مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره بیست و هشتم / پائیز ۱۳۹۵

پیش‌بینی مدیریت سود مبتنی بر مدل جونز تعدیل شده با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک

خسرو فغانی ماکرانی[۱]
سیدحسن صالح نژاد[۲]
وحید امین[۳]

تاریخ دریافت: ۹۴/۱۱/۲۵ تاریخ پذیرش: ۹۵/۲/۱۴

چکیده

در سالهای اخیر مدیریت سود در پژوهش های دانشگاهی توجه زیادی را به خود جلب کرده است. هدف این پژوهش پیش بینی مدیریت سود از طریق اقلام تعهدی اختیاری مبتنی بر مدل جونز تعدیل شده است. در این پژوهش از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک – شبکه عصبی به عنوان الگوی موفق‌جهت پیش بینی مدیریت سود مبتنی بر جونز تعدیل شده در بورس اوراق بهادار تهران استفاده شده است. نمونه مورد استفاده در این پژوهش شامل ۵۷۰ سال-شرکت بین سالهای ۱۳۸۷ الی ۱۳۹۲ می باشد. یافته های پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی از توانایی بالایی در پیش بینی مدیریت سود، نسبت به مدل خطی جونز تعدیل شده برخوردار است. همچنین یافته ها حاکی از آن است که الگوریتم ژنتیک به عنوان مدل بهینه ساز می تواند در افزایش توان پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی و بهینه کردن وزن های آن برای پیش بینی مدیریت سود مبتنی بر مدل جونز تعدیل شده تأثیر بسزایی داشته باشد.

واژه‌های کلیدی: مدیریت سود ، اقلام تعهدی اختیاری ، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک.

۱- استادیار، عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سمنان، گروه حسابداری، سمنان ، ایران. (نویسنده مسئول)
kh.makrani@chmail.ir
۲- استادیار، عضو هیات علمی دانشگاه پیام نور، گروه حسابداری، تهران، ایران.
۳- مربی، عضو هیات علمی دانشگاه پیام نور، گروه حسابداری، تهران، ایران.

۱- مقدمه

گزارشگری مالی در واحدهای اقتصادی بیانگر نیازهای اطلاعاتی و انتظارات گروه‌های مختلف استفاده‌کنندگان از صورت‌های مالی است که در راستای برآورد اهداف و نیازهای متفاوت خویش به این اطلاعات نیاز دارند تا بتوانند به سطحی از کیفیت اطلاعات ارائه‌شده یقین پیدا نمایند. سود به عنوان عاملی مؤثر در قیمت سهام بازار (بیور، ۱۹۶۸)، برآورد احتمال ورشکستگی (بیور، ۱۹۶۶)، برآورد ریسک بالقوه مربوط به تحصیل سهام یک واحد (بیور، کتلر و اسکولز، ۱۹۷۰) مطرح می‌باشد، درعین‌حال استفاده اطلاعات سود در سطوح مختلف تصمیم‌گیری، حاکی از اهمیت آن دارد. برای پیش بینی سود بر اساس اطلاعات مندرج در صورتهای مالی تحلیل گران مدیریت از الگوی های آماری گوناگونی استفاده می کنند و فرض بر این است که این پیش بینی ها برای استفاده کنندگان حسابداری سودمند است(رهنما رورپشتی، ۱۳۸۹، ص۹۱). ترکیب پیامدهای کلی و توجه بیشتر به سود و تدوین اصول و استانداردهای حسابداری با حق انتخاب موجب شد در اواخر دهه ۱۹۲۰ مقوله‌ای جدیدی به نام «مدیریت سود» ایجاد گردد. مدیریت سود، به مداخله عمومی مدیریت در فرآیند تعیین سود که غالباً در راستای اهداف دلخواه مدیریت می‌باشد، اطلاق می‌گردد (وایلد و دیگران، ۲۰۰۱). بیتی (۱۹۹۴) مدیریت سود را به عنوان فرآیند تصمیم‌گیری آگاهانه با رعایت اصول پذیرفته‌شده حسابداری، جهت رساندن سود گزارش‌شده به سطح مورد نظر، تعریف کرده است. در اغلب پژوهش ها فرض بر این بوده است که سود از طریق اقلام تعهدی حسابداری مدیریت می شود. در واقع مدیریت این شرکت‌ها، به هنگام کاهش وجوه نقد حاصل از عملیات که بیان‌گر عملکرد ضعیف واحد تجاری می باشد، به‌منظور جبران این موضوع اقدام به افزایش سود ازطریق افزایش اقلام تعهدی اختیاری می نمایند(مشایخی و همکاران،۱۳۸۴). بر پایه این فرضیات، مدل‌های زیادی؛ تعهدات را به تعهدات غیر اختیاری و تعهدات اختیاری تقسیم می‌کند. اقلام تعهدی اختیاری تخمین زده شده با این مدلها نماینده مدیریت سود در نظر گرفته می شود(هاگلاند ، ۲۰۱۲). مسئله مهم در بکارگیری مدل های تخمین اقلام تعهدی اختیاری این است که مدیریت سود به طور مستقیم قابل اندازه گیری نمی باشد. به این معنا که می تواند بر جدا سازی فعالیتهای مدیریت سود از فعالیتهای عادی شرکت خدشه وارد شود(هاگلاند،۲۰۱۲). بنابراین ارزیابی عملکرد این مدلها در تخمین اقلام تعهدی اختیاری می تواند با مشکل همراه شود. یک دلیل عملکرد ضعیف مدلها آن است که داده ها معمولا پر سرو صدا هستند و دلیل دیگر آن است که در اکثر مدلها از رویکرد خطی برای مدلسازی فرآیند تخمین اقلام تعهدی استفاده می شود که به عملکرد مدلها در چندین پژوهش خدشه وارد شده است و نشان می دهد که فرآیند تخمین اقلام تعهدی در واقع خطی نیست(دچو وهمکاران،۱۹۹۵ ؛ جتر و شیواکمار،۱۹۹۹؛ کوتاری وهمکاران ، ۲۰۰۵). با وجود نیاز قطعی و بدیهی برای یک رویکرد غیر خطی جهت برآورد اقلام تعهدی اختیاری، تا کنون تنها چند پیشنهاد برای چنین مدل هایی ارائه شده است. تلاش هایی برای مقایسه عملکرد رویکرد های غیر خطی(کوتاری و همکاران، ۲۰۰۵)و مدلهای رگرسیون خطی(بال و شیواکمار،۲۰۰۶ ؛ جتر و شیواکمار، ۱۹۹۹) انجام شده است. یکی از رویکرد های غیر خطی، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین اقلام تعهدی اختیاری

است. مطالعات اخیر در خصوص شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) نشان می دهد که این مدل به علت دارا بودن ویژگی های غیر خطی[1] ، ناپارامتریک[2] و یادگیری تطبیقی[3] ، ابزار قدرتمندی برای تخمین و پیش بینی محسوب می شود. این ویژگی ها باعث می شود که اولا بسیاری از مفروضاتی که برای رویکردهای خطی ضروری می باشند برای شبکه عصبی مصنوعی نادیده گرفته شوند و ثانیا شبکه عصبی مصنوعی نسبت به داده های پر سر و صدا در مقابل رویکرد های خطی حساس نمی باشند.

