دادن خطر تحریف بااهمیت با انواع گزارشات حسابرسی در مورد صورتهای مالی شرکتها برای تصمیم‌گیری بهتر در زمینه کار حسابرسی است. در این پژوهش یک مدل پیش‌بینی گزارش حسابرسی برگرفته از شبکه عصبی پس انتشار با استفاده از ۱۴ مجموعه داده‌های مالی خام شرکت‌های موجود در صنعت خرده فروشی و عمده فروشی در بورس اوراق بهادار چین تست شده است. نتایج نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی مدل شبکه عصبی پس‌انتشار بالا است. وی روبکا[2](۲۰۲۰) به بررسی استفاده از مدلهای یادگیری ماشین و هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل صورتهای مالی سالانه برای شناسایی شرکتهای متقلب در کشور لهستان پرداخته و هدف اصلی این پژوهش ارائه مدلی جهت شناسایی شرکتهای متقلب و غیر متقلب با استفاده از روشهای هوش مصنوعی می‌باشد. نتایج پژوهش نشان داد که الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی قادر به یادگیری تشخیص الگوهای تقلب بوده و می‌توانند آنها را به طور موثر شناسایی کنند. فونگ تائو و همکاران(۲۰۱۹) به بررسی تشخیص ریسک حسابرسی با استفاده از شبکه عصبی پرداختند. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از طریق انجام یک نظر سنجی برای ۳۵ پروژه در ویتنام صورت گرفته تا به این نتیجه برسند که آیا سیستم کنترل داخلی روند درستی را دنبال می‌کند یا خیر؟ که در این بررسی برای ارزیابی ریسک کنترل از ۴۶ معیار استفاده شده است. ۷۰ درصد داده‌ها بعنوان داده آموزشی و ۳۰ درصد بعنوان داده تست مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج نشان داد ساختار شبکه عصبی با سطح دقت و سرعت بالا می‌تواند برای شناسایی ریسک حسابرسی مورد استفاده قرار گیرد. آیلا[3](۲۰۱۷) به بررسی ارزیابی باز پرداختهای مالی با استفاده از روشهای داده‌کاوی پرداخته که در این پژوهش مدلهای پیش بینی را بر اساس مجموعه داده واقعی ۳۵۱۳ مورد طی دوره زمانی ۲۰۱۴-۲۰۰۱ و همچنین دوره‌های قبل و بعد از بحران مالی سال ۲۰۰۸ در کانادا مورد بررسی قرار داده و روش پژوهش با استفاده از فرایند استاندارد صنعت متقابل برای داده‌کاوی[4]می‌باشدکه شامل مرحله جمع‌آوری داده، پیش پردازش داده، ساخت مدل با استفاده از شبکه عصبی

1. Back Propagation
2. Wyrobeka
3. Ila
4. Cross-industry standard process for data mining(CRISP - DM)

مصنوعی، درخت تصمیم‌گیری، شبکه بیزی، الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار و در نهایت ارزیابی مـدل می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد بـرای هر دو دوره قبل و بعد از بحران کاملاً سازگار است و از بین روشهای مورد استفاده شبکه‌های عصبی نتیجه دقیق‌تری(دقت پیش‌بینی‌کنندگی ۸۳درصد) را نشان می‌دهد. همتی و همکاران (۱۳۹۹) پژوهشی باعنوان ارزیابی ریسک حسابرسی با استفاده از رویکـرد داده‌کاوی(مطالعه موردی: تسهیلات بانکی) انجـام دادند. هدف از اجرای این پژوهش ارزیابی ریسـک حسابرسی اعتباری با استفاده از رویکرد داده‌کاوی در بانک‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال ۱۳۹۶ بوده است که بر اساس داده‌های گرفته شده از ۲۰۰ نفر از کسانی است که از بانک تسهیلات گرفته‌اند. متغیرهای ورودی مهم معرفی شده به شبکه عصبی فیدفـروارد شامل دریافتی‌های سالانه، حساب جاری، خانـه، کار، سابقه‌کاری، افراد تحت تکفل و وضعیت دفترچه چک است. یافته‌ها نشان داد که تکنیک داده‌کاوی دارای دقتی حدود ۹۷ درصد می‌باشـد. مسیحی و همکاران(۱۳۹۸) پژوهشی در رابطه با استفاده از تکنیکهای داده کاوی برای سنجش ریسک مالیاتی مؤدیان مالیات بر ارزش افزوده پرداختند. به منظور ارزیابی ریسک مالیاتی از دو تکنیـک داده‌کاوی ماشین بـردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک استفاده شده است. جامعه آماری پژوهش شامل اشخاص حقوقی بزرگ در شهر تهران می‌باشد که در دوره سه ساله از سال ۱۳۹۱ تا سال ۱۳۹۳مورد حسابرسی مالیاتی در نظام مالیات بر ارزش افزوده قرار گرفته‌اند. در این پژوهش متغیرهای مورد استفاده شامل ساز و کارهای حاکمیت شرکتی، ویژگیهای خاص شرکتی، ماهیـت فعالیت مؤدیان سیستم کنترلی مؤدیان و نسبتهـای مالی می‌باشد که به منظور آموزش و آزمـون مدل استفـاده شده‌اند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد دوتکنیـک ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک از توان صحت ارزیابی ۷۰٪ برخوردار هستند.

۴.روش‌شناسی پژوهش

ایـن پژوهش کاربردی بوده و مبتنی بـر تحقیقات کتابخانه‌ای است، یعنی بر مبنای اطلاعات مرتبط با اجزای ریسک حسابرسی شرکتهای بورسی جمع‌آوری شده و سوالات پژوهش پاسخ داده می‌شوند و سپس نتایج حاصله به کل جامعهٔ آماری تعمیم داده می‌شود. جامعه آماری این پژوهش شامـل شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. بدین منظور تعداد ۹۰شرکت موجود در جامعه آماری با اولویت در دسترس بودن اطلاعات مالی و ریسک حسابرسی در سالهای مالـی ۱۳۹۸-۱۳۹۶ به عنوان نمونه آماری انتخاب شدنـد. روش پژوهش از نظر روش شناختی، تحلیلی است، زیرا نظریه‌ها، قوانین و اصول و تکنیکهای یک شبکه عصبی برای پیش‌بینی ریسک حسابرسـی استفاده می‌شـود. در همین راستا از یک سیستم هوشمنـد ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبـی و الگوریتم بهینه‌سازی ذرات استفـاده می‌شود که خروجی زیر سیستم‌های استفاده شده را با یکدیگر ترکیب نموده و یک خروجی واحد ارائه می‌نماید. در واقع، در این پژوهش با استفاده از یـک برنامـه مبتنی بر شبکه‌های عصبی و با رویکرد داده‌کـاوی مدلی برای اندازه‌گیری ریسک حسابرسی ارائه می‌شود. جهت اندازه‌گیری هر یک از عوامل ریسک حسابرسی به صورت نمونه‌ای

پاره ای از موارد ارائه می‌شود:

جدول۱: برآورد ریسک عدم کشف ناشی از بررسی تحلیل مقدماتی(AP) (کمیته تجدید نظر دستورالعمل حسابرسی، ۱۳۹۸)

مولفه	سال قبل (۱)	سال جاری (۲)	تفاوت سال جاری نسبت به سال قبل (۳)	درصد تغییر (۴)	درصد ریسک (۵)
نسبت جاری					
دوره وصول مطالبات					
دوره گردش کالا					
نسبت مالکانه					

حال با توجه به میزان درصد تغییر میزان ریسک هر یک از موارد به شرح زیر مشخص می‌شوند:

ریسک ناشی از انحراف‌های (تا۵٪)، (۶تا۲۰٪)، (۲۱تا۵۰٪) و (بیش از ۵۰٪) به ترتیب معادل ۶۰٪ ۷۵٪ ۹۰٪ و ۱۰۰٪ در نظر گرفته می‌شود.

جدول۲: نحوه برآورد ریسک ذاتی در سطح صورتهای مالی(کمیته تجدید نظر دستورالعمل حسابرسی، ۱۳۹۸)

مولفه	ضریب پیشنهادی (۱)	ضریب تایید شده (۲)	ریسک (بین۵۰ تا۱۰۰درصد) (۳)	نتیجه (۳×۲)
روش اداره واحد مورد رسیدگی				
درستکاری و حسن شهرت مدیریت				
تجربه و دانش مدیریت				
تغییرات مدیریت				

جدول۳: نحوه برآورد ریسک ذاتی در سطح مانده حساب(کمیته تجدید نظر دستورالعمل حسابرسی، ۱۳۹۸)

مولفه	ضریب پیشنهادی	میزان هر حساب
دارایی ثابت منقول	٪۵۰	
دارایی ثابت غیر منقول	٪۶۰	
بستانکاران تجاری	٪۶۰	
حقوق و دستمزد	٪۶۵	

مولفه	ضریب پیشنهادی	میزان هر حساب
موجودی مواد و کالا	٪۷۰	
بدهکاران تجاری	٪۷۰	
فروش	٪۷۰	
سایر هزینه‌ها	٪۷۰	
مصرف مواد	٪۷۵	
خرید	٪۸۰	
موجودی نقد	٪۱۰۰	

جدول۴: نحوه برآورد ریسک(کمیته تجدید نظر دستورالعمل حسابرسی، ۱۳۹۸)

مولفه	ضریب پیشنهادی
چرخه فروش، درآمدها و دریافت‌ها	بر اساس مولفه‌های پنج گانه کنترل داخلی شامل محیط کنترلی، فعالیت‌های کنترلی، ارزیابی ریسک، اطلاعات و ارتباطات و نظارت ارزیابی می‌شوند.
چرخه خرید، هزینه‌ها و پرداخت‌ها	
چرخه حقوق و دستمزد	
چرخه دارایی‌های ثابت	
چرخه موجودی مواد و کالا	

پس از مشخص نمودن ریسک قابل پذیرش حسابرسی در هر صنعت TD ریسک عدم موفقیت آزمون‌های محتوا اندازه گیری می‌شود. برای مثال دامنه ریسک قابل پذیرش حسابرسی در بانک‌ها بین ۵تا۸٪ و شرکتهای خصوصی بین ۹ تا ۱۳ درصد در نظر گرفته شده‌اند(کمیته تجدید نظر دستورالعمل حسابرسی، ۱۳۹۸).