لذا در این پژوهش تلاش می‌شود تا با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، اقلام تعهدی اختیاری برای پیش بینی مدیریت سود تخمین زده شود. همچنین در این پژوهش از مدل بهینه ساز الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی وزن های مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت ارتقای تواان پیش بینی کنندگی استفاده شده است. در ادامه توانایی پیش بینی مدیریت سود با استفاده از مدل آماری جونز تعدیل شده، شبکه عصبی مصنوعی و تکنیک ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مورد بررسی قرار می گیرد.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

نقش عمده و محوری گزارشگری مالی، مخابره مؤثر اطلاعات مالی به شیوه‌ای معتبر و واقعی، به افراد برون‌سازمانی است. برای انجام چنین کاری مدیران فرصت اعمال نظر در فرآیند گزارشگری مالی را به دست آورده و می‌توانند از دانش خود راجع به عملیات تجاری، در جهت بهبود اثربخشی صورت‌های مالی، به عنوان ابزار ارتباط با سرمایه‌گذاران بالقوه و اعتباردهندگان استفاده کنند. مدیریت سود به عنوان اختیار شرکت در انتخاب خط مشی‌های حسابداری برای دستیابی به برخی اهداف خاص مدیر تعریف شده است (اسکات، ۲۰۰۳). مدیریت سود زمانی رخ می‌دهد که مدیر برای گزارشگری مالی از قضاوت شخصی خود استفاده کند، و این کار را با هدف گمراه کردن برخی از سهامداران درباره عملکرد واقعی اقتصادی و یا برای تأثیر در نتایج قراردادهایی که به ارقام حسابداری گزارش شده بستگی دارند، انجام می‌دهد(هیلی،۱۹۹۹). عمده تحقیقات اخیر در مورد مدیریت سود از اقلام تعهدی اختیاری (غیر نرمال) به عنوان ابزاری یادکرده که مدیران به منظور اصلاح سود گزارش شده از آن استفاده می نماید. از جمله این ابزارها، تغییر در فرآیند عملیات شرکت به منظور دستکاری سود است، برای مثال شرکت می‌تواند سود را از طریق کاهش هزینه آگهی و تبلیغات و یا تحقیق و توسعه (بوشی ،۱۹۹۸) ، از طریق فروش دارایی‌هایی که نیاز به نگهداری‌شان نیست (بارتف، ۱۹۹۳ ـ پوتیراس، ۲۰۰۲)، همچنین از طریق تقلیل افراد ستادی و تجهیزات ضروری و .... تقویت نماید. همه این فعالیت‌ها پر هزینه هستند و از طرف دیگر، اثر منفی بر جریانات نقدی آتی دارند، چنین دستکاریهایی ارزش شرکت را کاهش داده و نسبت به دستکاری حسابداری محض، هزینه بیشتری دارند. بنابراین انتظار می‌رود، قبل از این که مدیران به سایر روش‌های پرهزینه که باعث ایجاد تغییر در فعالیت‌های سرمایه‌گذاری و عملیاتی خواهد شد، متوسل گردند، از دستکاری اقلام تعهدی به عنوان اولین ابزار انتخابی، جهت مدیریت سود استفاده می نمایند(پیسنل‌کی و یانگ، ۲۰۰۰).

اولین مدل تخمین اقلام تعهدی اختیاری بوسیله ی هیلی(۱۹۸۵) ارائه شده است. مدل هیلی بر این مبناست که اقلام تعهدی اختیاری برای سال وقوع برابر با میانگین اقلام تعهدی کل بلند مدت می باشند. دی آنجل (۱۹۸۶) مدیریت سود را با درنظر گرفتن تفاوت یک دوره ای در محاسبه کل اقلام تعهدی بررسی کرد. در این الگو ، اقلام تعهدی مربوط به دوره قبل(که بر مجموع دارایی ها تقسیم می شود) معیار اندازه گیری اقلام تعهدی غیر اختیاری است. با این حال رایج ترین مدل مورد استفاده برای تخمین اقلام تعهدی غیر اختیاری مدلی است که بوسیله ی جونز(۱۹۹۱) براساس رگرسیون خطی است که دارایی های سال قبل(TA_{t-1}) ،تغییر در فروش (ΔREV) ،اموال، ماشین آلات و تجهیزات (PPE) به اقلام تعهدی کل (TACC) نسبت داده می شوند. دیچو و همکاران (۱۹۹۵) برای از بین بردن محدودیت مدل جونز یعنی فرض غیر اختیاری بودن درآمد فروش، اقدام به تعدیل درآمد از طریق تغییرات حسابهای دریافتنی نمودند. در این مدل فرض می شود که تمام تغییرات در فروش نسیه از مدیریت سود ناشی می شود. سابرامانیام (۱۹۹۶) نشان داد که بازار برای اقلام تعهدی اختیاری ارزش بیشتری قائل می شود،زیرا اجزای اختیاری سود ، توانایی سود در انعکاس قیمت ذاتی را افزایش می دهد. وی علاوه بر تایید وجود محتوای فزاینده اطلاعاتی در جریانهای نقدی و تعهدی شواهدی ارائه کرد که نشان می دهد مجموع اقلام تعهدی در مقایسه با وجوه نقد حاصل از عملیات ، دارای محتوای بیشتری است.

فو هسانگ چن و همکارن (۲۰۱۵) در پژوهشی با عنوان "تشخیص مدیریت سود صنعت بیوتکنولوژی با استفاده از شبکه های بایس، تجزیه و تحلیل مولفه های اصلی، شبکه عصبی پس انتشار، و درخت تصمیم" به این نتیجه دست یافتند که ترکیب روش غربالگری شبکه بایس با درخت تصمیم گیری بهترین عملکرد را با نرخ دقت ۹۸/۵۱ ٪ در تشخیص مدیریت سود نشان می دهد.

هنریک هاگلاند (۲۰۱۲) در مطالعه‌ای به بررسی پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از مدل‌های خطی و مدل‌های غیرخطی پرداخت. نتایج نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از توان بالاتری در تعیین مدیریت سود نسبت به مدل‌های خطی برخوردار است.

آمینو اسلام و همکاران (۲۰۱۱) کارایی مدل تعدیل‌شده جونز در بازار بورس اوراق بهادار بنگلادش را مورد ارزیابی قراردادند. نتایج نشان داد کارایی و دقت مدل تعدیل‌شده جونز در بازار بورس بنگلادش ضعیف بوده درحالی‌که مدل آن‌ها در کشف اقلام تعهدی از توانایی بالاتری برخوردار است.

چی فونگ تسایی و ین جونگ چیو (۲۰۰۹) به بررسی مدیریت سود از طریق شبکه عصبی و درخت تصمیم پرداختند. هدف اصلی آنان بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی رو به بالا یا پایین بودن مدیریت سود می‌باشد. پس از ۵ مرحله اعتبارسنجی، نتایج پژوهش صحت پیش‌بینی رو به بالا را نشان داد.

دیچو و همکاران (۲۰۱۱) در مطالعه‌ای ضمن بررسی مدل‌های مدیریت سود مبتنی بر اقلام تعهدی رویکرد جدیدی برای اندازه‌گیری مدیریت سود معرفی نمودند.

جیانمینگ (۲۰۰۷) در تحقیقی از طریق به‌کارگیری اقلام تعهدی غیرمنتظره در خصوص آزمون مدیریت سود مدل جدیدی را نسبت به مدل جونز و مدل تعدیل‌شده آن ارائه داد و به این نتیجه دست یافت که این مدل توانایی بالایی در شناسایی موارد مدیریت شده و همچنین کیفیتی بهتر را دارا می‌باشد.

پورزمانی (۱۳۹۴) در پژوهشی با عنوان " کاربرد الگوریتم ژنتیک خطی و غیر خطی در بهبود قدرت پیش بینی سود آوری شرکتها" به بررسی پیش بینی سودآوری شرکتها با استفاده از مدل های الگوریتم ژنتیک خطی و غیر خطی پرداخت. در این پژوهش از ۲۳ نسبت مالی به عنوان متغیر مستقل برای سالهای ۱۳۷۱ تا ۱۳۹۱ استفاده شد. نتایج آزمون نشان داد دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک غیرخطی (۹۰/۰۴درصد) بیشتر از الگوریتم ژنتیک خطی (۸۷/۱۴ درصد) است.