۵. الگوی پژوهش

این پژوهش تلاش دارد ضمن معرفی متغیرهای موثر و بهینه نسبت به ارائه یک الگو در ارزیابی ریسک حسابرسی براساس الگوهای غیر خطی در شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار را مورد بررسی قرار دهد. هدف ارزیابی ریسک حسابرسی با استفاده از الگوی شبکه عصبی مصنوعی و الگوی ترکیبی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات و همچنین مقایسه آنها می‌باشد. بنابراین جهت مرتب‌سازی داده‌ها از نرم افزار EXCEL و برای تجزیه و تحلیل یافته‌های پژوهش و کد نویسی هر یک از الگوریتم‌های مورد استفاده از نرم‌افزار MATLAB استفاده گردیده است. در این راستا جهت آزمون فرضیه‌ها و ارزیابی ریسک حسابرسی، از طریق دو الگو به ارزیابی قدرت هر کدام از الگوها پرداخته شده است.

۵-۱. الگوی اول: استفاده ازشبکهٔ عصبی چند لایه پرسپترون (MLP)

شبکه‌هـای عصبـی مدل‌هـای متفاوتـی دارنـد کـه متداولتریـن آنهـا شبکه چنـد لایه پرسپتـرون(MLP) است. شـبکه‌های عصـبـی بـه رغـم تنـوع از سـاختـار مشـابهی برخوردار اسـت. یک شبکـهٔ عصبی معمولاً از سه لایـهٔ ورودی، میانی و خروجی تشکیـل شده است. لایهٔ ورودی فقط اطلاعات را دریافت و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کنـد، لـذا تعـداد نرون‌های لایهٔ ورودی به تعداد متغیرهای مستقل بستگی دارد. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل کرده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد؛ اما برخلاف لایهٔ ورودی و خروجی، لایهٔ میانی هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهد و صـرفاً نتیجـه لایهٔ میانی در فرایند محاسبهٔ ارزش خروجی است، امـا از اهمیت خاصـی در فراینـد آمـوزش برخـوردار است (پورحیدری و اعظمی، ۱۳۸۹).

در الگوریتـم چند لایه پرسپترون، ابتدا وزن‌های اولیه شبکه به طور تصادفی انتخاب شده‌اند. در هرگـام، خروجـی شبکه محاسبه شـده و بر حسب جهت و میزان شیـب خطا، وزن‌ها اصلاح می‌گردنـد، تا در نهایـت این خطا مینیمم شـود. در الگوریتم مربوطه، تلاش بـرای دستیابی به وزن‌های بهینه شبکه با حرکت در خلاف جهت شیب نمودار خطا بر حسب وزن‌های شبکه صورت می‌گیـرد، بـا این هدف که در هر تکرار اندازه خطا کمتـر از تکرار قبلی شود. این نمودار از طریق مشتق‌گیری زنجیره‌ای از تابع خطا نسبت به تک تک وزن‌های شبکه بدست می‌آید.

در الگوریتـم پس انتشار خطا اگر ضریب یادگیری کوچـک در نظر گرفته شود، به طور حتم بـه نزدیکترین بهینـه نسبی می‌رسد، اما الگوریتم در مینیمم محلـی گرفتار می‌شود. در صورتی کـه ضریب یادگیری بزرگ فرض شود، توانایی عبور از مینیمم‌های محلی را دارد و باعث افزایش نسبـی سرعت همگرایی می‌شود، اما معمولاً با یافتن حـدود مینیمم کلی حول آن نوسان نموده و در اصـل به مقدار بهینـه کلی نمی‌رسد. در این پژوهش برای نرخ یادگیری (η) مقدار ۰،۰۱ در نظر گرفته شد.

برای اصلاح وزن‌های شبکه، ابتدا با استفاده از مشتق زنجیره‌ای، شیب خطا نسبت به هر وزن را محاسبـه نمـوده و در خلاف جهت آن تغییر اندکی متناسب با مقـدار نرخ یادگیری در وزن‌ها ایجاد می‌کنیم. میزان تغییر در هر وزن مطابق رابطه (۱) محاسبه می‌گردد.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i} \qquad (۱)$$

در رابطه فوق η نرخ یادگیری است که مقدار مثبتی را اختیار می‌کند و متناسب است با میزان تغییـرات در هـر وزن E خطای کلی شبکه و wij یـک پارامتر (وزن) از شبکه است. اگر yj و tj به ترتیب خروجی شبکه، خروجی مطلوب برای نرون خروجی j-ام باشد، رابطه (۲) از روابط ذیل بدست می‌آید(پراساد[1] و همکاران،۲۰۱۸).

1. Prasad

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial w_i} \qquad (۲)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \left(y_j - t_j\right) \qquad (۳)$$

$$\frac{\partial y_j}{\partial w_i} = \left(y_j \left(1 - y_j\right)\right) \cdot w_i \qquad (۴)$$

در طراحی یک الگوی شبکهٔ عصبی، در واقع باید تعداد لایه‌های میانی شبکه، تعداد نرون‌های هر لایه، الگوریتم‌های یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد، تعداد تکرارها، نرمال کردن داده‌ها، اندازه مجموعه آموزشی و یادگیری مشخص گردد. در تعیین این موارد روشهای سیستماتیکی وجود ندارد، بنابراین بهترین طراحی شبکه با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا به دست می‌آید(مکیان و همکاران، ۱۳۸۸).

در ابتدا داده‌ها وارد محیط نرم افزاری Excel شده و پس از محاسبات مورد نیاز و تعیین بیشترین و کمترین داده‌ها نرمال می‌شوند. پس از نرمال شدن، داده‌ها به دو قسمت تقسیم می‌شوند: مجموعهٔ آموزش یا یادگیری شبکه شامل ۲۷۰ مشاهده (شرکت ـ سال) از شرکتهای نمونه، مجموعهٔ تست شامل ۹۰ شرکت از شرکتهای نمونه در سال ۱۳۹۶تا۱۳۹۸ هستند. در گام بعدی اقدام به ارزیابی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی شده است. برای انجام این مهم ازجعبه ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی درنرم افزار MATLAB استفاده شده است.

۵-۲. الگوی دوم: استفاده از روش ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات (MLP-PSO)

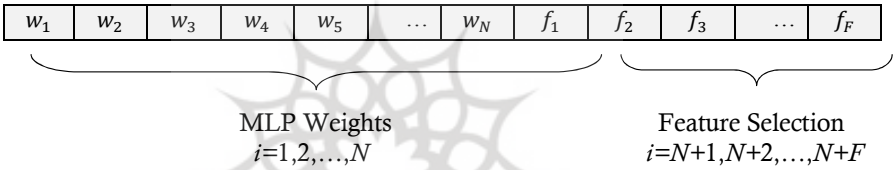
این الگوریتم در متون فارسی با عناوین دیگری ازقبیل توده ذرات، انبوه ذرات و ازدحام ذرات نیز شناخته می‌شود. این الگوریتم برای اولین بار توسط کندی و ابرهارت[1] (۱۹۹۵) به کار برده شد. این الگوریتم الهام گرفته از پرواز همزمان پرندگان، شنای دسته‌جمعی ماهی‌ها و زندگی اجتماعی آنها است. پرندگان با استفاده از تجربه یکدیگر و با تجدید موقعیت به راه‌حل بهینه که همان منبع غذایی است، دست می‌یابند(نیپانیکار[2] و همکاران،۲۰۱۸).

1. Kennedy and Eberhart
2. Nipanikar

۵-۲-۱. بیان یک راه‌حل ممکن برای مسئله

در الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات، یک راه‌حل ممکن برای مسئله توسط موقعیت یک ذره در فضای N بعدی بیان می‌شود، که N تعداد متغیرهای مسئله است. در روش پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات (MLP-PSO)، به طور همزمان قصد داریم ویژگی‌های مهم در تشخیص ریسک و نیز وزن‌های شبکه عصبی را بطور همزمان بهینه کنیم. بنابراین در روش پیشنهادی MLP-PSO، یک راه‌حل ممکن برای مسئله را می‌توان مطابق شکل (۳)، به صورت یک بردار به طول N+F بیان کرد، که N تعداد کل وزن‌های شبکه عصبی و F تعداد کل ویژگی‌های موجود در داده است. مقدار هر وزن wi میتواند یک عدد پیوسته در بازه [-۱,۱] باشد، درحالی که مقدار هر fi یک عدد باینری {۰,۱} می‌باشد.

شکل شماره۳: یک راه‌حل ممکن برای مسئله(مطیع قادر و همکاران، ۱۳۸۹)



۵-۲-۲. تولید جمعیت اولیه تصادفی

الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات با مقداردهی یک گروه تصادفی از ذرات در فضای جستجو L بعدی مدل‌سازی می‌شود که هر ذره بیانگر یک راه‌حل می‌باشد و L تعداد کل متغیرهای بهینه‌سازی است که در این پژوهش برابر با L=N+F است. این جمعیت از ذرات دارای دو توانایی اصلی هستند، آن‌ها حافظه‌ای برای ذخیره‌سازی بهترین مکان خود دارند و دیگر این‌که در مورد بهترین موقعیت ذرات در کل فضای جستجو آگاهی دارند و مکان‌های خوب را به یکدیگر از طریق ارتباط انتقال می‌دهند و موقعیت و سرعتشان را با مکان‌های خوب تنظیم می‌کنند. هر ذره در الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات دارای یک بردار موقعیت $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iL})$ و سرعت $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iL})$ می‌باشد که سرعت هر ذره با حرکت آن ذره متناسب است و هدایت حرکت ذره را بر عهده دارد(پراساد و همکاران، ۲۰۱۸).

در ابتدا، جمعیت اولیه الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات به‌صورت تصادفی ایجاد می‌گردد. برای این کار، موقعیت هر ذره در فضای پنج بعدی مطابق شکل (۳) به‌صورت تصادفی تعیین می‌شود.

۵-۲-۳. تابع هدف مسئله

در هر تکرار از الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات، بعد از بروز رسانی جمعیت، بایستی خطای

هــر ذره بــا استفاده از تابع هدف ارزیابی شود. تابع هدف الگوریتــم بهینه سازی اجتماع ذرات به صورت مینیمم کردن میانگین مربعات خطا (MSE) در نظر گرفته شده است.

۴-۲-۵ .بروز رسانی جمعیت در الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات

معادلات حاکم بر هر ذره در الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات به‌صورت زیر می‌باشد:

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{best_{id}} - x_{id}(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{best_d} - x_{id}(t)) \quad (۵)$$

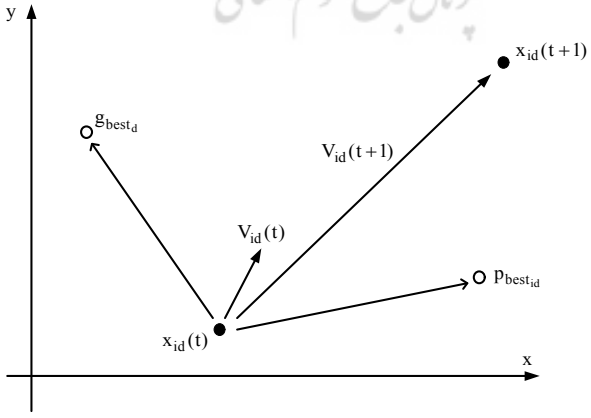
$$v_{\min d} \le v_{id} \le v_{\max d} \quad , \quad i = 1,\ldots,n \quad (۶)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad (۷)$$

$$x_{\min d} \le x_{id} < x_{\max d} \quad , \quad i = 1,\ldots,n \quad (۸)$$

به‌طــور کلی در الگوریتم بهینه‌سازی اجتمــاع ذرات، حرکت هر ذره در فضای جستجو در دو جهــت صورت می‌گیرد: یکی حرکت به سمت بهترین موقعیتی کــه خود ذره تاکنون در آن قرار گرفتــه است P_{best} و دیگــری حرکت به سمت بهترین موقعیتی کــه در همسایگی ذره از ابتدا تا کنــون وجود داشته اســت g_{best}. همان‌طور که از شکل (۴) مشخــص است هر ذره به سمت یک میانگیــن وزنی از این دو جهــت حرکت می‌کند. در این دیاگرام برداری، برای حالتی که ذرات دو بعــدی باشند، اندیــس i نشان‌دهنده i-امین ذره، و اندیس d نشان دهنــده d-امین بعد هر ذره است(کندی و ابرهارت، ۱۹۹۵).

شکل شماره۴: دیاگرام برداری معادلات (۵) تا (۸) در حالت دو بعدی



در اولیـــن تکـــرار الگوریتم، مختصات تصادفی هـــر ذره به عنـــوان P_{best} آن ذره نیز محسوب می‌شـــود. در هر تکرار الگوریتم P_{best} به‌روزرسانی می‌شود بدین صورت که ذره جاری با ذره تکرار قبل خود در ماتریس P_{best} مقایسه می‌شود. اگر میزان تابع هر ذره از میزان تابع در P_{best} مربوط بـــه آن ذره کمتـــر باشد، مختصات ذره جدید در P_{best} قرار می‌گیـــرد و ذره قبلی موجود در P_{best} فرامـــوش می‌گردد، در غیر اینصورت P_{best} همـــان P_{best} قبلی باقی می‌ماند. همچنین بهترین ذره کلـــی از جمعیت P_{best} در همه تکرارها نیز به عنوان g_{best} ذخیره می‌گردد. در هر تکرار الگوریتم، کیفیـــت تمام ذرات با تابع هزینه متناسب با مسئله ارزیابی شده و مکان هر ذره با توجه به روابط (۵) تا (۸) به‌روزرسانی می‌شود تا در نهایت راه‌حل بهینه یافت شود. مراحل بالا تا رسیدن به شرط توقف ادامه می‌یابد(کندی و ابرهارت، ۱۹۹۵).

محاسبـــه سرعت هر ذره توسط دو مقدار بهترین، بهتریـــن موقعیت فردی و بهترین موقعیت اجتماعی هر ذره انجام می‌شود، به طوری که حرکت ذرات در جهت کاهش فاصله موقعیت جاری خـــود با بهترین تجربه شخصی و تجربه اجتماعی صورت می‌گیرد. بنابراین سرعت هر ذره مطابق بـــا رابطه (۵) بروزرسانی می‌گـــردد. v_{id} سرعت هر ذره در تکرار قبل می‌باشد که در اولین تکرار مقدار آن توسط کاربر تعیین می‌گردد.

مطابـــق رابطـــه (۵)، شتاب هر ذره به سمـــت P_{best} و g_{best} از طریق دو ضریب وزنی C_1 و C_2 انجام می‌شود. C_1 و C_2 ضرایب شتاب نامیده می‌شوند که مقادیری ثابت و مثبت اختیار می‌کنند. C_1 ضریبی است که مشخص می‌کند ذره تا چه اندازه تحت تاثیر بهترین تجربه فردی یا بهترین وضعیـــت حافظـــه خود (P_{best}) قرار می‌گیرد و C_2 بیان‌کننده تاثیـــری است که هر ذره از بهترین تجربـــه گروهی یا بهترین ذره از ابتدا تاکنـــون (g_{best}) دریافت می‌کند. این ضرایب معمولاً در بازه صفـــر تـــا ۲ انتخاب می‌شوند. همچنین r_1 و r_2 نیز اعدادی تصادفـــی در بازه (۱و۰) می‌باشند که باعث تنوع حرکت ذرات بین P_{best} و g_{best} می‌شوند(کندی و ابرهارت،۱۹۹۵).

در هر تکرار، بعد از بروز رسانی سرعت ذرات، اگر سرعت ذره از v_{max} تجاوز کند، سرعت ذره را بـــه v_{max} محـــدود می‌کنیم. مقدار v_{max} برای هر مسئله به طـــور مجزا و با توجه به ابعاد مسئله تعریـــف می‌شود. اگـــر v_{max} خیلی بزرگ باشد، ذرات، فضای جستجـــو را با سرعت بیشتری مورد کـــاوش قرار می‌دهند که ممکن است از برخی از جواب‌های مناسب به سرعت بگذرد و اگر خیلی کوچک باشد باعث می‌شود، ذرات در دام مینیمم محلی گرفتار شده و نتوانند تمام فضای مسئله را مـــورد جستجـــو قرار دهند و تکرار بیشتری برای رسیدن به بهینه لازم باشد. بنابراین لازم است v_{max} به‌گونه‌ای انتخاب شود که بین حرکت تند و کند ذرات در فضای جستجو و جستجوی ثابت توازن ایجاد شود.

W_i پارامتـــر اینرسی وزنی است که مشخص می‌کند سرعت قبلی هر ذره چگونه روی سرعت تکرار جاری تاثیر می‌گذارد. تنظیم پارامتر اینرسی وزنی با استفاده از رابطه (۹) محاسبه می‌گردد. در این رابطه اگر W_i برابر با صفر باشد سرعت ذره فقط با توجه به موقعیت P_{best} و g_{best} تعیین

می‌گـردد. W_i مطابق رابطه ذیـل تنظیم می‌گردد که در آن W_i به صـورت خطی در هر تکرار کاهش می‌یابد.

$$W_i = W_{max} + (iter / iter_{max}).(W_{max} - W_{min}) \quad (۹)$$

کـه در رابطـه بـالا، $iter_{max}$ ماکزیمم تعداد تکرارهـا و iter شماره تکـرار فعلی می‌باشد و W_{max} و W_{min} در اکثـر مراجع به‌ترتیب ۰,۹ و ۰,۱ انتخـاب می‌گردند (پراساد و همکاران، ۲۰۱۸).