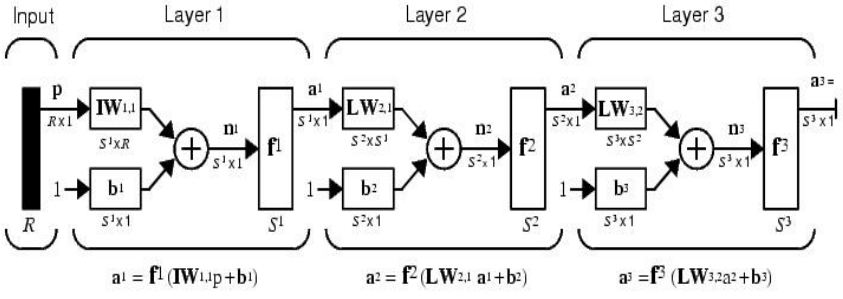
موسی بزرگ اصل و فرشید غفارپور (۱۳۹۱) در مطالعه‌ای به بررسی مقایسه الگوهای پیش‌بینی اقلام تعهدی برای تشخیص مدیریت سود پرداختند. در این پژوهش ۵ الگوی رایج شامل الگوهای دی آنجل (۱۹۸۵)، جونز(۱۹۹۱)، جونز تعدیل‌شده(۱۹۹۵) سابرامانیام(۱۹۹۶)، گومز و همکاران(۲۰۰۰) برآورد و مقایسه شدند. یافته‌ها نشان داد در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران برای شناسایی مدیریت سود، الگوی تعدیل‌شده جونز توان بیشتری دارد.

۳- مدل های هوش مصنوعی

۳-۱- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش داده ای می باشد که از تعداد زیادی عناصر پردازشگر ساده و بسیار مرتبط باهم (یعنی همان اعصاب مصنوعی) تشکیل شده است و در ساختار آن از پوسته دماغی مغز الهام گرفته شده است.این عناصر پردازشگر معمولاً در لایه ها، با صفحات ارتباط منطقی دارند بطوری که بین لایه ها ارتباطات کامل و یا تصادفی وجود دارد.(غضنفری ۱۳۸۲) . نورون عنصر اصلی مغز است و به تنهائی همانند یک واحد پردازش منطقی عمل می کند. مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعاتی با ساختار موازی از۱۰۰ تریلیون نرون به هم مرتبط تشکیل شده است. نورونها ساده ترین واحد ساختاری سیستم های عصبی هستند(جکسون،تی . وبیلآر. ۱۳۸۳). طی چند سال اخیر ، تلاشهای بسیار جدی برای مدل کردن یک نرون طبیعی صورت گرفته و پیشرفت قابل ملاحظه ای در این راستا حاصل شده است(منهاج، محمدباقر،۱۳۷۷). برای مدلسازی یک شبکه عصبی مصنوعی، میتوان از یک مدل ریاضی که خصوصیات یک سیستم بیولوژیکی را توصیف کند، استفاده کرد. در نگاره۱ شمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است.

از آنجایی که عوامل زیادی همچون لایه های پنهان ، تعداد نورون های لایه های پنهان، وزن های مربوط به هر لایه، توابع تبدیل ، نرمال کردن داده ها و الگوریتم یادگیری می توانند عملکرد شبکه های عصبی را تحت تاثیر قرار دهند ، بنابراین بهترین معماری شبکه عصبی با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا بدست می آید(غضنفری و ارکات، ۱۳۸۳)



$$a^3 = f^3\left(LW^{3,2} f^2\left(LW^{2,1} f^1\left(IW^{1,1}p + b^1\right) + b^2\right) + b^3\right) = y$$

نگاره ۱- شمای کلی شبکه عصبی مصنوعی

منبع: کیا، مصطفی(۱۳۸۷)

۳-۲- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک (GA) یک روش بهینه سازی غیر کلاسیک بر پایه تکامل بیولوژیکی (EA) می باشد. (GA) ابزاری است که بوسیله آن ماشین می تواند مکانیسم انتخاب طبیعی را با جستجو در فضای مسأله جهت یافتن جواب بهینه، شبیه سازی نماید.اساس این مدل بر گرفته از مدل داروین در مورد تکامل بوده که محاسبات تکمیلی آن توسط ریچنبرگ در سال ۱۹۶۰ معرفی و توسط جان هالند و دانشجویانش در سال ۱۹۷۵ در دانشگاه میشیگان ارائه شد(توماس ،۲۰۰۲). در سال ۱۹۹۲ جان کازا این مدل را در برنامه های استنتاجی در اجرا کردن وظایف معین به کار گرفت. (GA) بر روی جمعیتی از راه حل های بالقوه به صورت موازی اقدام به جستجوی نهایی گردیده، در هر نسل یا گروه بهترین آنها انتخاب و پس از زادو ولد (استفاده از فرآیند جهش با احتمال ثابت) مجموعه ای از فرزندان را تولید می کند(رعایت مناسب تر بودن افراد و احتمال ابقای فرد در نسل های بعدی از جمله نکات فرآیند می باشد). الگوریتم دارای قابلیت انعطاف بالایی بوده و می تواند بهترین روش برای دستیابی سریع به پاسخ مناسب باشد، این الگوریتم برای حل مسئله برنامه راه حل های زیادی را ارائه، با استفاده از یک تابع تناسب آنها را ارزیابی، وبا گرایش فضای جستجو در جهت تکامل، راه حل مطلوب را تولید و معرفی می کند(تسکناس،۲۰۰۶).

در طبیعت جهش فرآیندی است که در آن بخشی از یک ژن بصورت تصادفی تغییر می کند. در الگوریتم ژنتیک احتمال جهش در کروموزوم ها در حدود ۰/۰۱ تا ۰/۰۰۱ در نظر گرفته می شود. می توان جهش را طوری تنظیم کرد که نرخ جهش با افزایش همگرایی جمعیت کاهش یابد.در کد گذاری حقیقی می توان با محدود کردن جهش به تغییرات کوچک، عملگر های تکثیر را در جهت رسیدن به جواب همگرا کرد. رابطه زیر برای جهش در اعداد حقیقی پیشنهاد شده است:

$$x_k' = x_k + \Delta(t, x_k^{max} - x_k) \qquad (۱)$$

$$x_k' = x_k - \Delta(t, x_k - x_k^{min}) \qquad (۲)$$

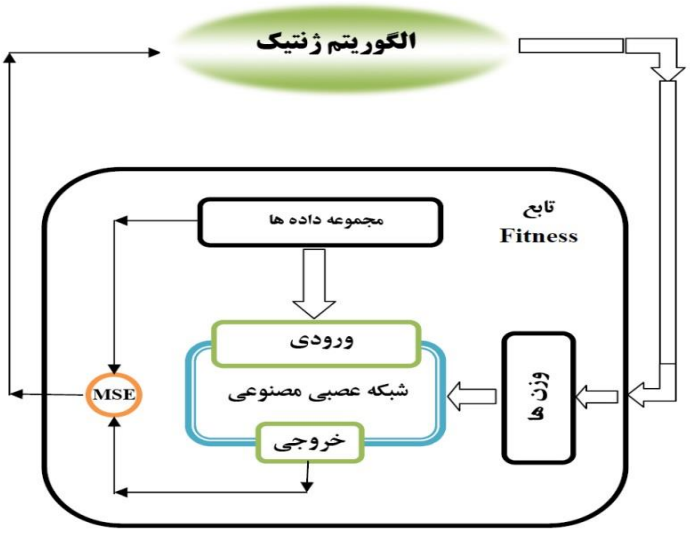
x_k^{max} بزرگترین مقدار مجاز متغیر x_k و x_k^{min} کوچکترین مقدار مجاز آن است. T تعداد نسل های حقیقی تولید شده تا آن زمان است.$\Delta(t,y)$مقداری بین صفر وy دارد و از رابطه زیر بدست می آید:

$$\Delta(t,y) = yr\left(1-\frac{t}{T}\right)^b \qquad (۳)$$

T ماکزیمم تعداد نسل هاست. b هم یک پارامتر بزرگتر از یک است که مقدار غیر یکنواختی را تعیین می کند (رضایی،رنجبران ۱۳۸۸).