در هـر تکرار بعد از بروز رسانی سرعت ذرات، در نهایـت موقعیت هر ذره از رابطه (۱۱) بروز رسانی می‌شود که در آن $v_{id}(t+1)$ بیانگر سرعت جاری و $x_{id}(t)$ معرف موقعیت قبلی هر ذره است.

پارامترهای الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات مطابق جدول (۵) تعیین گردید.

جدول ۵: پارامترهای الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات(پراساد و همکاران،۲۰۱۸)

پارامتر	مقدار
جمعیت (تعداد ذرات)	۵۰
تعداد تکرارهای الگوریتم	۱۰۰
C_1	۲
C_2	۱,۵
W_{max}	۰,۹
W_{min}	۰,۱
V_{max}	۰,۱

لـذا در ایـن پژوهش، بـرای بررسی میزان خطـای پیش بینـی الگوهای مـورد استفاده از شاخص‌هـای آماری و معـادلات رگرسیونی که بیـش از همه متداول هستنـد استفاده می‌شود. شاخصهـای مورد استفـاده در این پژوهش عبارتند از: میانگین درصـد خطا (MPE)[1]، میانگین قدرمطلـق خطا (MAE)[2] و مجذور میانگین مربعات خطـا (RMSE)[3] و ضریب همبستگی(R) (متهبا[4] و همکاران،۲۰۱۴).

$$MPE = \frac{1}{N}\sum_{i-1}^{N}\frac{|\text{Output}_i - \text{Target}_i|}{\text{Target}_i} \times 100 \quad (۱۰)$$

1. Mean Percentage Error
2. Mean Absolute Error
3. Root Mean Square Error
4. Mathaba

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i-1}^{N}|Output_i - Target_i| \quad (۱۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} = \sum_{i=1}^{N}(Output_i - Taret_i)^2} \quad (۱۲)$$

$$R = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|Output_i - \overline{Ouput}| \times |Target_i - \overline{Target}|}{\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i-1}^{N}(Output_i - (Output)^2} \times \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Target_i - \overline{Target})^2}} \quad (۱۳)$$

همـــان طور کـــه فرمول‌های مربوط به هر معیار نشان می‌دهد هر کـــدام از این معیارها مبین یـــک مطلب می‌باشند. معیـــار اول نشان دهنده متوسط درصد خطای بیـــن نتایج بدست آمده از مقایســـه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده، معیار دوم نشان دهنده متوسط قدر مطلق خطای بیـــن نتایج بدست آمده از مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده، معیار سوم نشان دهنده متوســـط خطـــای بین نتایج بدست آمده از مقایسه بین داده‌هـــای واقعی و پیش‌بینی‌شده و معیار چهارم ضریب همبستگی مابین مقادیر پیش بینی شده از شبکه عصبی و داده‌های خروجی حاصل از الگوســـازی عـــددی به عنوان معیار مناسب جهت ارزیابی توانایـــی شبکه مد نظر می‌باشد(آذر و مومنی، ۱۳۹۵).

۶. یافته‌های پژوهش

در ایـــن پژوهش به بررسی ریسک حسابرسی با استفـــاده از شبکه‌های عصبی در ۹۰ شرکت از شرکتهـــای پذیرفتـــه شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته کـــه داده‌های اندازه‌گیری شده بصـــورت تصادفی توسط الگوریتم‌های شبکه عصبی آمـــوزش داده می‌شوند(داده‌های آموزشی)که نتایـــج آن در نمودارهـــا و جداول زیـــر نمایش داده شده است. سپس داده‌هـــای اندازه‌گیری شده باقیمانـــده بـــه منظور تست کردن مدلها بکار بـــرده شده است که از ایـــن راه می‌توان تخمین زد کـــه دقت مدلهای پیش‌بینی‌شده توسط شبکه‌های عصبی در عمـــل به چه اندازه می‌باشد. از این رو بـــه منظـــور بررسی عملکرد مدل ها، بطور متداول از برخـــی از معیارهای ارزیابی عملکرد برای نشـــان دادن چگونگی یادگیـــری ارتباط داده‌ها درشبکه عصبی استفاده شـــده است. برای مسائل ارزیابـــی، این معیارها بطور عمده مربوط به خطای بین خروجی پیش‌بینی‌شده و خروجی مطلوب

واقعـی اسـت در پژوهش حاضر از چهار معیار رایج ارزیابی عملکـرد استفاده شده است: میانگین درصدخطـا(MPE)، میانگین قدر مطلق خطا(MAE)، مجذور میانگین مربعات خطا(RMSE) و ضریب همبستگی(R).

شبکـه‌ای که دارای کمترین مقادیر سه خطای مذکـور و نزدیک ترین مقدار (R) را به یک داشته باشد به عنوان بهترین شبکه تلقی می‌گردد.

۶-۱. نتایج الگوی شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه(MLP)

یکـی از ویژگی‌های شبکه‌های عصبی عـدم وجـود قـانون تأیید شـده بـرای معمـاری شبکهٔ آنهـا اسـت؛ کارایی یک الگو بر پایه شبکه عصبی چند لایـه پرسپترون به ساختار شبکه و تعیین پارامترهای آن بستگی دارد معیار مناسبی برای تعیین تعداد لایه وتعداد نرون در لایهٔ میانی، نـوع تـابـع فعال‌سازی برای لایهٔ میانی وجود نداشته وتنها راه حل استفاده ازروش آزمون و خطا برای انتخاب بهترین شبکه اسـت(گازلبی[1] ، ۲۰۰۶).

هـدف از آموزش شبکه عصبـی، تعیین مقادیر وزن‌ها برای دستیابی بـه بهترین شبکه برای الگوسازی تابع هدف است. از آنجا که مقدار خروجی متناظر با بردار ورودی تعیین شده در شبکه وارد می‌شونـد، بهترین نوع یادگیـری از نوع یادگیری با ناظر است. در میـان قوانین یادگیری با ناظـر، الگوریتم پس انتشار خطا از طریق لایه‌های شبکـه و در خلاف مسیر ارتباط وزن نرون‌ها، مقـدار خطا حاصل از محاسبـه در مسیر رفت را در مسیر برگشت توزیع کرده و در نتیجه کاربرد شبکـه عصبی مصنوعی در محاسبات را بطـور چشم‌گیری افزایش می‌دهد. در این پژوهش نیز از همین قانون آموزش استفاده شده است. بر اساس پارامترهای جدول(۶) و با بررسی و آزمون شبکه عصبی با پنج ساختار مختلف به شرح جدول (۷) مورد بررسی قرار گرفت.

جدول شماره۶: پارامترهای اصلی شبکهٔ عصبی(مطیع قادر و همکاران، ۱۳۸۹)

نوع ساختار	تابع فعال‌سازی	نرخ یادگیری	تعداد نرون لایه پنهان اول	تعداد نرون لایه پنهان دوم
تابع پایه شعاعی پرسپترون چند لایه	انتقال تانژانت هیپربولیک	۰,۰۱	[۲۰-۱]	[۱۵-۱]

1. Guzellbey

جدول شماره۷: ساختارهای مختلف پیشنهادی شبکه عصبی(مطیع قادر و همکاران، ۱۳۸۹)

الگو	تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌های لایه اول	تعداد نرون‌های لایه دوم	تعداد لایه خروجی
MLP- I	۲	۵	۵	۱
MLP- II	۲	۱۰	۵	۱
MLP- III	۲	۱۰	۱۰	۱
MLP- IV	۲	۲۰	۱۰	۱
MLP-V	۲	۲۰	۱۵	۱

معمولاً تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان با سعی و خطا مشخص می‌شود و از قاعده مشخصی پیـروی نمی‌کند. اگر تعداد نرون‌ها کم باشـد شبکه قادر به یادگیری نخواهد بود و چنانچه تعداد نرون‌هـا زیاد باشد، پدیده بیش یادگیری روی می‌دهـد و شبکه به جای اینکه رابطه بین ورودی و خروجی‌هـا را یاد بگیـرد آن را حفظ می‌کند و خطای شبکه در آزمون بالا می‌رود(مطیع قادر و همکاران، ۱۳۸۹). همچنین در لایه میانی ما نرون‌های مخفی را داریم. در اکثر مسائل پیش‌بینی تعداد ۱۰ تا ۲۰ نرون مناسب خواهند بود(یانگ[1] و همکاران، ۲۰۱۹).

براسـاس جدول (۸) در نهایـت یک شبکه عصبی چند لایه پرسپترون پس از حداقل نمودن خطای موجود در الگوی آموزش و ارزیابی با تنظیم وزن‌ها به عنوان بهترین شبکه‌ها تعیین گردید. بهترین مقدار ضریب همبستگی، میانگین مجذور خطا و مجذور میانگین مربعات خطا در الگوهای پیشنهـادی مطابق جدول (۸) به ترتیب ۰,۹۵۲، ۰,۰۵۴و ۰,۲۳۴ در فاز آموزش و در فاز ارزیابی ۰,۹۳۹، ۰,۰۵۲و ۰,۲۲۸همگـی در الگو MLP- II هستند. نامناسب‌ترین مقادیر در فاز آموزش ۰,۹۰۴، ۰,۰۹۸و ۰,۳۱۴ و ۰,۹۱۲، ۰,۱۱۵و ۰,۳۴همگـی بـه ترتیـب در الگوهای MLP- I و MLP-V می‌باشد. در نهایت یک شبکه (MLP- II) با دو لایه پنهان و ۱۰ نرون در لایه پنهان اول و ۵ نرون در لایه پنهان دوم، و توابع انتقال سیگموئید به عنوان بهترین شبکه تعیین می‌شود.

جدول شماره۸: نتایج ارزیابی ساختارهای پیشنهادی(منبع: خروجی متلب)

الگو	ضریب همبستگی		میانگین مجذور خطا		مجذور میانگین مربعات خطا	
	آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی
MLP- I	۰,۹۰۴	۰,۸۵۶	۰,۰۹۸	۰,۱۰۷	۰,۳۱۴	۰,۳۲۷
MLP- II	۰,۹۵۲	۰,۹۳۹	۰,۰۵۴	۰,۰۵۲	۰,۲۳۴	۰,۲۲۸
MLP- III	۰,۹۳۸	۰,۹۰۱	۰,۰۷۲	۰,۰۹۲	۰,۲۷	۰,۳۰۴
MLP- IV	۰,۹۴۵	۰,۹۲۱	۰,۰۵۸	۰,۰۷۶	۰,۲۴۲	۰,۲۷۷
MLP-V	۰,۹۱۲	۰,۸۷۸	۰,۱۱۵	۰,۱۱۳	۰,۳۴	۰,۳۳۷

1. Yang

بـا بررسـی فاز ارزیابی کلیه مقادیر به دست آمده در الگوهـای پیشنهادی نشان می‌دهند که تمامی آنها به خوبی آموزش دیده و توانایی پیش‌بینی ریسک حسابرسی در محدوده مورد بررسی در این پژوهش را دارند. پس از تعیین ساختار شبکه و مجموعه ورودیهای آن، شبکه برای آموزش آمـاده مـی‌شـود. همـان گونه که پیشتر اشاره شد در این مطالعه به منظـور آمـوزش شـبکه‌هـای عصـبی بـا در نظـر گـرفتن محدودیت مشاهدات علاوه بر الگـوریتم رایج (MLP) از الگـوریتم تکـاملی (MLP-PSO) نیز استفاده شده است.

یکی از مواردی که بر عملکرد الگوریتم‌ها تاثیرگذار است تعیین بهینه پارامترهای آن الگوریتم است. این مورد آنقدر اهمیت دارد که انتخاب نادرست پارامترها ممکن است کارایی الگوریتم را تا اندازه زیادی کاهش دهد. در فرایند آموزش شبکه از مهمترین پارامترها، پارامتر تعداد تکرار است. هـر چقـدر تعداد تکرارها بیشتر باشد زمان اختصاص داده شده بـه الگوریتم برای همگرایی و در نتیجه شانس همگرایی الگوریتم افزایش پیدا می‌کند. البته باید توجه داشت اگر تعداد تکرارها از یک حدی بیشتر باشد دیگر در همگرایی الگوریتم تاثیری نداشته و در واقع بعد از آن تکرار روند همگرایی ثابـت خواهد بود. نمـودارهای شماره(۱)و(۶) هـر یک فرآینـدیادگیری شبکه بر اساس ۱۰۰ تکرار را به ترتیب برای شبکه‌های MLP و MLP-PSO نشان می‌دهد. همانگونه که نتایج نشـان می‌دهد روند یادگیری شبکه بـر اسـاس الگـوریتم تکـاملی بسیار بهتر از الگوریتم MLP بوده و در انتهای فرآیند یادگیری خطـای کمتـری داشـته‌انـد.

به منظـور بررسی دقت پیش‌بینی شبکه، از روشهای ارزیابی عملکرد فوق استفاده کردیم که نتایـج مقادیر خطا و همبستگـی برای داده‌های آموزش و تسـت در جدول(۹)ارائه شده است. با توجه به نتایج حاصله الگوی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با معیارهای عملکرد خطا و ضریب همبستگـی در فاز آموزش و در فاز ارزیابی توانایـی ارزیابی ریسک حسابرسی را با درصد خطای پایین و همبستگی بالا را دارد.

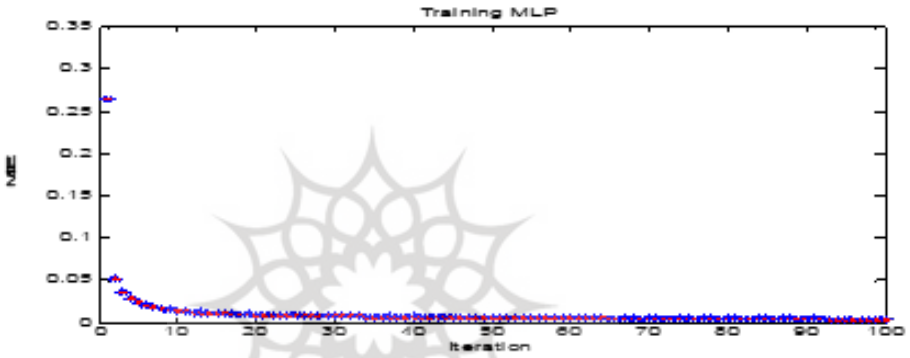
جدول شماره۹: خلاصه مقادیرشاخص‌های خطای شبکهٔ عصبی پرسپترون چند لایه (منبع: خروجی متلب)

معیار شاخص	داده‌های آموزش	داده‌های تست
میانگین قدر مطلق خطا	۰,۰۲۳	۰,۰۱۹
مجذور میانگین مربعات خطا	۰,۰۳۱	۰,۰۲۶
میانگین درصد خطا	۶,۶۷۸	۶,۳۶۶
ضریب همبستگی	۰,۹۶۸	۰,۸۷۶
تفاوت بین ضریب همبستگی داده‌ها	۰,۰۹۲	

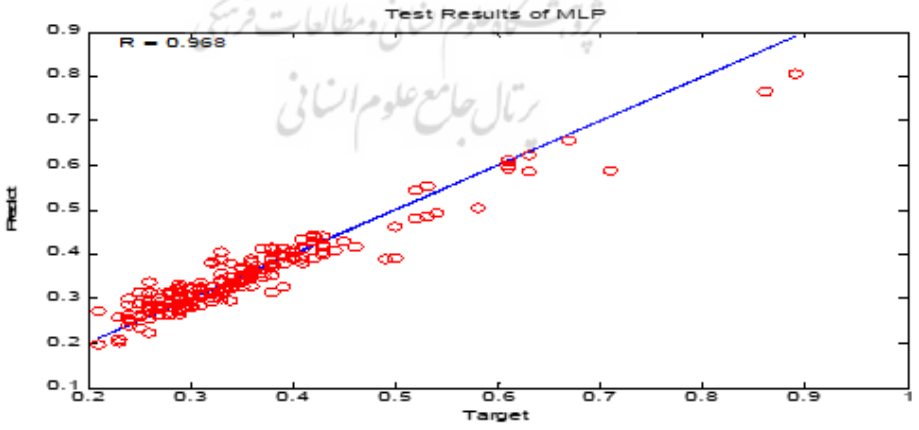
همچنین پایین بودن تفاوت بین ضریب همبستگی در دو دسته آموزش و تست، نشان دهنده کارآمد بودن الگو شبکه عصبی (MLP) در راستای پیش‌بینی ریسک حسابرسی است.

نمایش هندسی پیش بینی تغییرات ریسک حسابرسی را برای داده‌های آموزش و تست نشان داده است. نمودار (۱) نمودار آموزش شبکه عصبی MLP برحسب تکرار می‌باشد که نشان دهنده ایــن است که به هر بار تکرار خطای کاهش می‌یابد. نمودار (۲)و(۳) نمودار همبستگی در شبکه عصبــی MLPرا نشان می‌دهد. نمــودار (۴)و(۵) مقایسه خروجی‌های واقعــی و تخمینی توسط شبکه عصبی MLP را بر اساس داده‌ای آموزش و تست نشان می‌دهد.