۳-۳- بکارگیری الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی مدل شبکه عصبی مصنوعی

عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بر اساس آموزش وزنها می باشد و مقادیر مربوط به وزن ها بصورت تصادفی توسط شبکه تعیین می شود، هر چه مقدار این وزنها دقیق تر باشد عملکرد شبکه بهتر خواهد بود. در این پژوهش برای تعیین بهترین وزن که عملکرد شبکه را بهبود بخشد، مقدار آنها با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه شده است. فرآیند بهینه سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک در نگاره ۲ نشان داده شده است.



نگاره ۲- فرآیند بهینه سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

همان طور که در شکل فوق مشاهده می شود، کروموزم های الگوریتم ژنتیک وزنهای شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل می دهند. تابع برازش (Fitness function)این وزنها را به شبکه عصبی اعمال می کند سپس مجموعه داده مورد نظر به شبکه اعمال می شود و میانگین مجذور خطا محاسبه شده و به عنوان مقدار برازش یا سازگاری محاسبه شده به الگوریتم ژنتیک برگشت داده می شود. الگوریتم ژنتیک دارای پارامتر هایی جهت انجام عملیات بهینه سازی می باشد. از جمله این پارامتر ها اندازه جمعیت، تعداد نخبگان انتقالی به نسل بعدی، تعداد نسل، نرخ عملگر جهش، نرخ عملگر ترکیب و شرط توقف می باشد. مقدار این پارامتر ها در بخش طراحی مدل تعیین شده است.

۴- فرضیه های پژوهش

فرضیه های پژوهشی در این پژوهش عبارتند از:

فرضیه اول: دقت و توانایی مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی مدیریت سود از مدل خطی جونز تعدیل شده بیشتر است.

فرضیه دوم: دقت و توانایی مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی در پیش بینی مدیریت سود از مدل شبکه عصبی مصنوعی بیشتر است.

۵- روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش به منظور جمع آوری مبانی تئوریکی موضوع از روش کتابخانه ای استفاده شده است. اطلاعات لازم مربوط به متغیر های تحقیق از طریق بانک اطلاعاتی رهاورد نوین و در مواقع لزوم از طریق مراجعه مستقیم بهسازمان بورس اوراق بهادار تهران جمع آوری شده است.مرتب سازی وتجزیه و تحلیل داده ها به وسیله نرم افزارهایExcel ،matlab14 وspss انجام گرفت. هدف از انجام این تحقیق پیش بینی مدیریت سود با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی و همچنین مقایسه آنها می باشد. داده های ورودی با استفاده از داده های خام محاسبه گردیدند. جامعه آماری پژوهش شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده است که تعداد ۹۵ شرکت در طی دوره ۶ ساله ۱۳۸۷ الی ۱۳۹۲ به عنوان نمونه انتخاب شده است.

۵-۱- روش تجزیه و تحلیل

در این پژوهش از الگوی جونز تعدیل‌شده و مدل غیرخطی مبتنی بر الگوی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی مدیریت سود و همچنین از الگوریتم ژنتیک برای بهینه کردن مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش به دو بخش داده‌های تخمین(تعیین ضرایب برای مدل خطی و داده‌های آموزش برای شبکه عصبی مصنوعی)که شامل ۴ سال(۱۳۸۷ ،۱۳۸۸، ۱۳۸۹ و۱۳۹۰)

از ۶ سال کل مجموعه داده‌ها و بخش داده‌های ارزیابی مدل‌ها (داده‌های آزمون برای شبکه عصبی مصنوعی) که ۲ سال (۱۳۹۱ و۱۳۹۲) از ۶ سال کل داده‌ها را شامل می‌شود.

مسئله ارزیابی عملکرد مدل‌های تخمین تعهدات اختیاری آن است که تعهدات اختیاری واقعی را نمی‌توان اندازه‌گیری کرد. یک روش ارزیابی عملکرد مدل‌ها، دریافت تصادفی مجموعه داده تخمین و مجموعه داده ارزیابی از یک جمعیت مشابه است. وقتی هر دو مجموعه داده از یک جمعیت گرفته می‌شود، تعهدات اختیاری نباید زیاد متفاوت از صفر باشد. اگر مدل‌ها به خوبی مشخص باشد، هرچه میانگین و میانه تخمین مدل‌ها برای تعهدات اختیاری به صفر نزدیکتر باشد، عملکرد بهتر است. در این پژوهش از آزمون t استیودنت(میانگین یک جامعه) برای تعیین معنی‌داری تفاوت میانگین اقلام تعهدی اختیاری هر یک از الگوها با صفر استفاده شده است. در نهایت با انجام آزمون جفتی (مقایسه میانگین زوج ها) برای آزمون فرضیه های پژوهش، اقدام به تعیین تفاوت میانگین اقلام تعهدی اختیاری یک الگو با الگوی دیگر می‌شود که معنی‌داری تفاوت در میانگین اقلام تعهدی اختیاری بین الگوهای مورد استفاده در این پژوهش با یکدیگر را نشان می‌دهد.

۵-۲- الگوی شناسایی مدیریت سود

براساس مطالعات انجام شده، مدل تعدیل شده جونز قوی‌ترین مدل برای توصیف و پیش‌بینی مدیریت سود می‌باشد.

بر این اساس در پژوهش حاضر از مدل مذکور برای محاسبه اقلام تعهدی اختیاری استفاده شده است. در مدل تعدیل شده جونز ابتدا کل اقلام تعهدی به شرح زیر محاسبه می‌گردد:

$$TA_{t,i} = \Delta CA_{t,i} - \Delta CL_{t,i} - \Delta CASH_{t,i} + \Delta STD_{t,i} - DEP_{t,i} \qquad (٤)$$

TA: کل اقلام تعهدی شرکت i در سال t

$\Delta CA_{t,i}$: تغییر در دارایی‌های جاری شرکت i بین سال t و t-1

$\Delta CL_{t,i}$: تغییر در بدهی‌های جاری شرکت i بین سال t و t-1

$\Delta CASH_{t,i}$: تغییر در وجه نقد شرکت i بین سال t و t-1

$\Delta STD_{t,i}$: تغییر در حصه جاری بدهی‌های بلندمدت شرکت i بین سال t و t-1

$DEP_{t,i}$: هزینه استهلاک شرکت i در سال t

پس از محاسبه کل اقلام تعهدی، پارامترهای $\alpha_3, \alpha_2, \alpha_1$ به منظور تعیین اقلام تعهدی غیر اختیاری، از طریق فرمول زیر برآورد می‌شوند.

$$TA_{i,t} / A_{i,t-1} = \alpha_1(1/A_{i,t-1}) + \alpha_2[(\Delta REV_{i,t} - \Delta REC)/A_{i,t-1}] + \alpha_3(PPE_{it}/A_{i,t-1}) + \varepsilon_{it} \qquad (٥)$$

که داریم:

$TA_{i,t}$: کل اقلام تعهدی شرکت i در سال t

$\Delta REV_{i,t}$: تغییر در درآمد فروش شرکت i بین سال t و t-1

ΔREC: تغییر در حساب‌های دریافتنی شرکت i بین سال t و t-1

PPE_{it}: ناخالص اموال، ماشین‌آلات و تجهیزات شرکت i در سال t

$A_{i,t-1}$: کل ارزش دفتری دارایی‌های شرکت i در سال t-1

ε_{it}: اثرات نامشخص عوامل تصادفی

$\alpha_3, \alpha_2, \alpha_1$: پارامترهای برآورده شده شرکت i

پس از محاسبه پارامترهای $\alpha_3, \alpha_2, \alpha_1$ از طریق روش حداقل مربعات طبق فرمول ذیل اقلام تعهدی غیر اختیاری(NDA) به شرح زیر تعیین می‌شود:

$$NDA_{i,t} = \alpha_1(1/A_{i,t-1}) + \alpha_2[(\Delta REV_{i,t} - \Delta REC)/A_{i,t-1}] + \alpha_3(PPE_{i,t}/A_{i,t-1}) \quad (٦)$$

و در نهایت اقلام تعهدی اختیاری (DA) پس از تعیین NDA به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$DA_{i,t} = (TA_{i,t}/A_{i,t-1}) - NDA_{i,t} \quad (٧)$$

۵-۳- طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش، شبکه پس انتشار خطا(BP) که یکی از انواع شبکه‌های پیشخور(ff) است ، مورد استفاده قرار گرفت. این شبکه‌ها، یک شبکه چند لایه با تابع انتقال غیرخطی و قاعده یادگیری Levenbery-Marqwardt می‌باشد.این روش سعی در کاهش محاسبات با استفاده از عدم محاسبه ماتریس Hessian دارد. ماتریس Hessian به روش زیر قابل تخمین است.

$$H=J^TJ \quad (٨)$$

همچنین شیب نیز به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

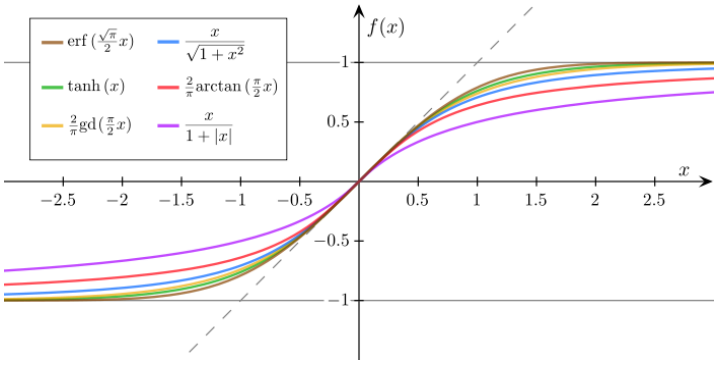
$$G=J^Te \quad (٩)$$

J ماتریس ژاکوبیان (Jacobian) می‌باشد که شامل مشتقات ۱ از خطاهای شبکه نسبت به وزن‌ها و بایاسها است و e بردار خطای شبکه است،ماتریس ژاکوبیان از طریق تکنیک‌های استاندارد (BP) قابل محاسبه است و پیچیدگی محاسبات آن نسبت به محاسبه ماتریس Hessian بسیار کمتر است. در این پژوهش برای آموزش شبکه از تابع یادگیری TrainLM استفاده شده است(کیا ،۱۳۸۷). نتایج بیشتر پژوهش های قبلی در زمینه پیش بینی مدیریت سود نشان می دهد که برای حل این نوع مسائل ، داشتن یک لایه پنهان یا میانی در شبکه کافی است . در مسائل از نوع پیش بینی تعداد نورون های لایه ورودی برابر با تعداد

متغیر های پیش بین (مستقل) است. بنابراین در این پژوهش، تعداد نورون های لایه ورودی برابر با ۳ (تعداد متغیرهای مستقل) است. با استفاده از قاعده 2n+1(n نشان دهنده تعداد نورون های لایه ورودی است) برای تعداد نورون های مختلف در لایه میانی، همراه با تنظیم پارامتر های دیگر، این نتیجه حاصل شد که وجود هفت نورون در لایه میانی می توان به عملکرد بهتر، بویژه از نظر قابلیت تعمیم، منجر شود. تابع تبدیل مورد استفاده در این پژوهش، تابع سیگموئیدی است. تابع سیگموئید یک تابع مشتق پذیر با برد محدود است که برای همه مقادیر ورودی (دامنه نامحدود) تعریف شده است. و در همه نقاط دارای مشتق مثبت است.

$$\frac{d}{dt}S(t) = c_1 S(t)\left(c_2 - S(t)\right) \qquad (۱۰)$$

با قرار دادن یک شرط مرزی و سه درجه آزادی، کلاسی از نوع تابع سیگموئید ایجاد می‌شود. بسیاری از فرآیندهای طبیعی مثل منحنی‌های یادگیری پیچیده و نیز هنگامی که یک شرح مفصل وجود ندارد، اغلب از تابع سیگموئید استفاده می‌شود. در کنار توابع منطقی، توابع سیگموئید شامل تانژانت وارون معمولی، تانژانت هذلولوی و تابع خطا است. انتگرال هر تابع صاف،مثبت و زنگی شکل، یک تابع سیگموئید خواهد بود. بنابراین توابع توزیع تجمعی برای بسیاری از توزیع‌های احتمالی مشترک سیگموئید هستند. نگاره ۳ نمودار انواع توابع سیگموئید را نشان می دهد.



نگاره ۳- نمودار انواع توابع سیگموئیدی

منبع: کیا، مصطفی(۱۳۸۷)

تابع عملکرد[۴] برای آموزش شبکه، میانگین مجموع مربعات خطا (MSE) در نظر گرفته شده است که عبارت است از:

$$F = MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(e_i)^2 \qquad (۱۱)$$

استفاده از این تابع عملکرد باعث خواهد شد که شبکه وزن‌ها و تورش های کوچکتری داشته باشد و این امر به نوبه خود شبکه را مجبور می‌کند تا پاسخ‌های هموارتری ارائه دهد. برای تعیین بهترین مدل شبکه عصبی که دارای توانایی پیش‌بینی بالایی باشد و همچنین از کمترین MSE(میانگین مربعات خطا) برخوردار باشد باید بهترین پارامترهای مربوط به شبکه تعیین گردد. پارامترهای مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طراحی مدل شامل تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌های موجود در هر لایه پنهان یا میانی، تابع تبدیل، تابع یادگیری، نرخ یادگیری و تعداد تکرار آموزش می‌باشد.

جدول ۱- انتخاب بهترین پارامتر های شبکه عصبی مصنوعی

ANN	n	Lr	epoch	MSE
۱	۷	۰/۰۱	۵۰۰	۰/۰۴۱۵
۲	۷	۰/۰۱	۱۰۰۰	۰/۰۴۵۳
۳	۷	۰/۰۱	۲۰۰۰	۰/۰۳۸۴
۴	۷	۰/۱	۱۰۰۰	۰/۰۳۹۷
۵	۷	۰/۱	۲۰۰۰	۰/۰۴۶۸
۶	۷	۰/۱	۳۰۰۰	۰/۰۵۱۹
۷	۷	۰/۵	۱۰۰۰	۰/۰۳۲۷
۸	۷	۰/۵	۲۰۰۰	۰/۰۳۰۸
۹	۷	۰/۷	۱۰۰۰	۰/۰۵۰۴
۱۰	۷	۰/۷	۲۰۰۰	۰/۰۵۴۹

منبع: یافته های پژوهش

n=تعداد نورون های لایه پنهان، Lr=نرخ یادگیری، e poch=تکرار آموزش، MSE=میانگین مجموع مربعات خطا.