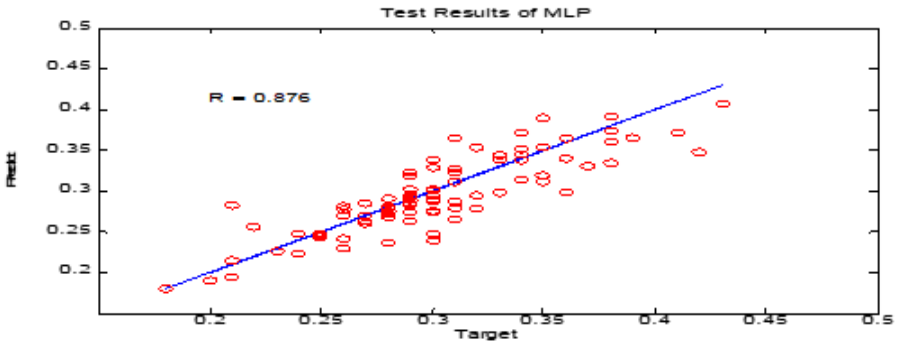
نمودارشماره۱: آموزش شبکه عصبی MLP برحسب تکرار
(آموزش با استفاده از الگوریتم کلاسیک پس انتشار خطا)



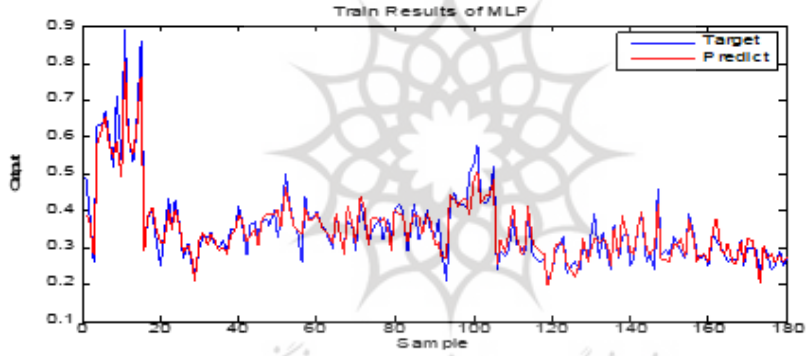
نمودارشماره۲: همبستگی در شبکه عصبی MLP (به ازای نمونه‌های آموزش)



نمودارشماره۳: همبستگی در شبکه عصبی MLP (به ازای نمونه‌های تست)

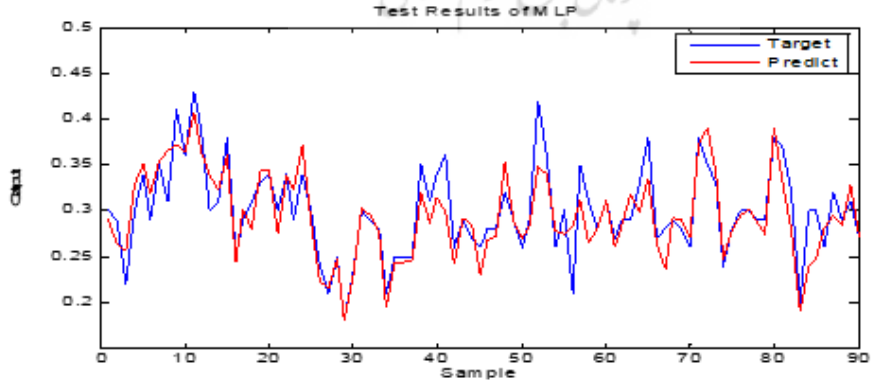


نمودارشماره۴: مقایسه خروجی‌های واقعی و تخمینی توسط شبکه عصبی MLP (به ازای نمونه‌های آموزش)



پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

نمودارشماره۵: مقایسه خروجی‌های واقعی و تخمینی توسط شبکه عصبی MLP (به ازای نمونه‌های تست)



۶-۲. نتایج الگوی ترکیبی شبکهٔ عصبی و الگوریتم تجمع ذرات (MLP-PSO)

دراجـرای الگـوی دوم از الگوریتم تجمع ذرات به عنوان یک روش بهینه‌سـازی کـه دستیابی به مقادیر مطلوب پارامترهـای شبکهٔ عصبی را میسر می‌سازد اسـتفاده شـده اسـت. بهینه‌سازی شبکهٔ عصبی با استفاده از الگوریتم تجمع ذرات، مستلزم تعیین پارامترهای اصلی الگوریتم تجمع ذرات است. پارامترهای اصلی الگوریتم تجمع ذرات به منظـور پـیش‌بینـی در جدول (۱۰) نمایش داده شده است.

جدول شماره۱۰: پارامترهای اصلی الگوریتم تجمع ذرات(منبع: خروجی متلب)

متغیر پیش‌بینی‌شده	وزن اینرسی	تعداد ذرات	فاکتور یادگیری
ریسک‌حسابرسی	{۰-۱}	۵۰	۲

مقادیـر محاسبه شـده شـاخص‌های خطـا و ضریب همبستگـی در الگـوی ترکیبـی شـبکهٔ عصبـی الگـوریتـم تجمع ذرات در جدول (۱۱) نشان داده شده اسـت. با توجه به نتایج حاصله الگـوی ترکیبی شبکه عصبی الگوریتـم اجتماع ذرات (MLP- PSO) نسبـت به الگوی شبکه عصبـی (MLP) باعث کاهش میزان خطاها(میانگین قدر مطلق خطـا، مجذور میانگین مربعات خطا، میانگین درصد خطا) و افزایش ضریب همبستگی در فاز آموزش به ترتیب به میزان(۰،۰۱۳، ۰،۰۱۸، ۳،۶۰۶، ۰،۹۸۸) و در فاز تست به میزان (۰،۰۱۷ ، ۰،۰۲۳ ، ۵،۷۴۳ ، ۰،۹۲) گردید.

جدول شماره۱۱: مقادیر شاخص‌های شبکهٔ عصبی مبتنی بر الگوریتم تجمع ذرات(منبع: خروجی متلب)

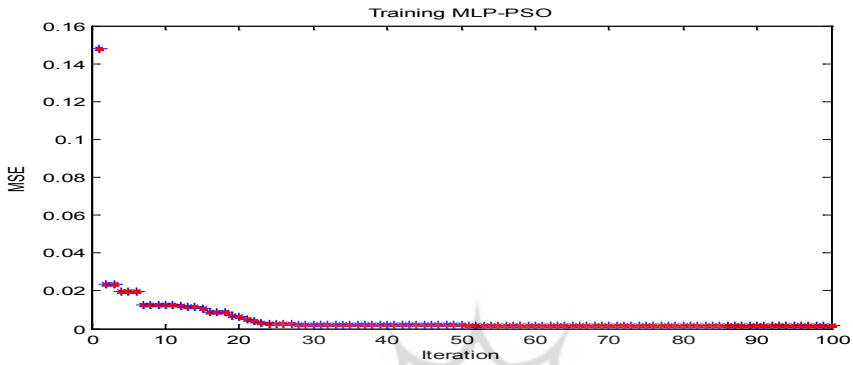
معیار شاخص	داده‌های آموزش	داده‌های تست
میانگین قدر مطلق خطا	۰،۰۱۳	۰،۰۱۷
مجذور میانگین مربعات خطا	۰،۰۱۸	۰،۰۲۳
میانگین درصد خطا	۳،۶۰۶	۵،۷۴۳
ضریب همبستگی	۰،۹۸۸	۰،۹۲۰
تفاوت بین ضریب همبستگی داده‌ها	۰،۰۶۸	

همچنین پایین بودن تفاوت بین ضریب همبستگی در دو دسته آموزش و تست، نشان دهنده کارآمد بـودن الگوی ترکیبی شبکه عصبی الگوریتم اجتمـاع ذرات (MLP- PSO) در راستای پیش‌بینی ریسک حسابرسی است.

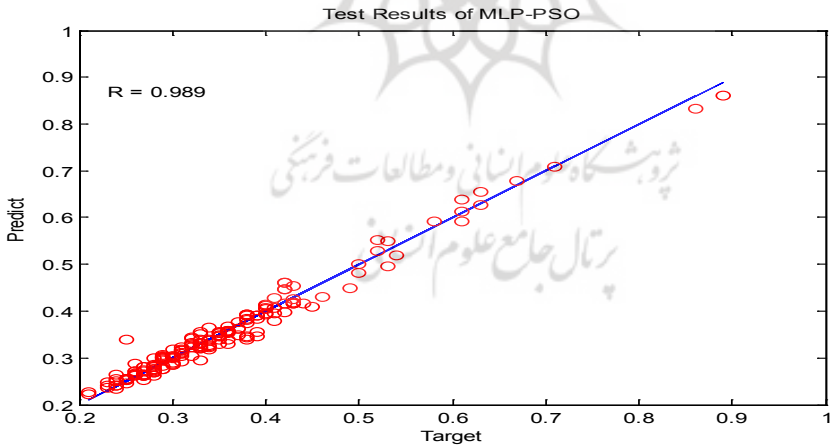
نمـودار (۶) نمودار آموزش شبکـه عصبی MLP-PSO برحسب تکـرار می‌باشد که نشان دهنـده این است که به هر بار تکـرار خطای کاهش می‌یابد. نمـودار (۷)و(۸) نمودار همبستگی در شبکـه عصبی MLP-PSO را نشان می‌دهد. نمودار (۹)و(۱۰) مقایسه خروجی‌های واقعی و

تخمینی توسط شبکه عصبی MLP-PSO را بر اساس داده‌ای آموزش و تست نشان می‌دهد.