جدول شماره ۱ نشان دهنده ۱۰ ساختار برتر شبکه عبصی مصنوعی می باشد. بازه تغییرات نرخ یادگیری از ۰/۰۱ تا ۰/۹ می باشد و برای هر یک از نرخ های یادگیری از تعداد تکرار های ۵۰۰ ، ۱۰۰۰ ، ۲۰۰۰ و ۳۰۰۰ استفاده شده است. در نهایت، با بررسی جدول شماره ۱ و مقایسه میانگین مجموع مربعات خطا، ANN8 با میانگین مجموع مربعات خطای۰/۰۳۰۸ ، نرخ یادگیری ۰/۵ و تعداد تکرار ۲۰۰۰ به عنوان بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شده است.

در طراحی الگوریتم ژنتیک اندازه جمعیت ۲۵ و تعداد نخبگان ۲در نظر گرفته شده است، به این معنی که در هر نسل دو تا از بهترین افراد بدون تغییر به نسل بعدی منتقل می شوند. تعداد کل نسل ها ۱۰۰ و در شرط توقف اگر بعد از ۱۰ نسل هیچ تغییری در مقادیر برازش(Fitness)به وجود نیامد از الگوریتم خارج شود. تعداد کروموزم ها بر اساس تعداد کل وزن های شبکه عصبی مصنوعی تعیین می شود.این تعداد عبارتند از: ۱)تعداد وزنهای لایه ورودی ۲)تعداد وزنهای لایه میانی ۳)بایاس مربوط به تعداد نورون های لایه

میانی و خروجی. در مجموع ۳۰ وزن و بایاس که تعداد کروموزم های الگوریتم ژنتیک را تشکیل می دهند محاسبه گردید. در تعیین نرخ های عملگر جهش و عملگر ترکیب از مقادیر تصادفی استفاده شده است.معیار اندازه گیری تابع برازش، میانگین مجذور مربعات خطای بدست آمده از خروجی شبکه می باشد. جدول ۲ نشان دهنده انتخاب بهترین نرخ عملگرها در بهترین برازش و سازگاری است.

جدول ۲- انتخاب بهترین پارامتر های الگوریتم ژنتیک

خروج از الگوریتم	بهترین برازش (MSE)	نرخ عملگر جهش	نرخ عملگر ترکیب	تعداد جمعیت	شماره مدل
۶۴	۰/۰۰۲۱۷۸	۰/۱	۰/۷	۲۵	۱
۵۸	۰/۰۰۲۰۱۹	۰/۲	۰/۷	۲۵	۲
۳۵	۰/۰۰۲۰۷۱	۰/۳	۰/۷	۲۵	۳
۹۱	۰/۰۰۱۹۹۱	۰/۴	۰/۷	۲۵	۴
۸۷	۰/۰۰۲۱۸۴	۰/۱	۰/۸	۲۵	۵
۵۴	۰/۰۰۱۹۸۰	۰/۲	۰/۸	۲۵	۶
۷۲	۰/۰۰۱۸۲۷	۰/۳	۰/۸	۲۵	۷
۶۳	۰/۰۰۱۹۳۵	۰/۴	۰/۸	۲۵	۸
۸۴	۰/۰۰۲۳۸۴	۰/۱	۰/۹	۲۵	۹
۷۸	۰/۰۰۲۳۰۸	۰/۲	۰/۹	۲۵	۱۰
۹۰	۰/۰۰۲۲۶۴	۰/۳	۰/۹	۲۵	۱۱
۸۳	۰/۰۰۲۳۹۷	۰/۴	۰/۹	۲۵	۱۲

منبع: یافته های پژوهش

جدول شماره ۲ نشان دهنده ۱۲ ساختار الگوریتم ژنتیک است که از ۳ نرخ عملگر ترکیب(۰/۷ ، ۰/۸ و ۰/۹) و ۴ نرخ عملگر جهش (۰/۱ ، ۰/۲ ، ۰/۳ و ۰/۴) استفاده شده است. در بررسی جدول شماره ۵ می توان نتیجه گرفت که بهترین برازش به مقدار ۰/۰۰۱۸۲۷ مربوط به نرخ عملگر جهش ۰/۳ و نرخ عملگر ترکیب ۰/۸ می باشد و در نسل ۷۲ ام از الگوریتم خارج شده است، و بدترین برازش با مقدار ۰/۰۰۲۳۹۷ مربوط به نرخ عملگر جهش ۰/۴ و نرخ عملگر ترکیب ۰/۹ است که در نسل ۸۳ ام از الگوریتم خارج شده است. در نهایت، مدل ترکیبی شماره ۷ برای پیش بینی مدیریت سود انتخاب شده است.

۶- یافته های پژوهش

در جدول شماره ۳ آمار توصیفی از جمله حداقل ، حداکثر ، میانگین ، انحراف معیار ، کشیدگی و چولگی برای متغیرهای مختلف محاسبه شده است.

جدول ۳- آمار توصیفی متغیر های مربوط به مدل جونز تعدیل شده

	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
$TACC/TA_{t-1}$	-۰/۴۶۱۷	۱/۱۶۶۵	۰/۰۱۲۶	۰/۱۶۹۵	۱/۰۹۲۲	۵/۶۰۳۱
$1/TA_{t-1}$	۰	۰	۰	۰	۱/۹۹۹۴	۴/۴۲۹۷
$(\Delta REV-\Delta REC)/TA_{t-1}$	-۱/۸۷۳۶	۱/۴۵۶۵	۰/۰۷۱۳	۰/۲۶۵۹	-۰/۲۰۹۹	۷/۹۱۶۰
PPE_t/TA_{t-1}	۰/۰۰۰۹	۱/۸۳۴۶	۰/۲۶۲۶	۰/۲۱۶۴	۱/۹۹۹۳	۶/۹۸۲۷

منبع: یافته های پژوهش

۶-۱- آزمون میانگین یک جامعه

مسئله قابل‌ملاحظه هنگام مقایسه کردن مدل‌های متفاوت برای شناسایی مدیریت سود این است که اهمیت واقعی مدیریت سود نمی‌تواند اندازه‌گیری شود. بنابراین ، عملکرد مدل ها نمی‌توانند به طور مستقیم ارزیابی شوند. با این حال راه‌های جایگزینی برای تعیین عملکرد مدل‌ها وجود دارد. ابتدا فرض این است که اگر مجموعه‌های داده‌های ارزیابی و تخمین به طور تصادفی از یک جامعه باشند، میانگین اقلام تعهدی اختیاری به طور معنی‌داری نباید از صفر متفاوت باشند. بنابراین هرچه مدل ، اقلام تعهدی اختیاری را در مجموعه داده‌های ارزیابی نزدیک تر به صفر تخمین بزند ، عملکرد مدل بهتر است(هاگلاند،۲۰۱۲). برای این منظور می‌توان از آزمون میانگین یک جامعه استفاده کرد. برای بررسی فرضیه مطرح‌شده به ترتیب زیر عمل می‌کنیم :

$H_0 : \mu = 0$ میانگین جامعه اقلام تعهدی اختیاری برابر با صفر است(ادعا)

$H_1 : \mu \neq 0$ میانگین جامعه اقلام تعهدی اختیاری برابر با صفر نیست

نتیجه آزمون شامل دو خروجی می‌باشد. خروجی اول (جدول ۴) آمار توصیفی مربوط به آزمون فرض را ارائه می‌کند و اعداد محاسبه شده به ترتیب تعداد داده‌ها ، میانگین، انحراف معیار و خطای معیار میانگین را نشان می‌دهد. کمترین میانگین و بیش‌ترین میانگین به ترتیب مربوط به مدل‌های ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی ، شبکه عصبی مصنوعی و مدل خطی جونز تعدیل شده می‌باشد.

جدول ۴- آمار توصیفی آزمون میانگین یک جامعه

مدل	تعداد نمونه	میانگین	انحراف معیار	میاگین خطای استاندارد
مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی	۵۷۰	۰/۰۰۰۱	۰/۱۳۶۵۶	۰/۰۰۰۱۸
مدل شبکه عصبی مصنوعی	۵۷۰	۰/۰۰۷۲	۰/۱۴۱۵۱	۰/۰۰۶۱۰
مدل خطی جونز تعدیل شده	۵۷۰	۰/۰۱۰۶	۰/۱۴۹۳۷	۰/۰۰۵۴۹

منبع: یافته های پژوهش

خروجی دوم (جدول ۵) مربوط به آمار استنباطی است و نتایج آزمون را ارائه می‌کند. بر این اساس با توجه به آماره t برای هر یک از مدل‌ها مقدار Sig برای مدل‌های ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی ، شبکه عصبی مصنوعی و مدل خطی جونز تعدیل شده به ترتیب ۰/۹۲۱، ۰/۵۱۹و ۰/۱۳۵ می‌باشد. از آنجا که سطح معنی‌داری (Sig) برای همه مدل‌ها از ۰/۰۵ بیشتر است ، فرض H_0 رد نمی‌شود و ادعای برابری میانگین اقلام تعهدی اختیاری با صفر را نمی‌توان مردود دانست.

جدول ۵- آمار استنباطی و نتایج آزمون میانگین یک جامعه

مدل ها	معیار آزمون = ۰					
	Tآماره	درجه آزادی	سطح معنی داری .Sig	میانگین	فاصله اطمینان ۹۵٪	
					حد پایین	حد بالا
مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی	۰/۵۸۳	۵۶۹	۰/۹۲۱	۰/۰۰۰۱۸	- ۰/۰۳۶۰	۰/۰۱۹۴
مدل شبکه عصبی مصنوعی	۱/۱۲۳	۵۶۹	۰/۵۱۹	۰/۰۰۷۱۸	- ۰/۰۰۵۸	۰/۰۲۲۱
مدل خطی جونز تعدیل شده	۱/۸۵۷	۵۶۹	۰/۱۳۵	۰/۰۱۰۵۹	-۰/۰۰۰۳	۰/۰۲۴۳

منبع: یافته های پژوهش

۶-۲- آزمون مقایسه میانگین زوج‌ها

برای انتخاب بهترین مدل در پیش‌بینی اقلام تعهدی اختیاری جهت شناسایی مدیریت سود از آزمون مقایسه میانگین زوج‌ها استفاده شده است. یکی از بهترین معیارهای ارزیابی عملکرد مسایل پیش‌بینی ، میانگین قدر مطلق خطاها (MAE) می‌باشد که از طریق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$MAE = \frac{\sum|Y_t - F_t|}{n} \qquad (۱۲)$$

خطای پیش‌بینی ، اختلاف مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده در دوره متناظر می‌باشد. اگر E خطای پیش‌بینی در دوره t ، Y مقدار حقیقی در دوره t و F مقدار پیش‌بینی در دوره زمانی t باشد. خطای پیش‌بینی طبق رابطه زیر ، برابر است با:

$$E_t = Y_t - F_t \qquad (۱۳)$$

از آنجا که اقلام تعهدی اختیاری از تفاوت اقلام تعهدی کل و اقلام تعهدی غیر اختیاری محاسبه می‌شود، می‌توان برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی از میانگین قدر مطلق اقلام تعهدی اختیاری به شرح زیر استفاده کرد:

$$\text{میانگین قدر مطلق اقلام تعهدی اختیاری} = \frac{\sum|TACC_t - NDA_t|}{n} = \frac{\sum|DA_t|}{n} \qquad (۱۴)$$

هر چه میزان قدر مطلق اقلام تعهدی اختیاری (DA) کمتر باشد بدین معناست که مدل مورد نظر، پیش‌بینی بهتر و دقیق‌تری را ارائه نموده است.

۶-۲-۱- آزمون فرضیه اول پژوهشی

فرضیه اول پژوهشی به شرح زیر است:

H_0 - دقت کلی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی مدیریت سود از مدل خطی جونزتعدیل شده بیشتر نیست. و یا به عبارتی:

$H_0: \mu_d \geq 0$

H_1 - دقت کلی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی مدیریت سود از مدل خطی جونز تعدیل شده بیشتر است. و یا به عبارتی:

$H_1: \mu_d < 0$

که در آن ، μ_d برابر است با $(\mu_{Ann}-\mu_{AdjJonse})$.

نتیجه آزمون مقایسه میانگین زوج‌ها برای فرضیه اول پژوهش به شرح زیر است.

جدول ۶- نتیجه آزمون مقایسه میانگین زوج‌ها بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و جونز تعدیل شده

		اختلاف زوج ها					آماره t	درجه آزادی	سطح معنی داری Sig.
		میانگین	انحراف معیار	میانگین خطای استاندارد	فاصله اطمینان ۹۵٪				
					حد پایین	حد بالا			
زوج ۱	Ann - AdjJonse	-۰/۱۰۱۶۷	۰/۱۲۰۰۷	۰/۰۰۳۸۴	- ۰/۱۱۱۰۳	-۰/۰۹۷۰۳	-۲۶/۴۶۱	۵۶۹	۰/۰۰۰

منبع: یافته های پژوهش - منظور از Abs ، قدر مطلق اقلام تعهدی اختیاری می باشد

جدول شماره ۶ نتایج آزمون t استیودنت را نشان می‌دهد. سطح معناداری آزمون (Sig) کوچک‌تر از ۰/۰۵ درصد است، لذا می‌توان با اطمینان بیان کرد که $\mu_d \neq 0$ است و از طرفی حد بالا و حد پایین (۰/۰۹۷۰۳- و ۰/۱۱۱۰۳-) منفی بیان‌کننده این موضوع می‌باشد که $\mu_{Ann} < \mu_{AdjJonse}$ است. در نتیجه فرض H_0 رد می‌شود و فرض H_1 پذیرفته می‌شود. به عبارت دیگر با اطمینان ۹۵ درصد دقت کلی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مدیریت سود از مدل رگرسیون خطی جونز تعدیل شده بیشتر است.

۶-۲-۲- آزمون فرضیه دوم پژوهشی

فرضیه دوم پژوهشی به شرح زیر است:

H_0 - دقت کلی مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی در پیش بینی مدیریت سود از مدل شبکه عصبی مصنوعی شده بیشتر نیست. و یا به عبارتی:

$H_0: \mu_d \geq 0$

H_1 - دقت کلی مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی در پیش بینی مدیریت سود از مدل شبکه عصبی مصنوعی شده بیشتر است. و یا به عبارتی:

$H_1: \mu_d < 0$

که در آن ، μ_d برابر است با $(\mu_{GAANN}-\mu_{Ann})$.

نتیجه آزمون مقایسه میانگین زوج‌ها برای فرضیه دوم پژوهش به شرح زیر است.