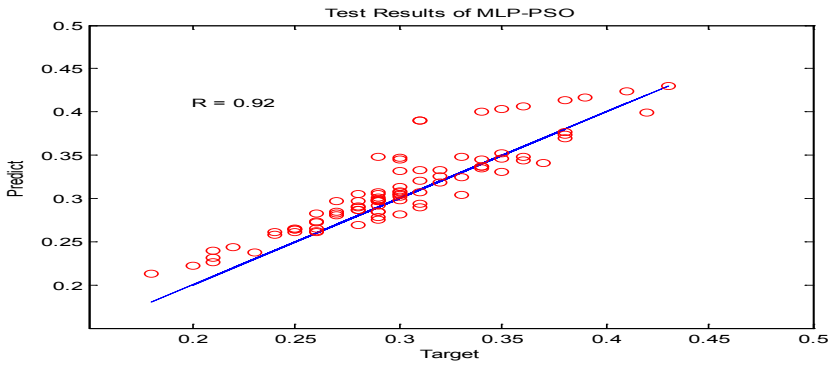
نمودارشماره۶: آموزش شبکه عصبی MLP-PSO بر حسب تکرار
(آموزش با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات)



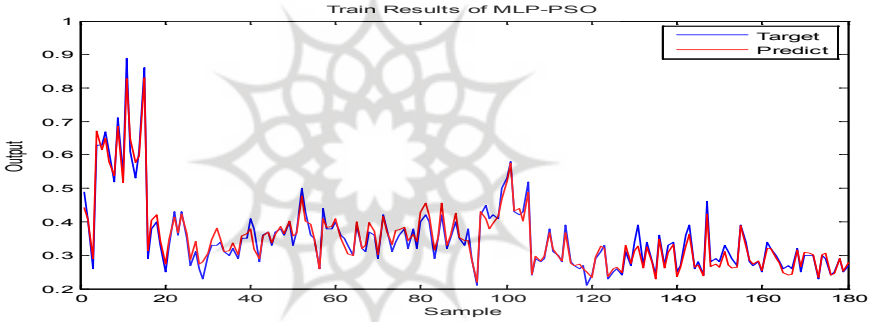
نمودارشماره۷: همبستگی در روش MLP-PSO (به ازای نمونه‌های آموزش)



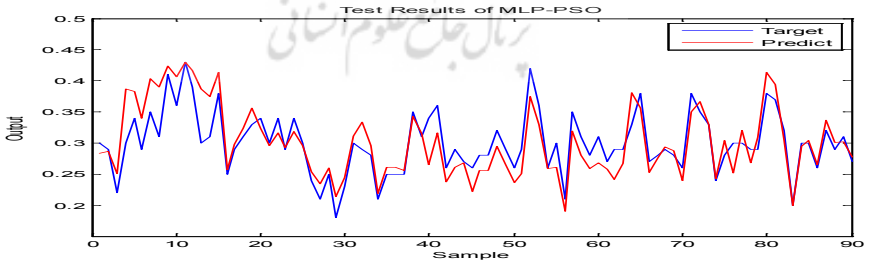
نمودارشماره۸: همبستگی در روش MLP-PSO (به ازای نمونه‌های تست)



نمودارشماره۹:مقایسه خروجی‌های واقعی و تخمینی توسط روش MLP-PSO (به ازای نمونه‌های آموزش)



نمودارشماره۱۰: مقایسه خروجی‌های واقعی و تخمینی توسط روش MLP-PSO(به ازای نمونه‌های تست)



همچنین مقایسه نتایج جدول (۱۲) ضمن تائید عملکرد بهتر MLP-PSO ومقایسه با MLP نشاندهنده قدرت پیش بینی بالاتر شبکه‌های عصبی مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی در مقایسه با الگوریتم‌های پس انتشار خطا می‌باشد.

جدول شماره۱۲: خلاصه مقادیر شاخص‌های خطای انواع الگوهای پژوهش (منبع: خروجی متلب)

الگو	داده‌های آموزش				داده‌های تست			
	MAE	RMSE	MPE	R	MAE	RMSE	MPE	R
MLP	۰,۰۲۳	۰,۰۳۱	۶,۶۷۸	۰,۹۶۸	۰,۰۱۹	۰,۰۲۶	۶,۳۶۶	۰,۸۷۶
PSO	۰,۰۱۳	۰,۰۱۸	۳,۶۰۶	۰,۹۸۸	۰,۰۱۷	۰,۰۲۳	۵,۷۴۳	۰,۹۲۰

۷. بحث و نتیجه‌گیری

حسابرسان برای ارائه یک اظهارنظر معقول باید تمامی مراحل حسابرسی را با توجه به ریسک‌های موجود برنامه‌ریزی نمایند. تعیین میزان آزمون‌های محتوا در جهت کشف تقلب و انحرافات از قوانین و مقررات به میزان ریسک کنترل‌های داخلی واحد مورد رسیدگی بستگی دارد. چنانچه حسابرسان بتوانند ارزیابی مناسبی از ریسک حسابرسی داشته باشند در نهایت می‌توانند قضاوت صحیح‌تری داشته باشند. این موضوع در شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران که دارای پیچیدگی‌های بیشتری هستند از اهمیت بیشتری برخوردار است. هدف اصلی این پژوهش پیش‌بینی ریسک حسابرسی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از ابزارهای جدید در حوزه علم داده‌کاوی مبتنی بر شبکه‌های عصبی است. در جهت دستیابی به هدف پژوهش به سوالات زیر پاسخ داده شد:

۱. آیا الگوی شبکه عصبی(پرسپترون چند لایه) از توانایی لازم برای ارزیابی ریسک حسابرسی برخوردار است؟
۲. آیا الگوی شبکه عصبی فرا ابتکاری(ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات) از توانایی لازم برای ارزیابی ریسک حسابرسی برخوردار است؟
۳. آیا دقت الگوی شبکه عصبی فرا ابتکاری(ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات) جهت ارزیابی ریسک حسابرسی از الگوی شبکه عصبی(پرسپترون چند لایه) بیشتر است؟

نتایج حاصل از خروجی نرم افزار متلب مرتبط با ۹۰ شرکت بورسی نشان داد که الگوی شبکه عصبی(پرسپترون چند لایه) و همچنین الگوی شبکه عصبی فرا ابتکاری(ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات) از توانایی لازم برای ارزیابی ریسک حسابرسی برخوردارند.

علت برتری الگوریتم‌های ترکیبی، جستجوی نقاط بهینه سراسری و عدم قرار گیری در بهینه محلی توسط این الگوریتم است. از طرفی چون منبع غنی از داده‌ها وجود دارد، در اموزش شبکه، عملکرد بهینه الگوریتم ترکیبی بیشتر می‌شود. در مقابل مراحل این الگوریتم به مراتب زیادتر و پیچیده‌تر است. باید اذعان داشت که با توجه به بهینه شدن وزن‌های اولیه تصادفی به وسیله الگوریتم‌های فرا ابتکاری، به نظر می‌رسد کارایی بالاتر مدل‌های الگوریتم فرا ابتکاری در پیش‌بینی ریسک حسابرسی به همین علت باشد.

بطور خلاصه ترکیب شبکهٔ عصبی، الگوریتم تجمع ذرات به منظور شناسایی متغیرهای

مـؤثر در پیش‌بینـی، قدرت پیش‌بینی را به طور محسوسی افزایش می‌دهد؛ زیرا تمامی معیارهای ارزیابی ترکیب شبکهٔ عصبی الگوریتم تجمع ذرات بهتر است و می‌تواند به نسبت جواب بهتری در حل مسائل بهینه‌سازی بدست آورد. در واقع ترکیب الگوریتم تجمع ذرات قادر است تا متغیرهای ورودی مؤثـر را انتخاب کرده و عدم کارایی متغیرهـای ناموثر را به حداقل برساند. بـا توجـه بـه اینکـــه تفـاوت الگـو، در روش انتخاب متغیرهـای ورودی شبکه است، هر گونه قدرت توضیحی بیشـتـر بـه اسـتفاده یا عـدم استفـاده الگوریتم تجمـع ذرات مربـوط می‌شـــود. بـا توجـه بـه ماهیـت الگوریتـم تجمع ذرات نیز چنین نتایجی نیز انتظـــار مـی‌رفـت. پژوهش حاضر از لحاظ تاییـد قدرت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی با پژوهش‌های ژانـگ (۲۰۲۱)، هوپینگ (۲۰۲۱)، وی روبکا(۲۰۲۰)، فونگ تائو و همکاران(۲۰۱۹)، آیلا (۲۰۱۷)، همتی و همکاران (۱۳۹۹) و مسیحی و همکاران(۱۳۹۸) همخوانی داشت.

بـه موسسات حسابرسی پیشنهاد می‌شود که با بررسی منفعت ـ هزینه استفاده از شبکه‌های عصبـی پس از آموزش کارکنان روش‌های سنتی ارزیابی در محاسبه ریسک حسابرسی را کاهش و از رویکردهـای داده‌کـاوی جهـت ارزیابی ریسک حسابرســی استفاده نمایند تـا از این طریق از خطاهـای مرتبط بـا قضاوت‌های انسانی بکاهنـد. این موضوع به خصـوص در ارزیابی ریسک حسابرســی شرکت‌های بزرگتر و پیچیده تر توسط حسابرسان از ضرورت بیشتری برخوردار است. شرکت‌های نرم افزاری هم می‌توانند بدین منظور برنامه‌های مناسبی مبتنی بر شبکه‌های عصبی طراحی و جهت ارزیابی ریسک حسابرسی به موسسات حسابرسی ارائه نمایند.

به پژوهشگران نیز پیشنهاد می‌شود بحث حسابرسی مبتنی بر ریسک را در شرکتهای موجود در صنایـع مختلف با استفـاده از سایر الگوریتم‌هایی که در سال‌های اخیـر کـارایی آن به اثبات رسیـده مثل الگوریتم مورچگان،کرم شب تـاب، ژنتیک و رقابت استعماری انجام دهند و با نتایج این پژوهش مقایسه نمایند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع

الف- منابع فارسی:

۱. آذر، عـادل ؛ مومنـی، منصور. (۱۳۹۵). آمار و کاربرد آن در مدیریت، جلـد دوم، چاپ بیستم،تهران: انتشارات سمت.
۲. اسماعیلی، مهدی. (۱۳۹۱). مفاهیم و تکنیکهای داده کاوی، انتشارات نیاز دانش.
۳. برزیـده، فرخ، نیکخواه بهرامی، زهـرا. (۱۳۸۶). ارزیابی حسابرسان از ریسک ذاتـی و کنترل. مطالعات تجربی حسابداری مالی، دوره ۵، شماره ۱۸، صص ۸۱-۱۰۴.
۴. پورحیدری، امید؛ اعظمی، زینب. (۱۳۸۹). شناسایی نوع اظهار نظر حسابرسان با استفاده از شبکه‌های عصبی. دانش حسابداری، دوره ۱،شماره ۳، صص۹۷-۷۷.
۵. دستگیـر، محسـن؛ شفیعی سردشـت، مرتضی. (۱۳۹۰). فنـاوری داده کاوی رویکردی نویـن در حوزه مالی، فصلنامه دانش حسابرسی، دوره ۱۱، شماره ۵، صص ۱۶-۱۵.
۶. ربیعـی، افسانه؛ حمیدی، الهام؛ مکـارم، ناصر. (۱۳۹۷). اصول حسابرسی، جلد اول، تهران، نشر مرکز تحقیقات تخصصی حسابداری و حسابرسی سازمان حسابرسی.
۷. طلوعی اشلقی، عباس؛ سقایی، عباس؛ خورسندی کریمی، سارا. (۱۳۸۹). پیش بینی فروش فیلم‌های سینمایی

در ایـران بـا استفاده از شبکه‌های عصبـی و مقایسه ان با روشهای آماری، مطالعـات رسانه ای، دوره۵، شماره ۱۱،ص۱۸.
۸. فروغـی، داریوش؛ یادگاری، سعید. (۱۳۸۹).کاربرد شبکه‌های عصبـی مصنوعی در حسابداری. فصلنامه علمی حسابداری و مدیریت مالی، شماره ۴، صص ۵۸-۳۱.
۹. قربانـی، سعید؛ آقایی، محمدعلی؛ احمدیان، وحید؛ نیکزادقادیکلایـی، مهدیس. (۱۳۹۳). بررسی نارسایی‌های مدل حسابرسی مبتنی بر سیستم و امکان جایگزنی آن با مدل حسابرسی مبتنی بر ریسک در ایران، فصلنامه دانش حسابرسی، دوره ۱۴، شماره ۵۷، صص۱۴۶ ـ ۱۲۹.
۱۰. کمیتـه تجدید نظر دستوالعمل حسابرسی. (۱۳۹۸). دستورالعمل حسابرسی با نگرش خطر حسابرسی، تهران، نشر مرکز تحقیقات تخصصی حسابداری و حسابرسی سازمان حسابرسی
۱۱. مسیحی ، محمد؛ یعقوب نژاد، احمد ؛کیقبادی، امیر ضا؛ ترابی ، تقی. (۱۳۹۸). استفاده از تکنیکهای داده کاوی در ریسک مالیاتی ،فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری،دوره ۸،شماره ۳۲.
۱۲. مطیع قادر، حبیب؛ لطفی، شهریار؛ سید افهلان، میر مهدی. (۱۳۸۹). مروری بر برخی از روش‌های بهینه سازی هوشمند، شبستر: انتشارات دانشگاه آزاد اسلامی شبستر.
۱۳. مکیـان، سید نظام الدیـن ؛کریمی تکلو، سلیـم.(۱۳۸۸). پیش بینی ورشکستگی شرکتهـای تولیدی اولیه با استفاده از شبکه‌های عصبی ،فصلنامه اقتصاد مقداری، دوره ۱۶، شماره ۱،صص ۱۴۴-۱۲۰.
۱۴. وکیلـی فرد، حمیدرضا؛ صلاحـی نژاد، مریم. (۱۳۸۸).تبییـن و آزمون مدل حسابرسـی مبتنی بر ریسک در حسابرسـی عملیاتـی، فصلنامه آینده پژوهـی مدیریت (پژوهش‌های مدیریـت)، دوره ۲۰، شماره ۸۳ ، صص ۵۴ – ۳۳.
۱۵. همتـی، داود؛ عـرب صالحی نصرآبادی، مهدی؛ طلوعی اشلقی، عبـاس. (۱۳۹۹) . ارزیابی ریسک حسابرسی با استفـاده از رویکرد داده کاوی، فصلنامه دانش حسابداری و حسابرسی مدیریت، سال۹، شماره۳۴، صص۱۶۷-۱۵۷.

ب- منابع خارجی:

1. Amani, A. F., Fadlalla, M. A., (2017), Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework, International Journal of Accounting Information Systems, 24, pp. 32–58.
2. Baldwin, A.A., Brown, C. E., Trinkle, B.S., (2006), Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain:the case for auditing. Inteligent Systems in Accounting finance and Management ,14(3), pp.77-86.
3. Bell, T. B. , Peecher, M. E. , and Solomon, I., (2005) , The 21st century public company audit: Conceptual elements of KPMG's global audit methodology. Publisher, KPMG, LLP.
4. Calderon ,T.G., and Cheh J.J., (2002), 'A roadmap for future neural networks research in auditing and risk assessment', International Jornal of Accounting Information Systems , 3, (4), pp. 203-236.
5. Chang, S., shih, D., & Hawang, C., (2008) ,. The development of audit detection risk assessment system: Using the fuzzy theory and audit risk model. Expert Systems with applications, Vol. 35(1), pp. 1053-1067.
6. Charles Vellutini, Georges Casamatta, Jean-François Morazzani, (2016), Risk-Based Audits: Principles and Implementation, Available in www.ecopa.com.
7. Chen, S., C., Huang, M., Y., (2011), Constructing credit auditing and control & management model with data mining technique, Expert Systems with Applications, 38(5), pp. 5359–5365.
8. Guzellbey, I. H., Cevik, E. A., (2006). Prediction of web crippling strength of cold-formed steel sgeeting using neural Network , Journal of Constructional Steel Reseearch. Vol. 62, pp.962-973
9. Han, J., Kamber, M., Pei, J., (2006) , Data Mining: Concepts and Techniques, A book

volume in The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems.
10. HuaPing.W,.(2021)., The BP Neural Network with AdamOptimizer forPredicting Audit Opinions of Listed Companies,. IAENG International Journal of Computer Science, Vol. 48, Issue 2
11. Ila, D .,Shantanu, D ., Bijan, R., (2017) , Detecting Financial Restatements Using Data Mining Techniques, Expert Systems With Applications, 39, pp. 10140–10152.
12. Jeffrey, W., Seifert ., (2004) , Data Mining: An Overview. Available on line At: Www.Fas.Org/Irp/Crs/Rl31798.Pdf.
13. Kennedy, J., Eberhart, R.C. , (1995), A new optimizer using particle swarm theory. MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, **Conference Location:** Nagoya, Japan.
14. Kirkos, E., Spathis, C. and Manolopoulos, Y., (2007), 'Data Mining techniques the detection of fraudulent financial statements', Expert Systems with Applications, Vol. 32, Issue 4, pp. 995-1003.
15. Mathaba, T., Xia, X. and Zhang, J.,(2014) , Analysing the economic benefit of electricity price forecast in industrial load scheduling. Electric Power Systems Research, Vol. 116, pp.158-165.
16. Nipanikar, S.I., V. Hima Deepthi., and N. Kulkarni ., (2018), A sparse representation based image steganography using Particle Swarm Optimization and wavelet transform. Alexandria Engineering Journal, Vol. 57(4) ,pp. 2343-2356.
17. Phuong ,Thao Cao ., Hoang, Tung Nguyen., Thi, Hau Nguye ., (2019), Construction Auditing Risk Detection Using Neural Network, Science, Engineering & Education, Vol. 4, (1), pp.39-44.
18. Prasad, Y., K.K. Biswas, and M. Hanmandlu., (2018), A recursive PSO scheme for gene selection in microarray data. Applied Soft Computing, Vol. 71 ,pp. 213-225.
19. Sabau, E. M., Sabau, A. S., Budacia, L. C., Sgărdea, F. M., (2011),Data mining life cycle in fraud auditing, MCBANTA'11: Proceedings of the 12th WSEAS international conference on Mathematics and computers in biology, business and acousticsApril 2011, pp. 55–59.
20. Sirikulvadhana, S., (2002) , Data Mining As A Financial Auditing Tool, M.Sc. Thesis in Accounting , Swedish School of Economics and Business Administration.
21. Wang, J. , Yang, G.S., James ., (2007) , Data Mining Techniques for Auditing Attest Function andFraud Detection :Journal of Forensic & Investigative Accounting , Vol.1 (1).
22. Wyrobeka, J.,(2020),Application of machine learning models and artificial intelligence to analyze annual financial statements to identify companies with unfair corporate culture, . Procedia Computer Science, Vol. 176, pp. 3037-3046.
23. Yang, H. and F. Wang..,(2019), Wireless Network Intrusion Detection Based on Improved Convolutional Neural Network. IEEE Access, Vol. 7, pp. 64366-64374.
24. Zhang,. X,.(2021), Construction and Simulation of Financial AuditModel Based onConvolutional Neural Network,. Computational Intelligence and Neuroscience,. Computational Intelligence and Neuroscience, Volume 2021, Article ID 1182557, 11 pages