جدول ۷- نتیجه آزمون مقایسه میانگین زوج‌ها بین مدل ترکیبی GA-ANN و مدل شبکه عصبی مصنوعی

		اختلاف زوج ها					آماره t	درجه آزادی	سطح معنی داری Sig.
		میانگین	انحراف معیار	میانگین خطای استاندارد	فاصله اطمینان ۹۵٪				
					حد پایین	حد بالا			
زوج ۲	GAANN - ANN	-۰/۰۵۹۲۰	۰/۹۴۸۲۵	۰/۰۰۲۸۱	-۰/۰۸۰۵۹	-۰/۰۲۸۵۳	-۲۱/۰۵۲	۵۶۹	۰/۰۰۰

منبع: یافته های پژوهش - منظور از Abs ، قدر مطلق اقلام تعهدی اختیاری می باشد

جدول شماره ۷ نتایج آزمون t استیودنت را نشان می‌دهد. سطح معناداری آزمون (Sig) کوچک‌تر از ۰/۰۵ درصد است، لذا می‌توان با اطمینان بیان کرد که $\mu_d \neq 0$ است و از طرفی حد بالا و حد پایین (۰/۰۲۸۵۳- و ۰/۰۸۰۵۹-) منفی بیان‌کننده این موضوع می‌باشد که $\mu_{GAANN} < \mu_{Ann}$ است. در نتیجه فرض H_0 رد می‌شود و فرض H_1 پذیرفته می‌شود. به عبارت دیگر با اطمینان ۹۵ درصد دقت کلی ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی در پیش‌بینی مدیریت سود از مدل شبکه عصبی مصنوعی بیشتر است.

۷- نتیجه گیری و بحث

این پژوهش ، پیش بینی مدیریت سود در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران را در یک دوره ۶ ساله مورد بررسی و آزمون قرارداد. بدین منظور از اقلام تعهدی اختیاری برای تعیین مدیریت سود استفاده شده است. در این پژوهش نیز همانند پژوهش های قبلی صورت گرفته در زمینه‌های مختلف، مدل خطی رگرسیونی با مدل غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی که یکی از پر کاربردترین مدل‌های هوش مصنوعی می‌باشد، مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل از این پژوهش و مطالعات گذشته نشان داده که

مدل شبکه عصبی مصنوعی به علت دارا بودن ویژگی‌های غیرخطی ، ناپارامتریک و یادگیری تطبیقی ، ابزار قدرتمندی برای دسته‌بندی ، شناسایی و پیش‌بینی مسایل مالی می‌باشد. مدل شبکه عصبی مصنوعی با توجه به ویژگی های آن، برای تعیین پارامتر های مناسب جهت پیش بینی مدیریت سود بارها مورد آزمون و خطا قرار گرفت و۱۰ نمونه از بهترین ساختار شبکه عصبی در این پژوهش ارائه شد و در نهایت ساختاری که بهترین برازش را نشان داد برای مقایسه با مدل خطی انتخاب گردید. نتایج این پژوهش با پژوهش های هاگلاند(۲۰۱۲)، تسایی(۲۰۰۹) و پورزمانی (۱۳۹۴) همسو بوده و در همه این پژوهش ها، بکارگیری هوش مصنوعی در پیش بینی مدیریت سود و سود آوری دارای خطای پیش بینی کمتری بوده است. همچنین در این پژوهش از الگوی الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی وزن های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. نتایج حاکی از آن است که ترکیب الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی مصنوعی قدرت پیش بینی را بطور قابل ملاحظه ای افزایش می دهد که این امر مطابق با پژوهش فو و همکاران(۲۰۱۵) در ترکیب مدل های هیورستیک و نیز مطابق با پژوهش پور زمانی(۱۳۹۴) در بکار گیری الگوریتم ژنتیک جهت پیش بینی می باشد. توانایی بالا و درصد خطای پایین مدل شبکه عصبی مصنوعی در مسایل پیش بینی، به دلیل غیر خطی بودن موجب شده است تا در زمینه های مختلف مورد استفاده قرار گیرد. در این پژوهش پیشنهاد می شود برای افزایش توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی مدیریت سود از سایر متغیر های حسابداری استفاده شود و نیز می توان برای انتخاب متغیر ها و بهینه سازی آن از الگوریتم ژنتیک و سایر مدل های بهینه ساز استفاده نمود. پژوهش های پیش رو می تواند در بکارگیری و توسعه مدل های هوش مصنوعی بسیار موثر باشد، همچنین ترکیب مدل های هوش مصنوعی در این امر موجب افزایش توانایی پیش بینی می شود.

فهرست منابع

* بزرگ اصل موسی، غفار پور فرشید، مقایسه الگوهای پیش بینی اقلام تعهدی برای تشخیص مدیریت سود، تحقیقات کاربردی در گزارشگری مالی،(۱۳۹۱)، شماره۱ ، صص ۵۰-۲۷.
* پورزمانی زهرا ، کاربرد الگوریتم ژنتیک خطی و غیر خطی در بهبود قدرت پیش بینی سود آوری شرکتها، مجله مهندسی مالی و و مدیریت اوراق بهادار،(۱۳۹۴)، شماره ۲۲، صص ۸۱-۹۴.
* جکسون تی . وبیلآر، "آشنایی باشبکه های عصبی مصنوعی" ترجمه محمود البرزی،تهران: موسسه انتشارات علمی،(۱۳۸۳).
* رضایی علیرضا، رنجبران سجاد ، آموزش کاربردی الگوریتم ژنتیک و فازی در برنامه Matlab، تهران: انتشارات کتاب پدیده،(۱۳۸۵).
* رهنما رودپشتی فریدون، صالحی اله کرم ، مکاتب و تئوری های مالی و حسابداری، تهران: انتشارات دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز،(۱۳۸۹).

* غضنفری مهدی، کاظمی زهره، "اصول و مبنای سیستم های خبره"، چاپ اول، تهران: دانشگاه علم و صنعت ایران، (۱۳۸۲).
* غضنفری مهدی، ارکات جمال ، شبکه های عصبی (اصول و کارکرد ها)، تهران: انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران،(۱۳۸۳).
* کیا مصطفی، شبکه های عصبی در MATLAB، تهران: انتشارات کیان رایانه،(۱۳۸۷).
* مشایخی بیتا و دیگران، نقش اقلام تعهدی اختیاری در مدیریت سود شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، بررسی های حسابداری و حسابرسی،(۱۳۸۴)، شماره ۴۲، صص۶۱-۷۴.
* منهاج محمد باقر، مبانی شبکه های عصبی مصنوعی،**تهران:** مرکز نشر پروفسور حسابی،(۱۳۷۷).

خارجی

* Aminul, Islam, Md, Ruhani Ali and Zamri Ahmad, (2011), "Is Modified Jones Model Effective in Detecting Earnings Management? Evidence from A Developing Economy", International Journal of Economics and Finance, 3(2), pp 116-125.
* A.tsakonas ,(2006),"A comparison of classification accuracy of four genetic programming-evolved intelligent structures". Information sciences176,691-724.
* Ball, R., & Shivakumar, L. (2006). The role of accruals in asymmetrically timely gain and loss recognition. Journal of Accounting Research, 44(2), 207–242.
* Bartov, Eli. (1993). The timing of asset sales and earnings manipulation. The Accounting Review, 68, 4 (October): 840–855.
* Beatty, Randolph P. and Edward J. Zajac. (1994). Managerial incentives, monitoring, andrisk bearing: A study of executive compensation, ownership, and board structure in initialpublic offerings. Administrative Science Quarterly, 39, 2 (June): 313–335.
* Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. Journal of Accounting Research, 4, Empirical Research in Accounting: SelectedStudies, (Supplement), 71-111.
* Beaver, W. (1968). The information content of annual earnings announcements. Empirical Research in Accounting: Selected Studies, 1968, Supplement toJournal of Accounting Research,6, 67–92.
* Beaver، W.H, Kettler P and Scholes M. (1970). the Association Between Market-Determined and Accounting-Determined Risk Measures, the Accounting Review, October, 654-682.
* Bushee, Brian J. (1998). The influence of institutional investors on myopic R&D investment behavior. The Accounting Review, 73, 3 (July): 305–333.
* Chin-Fong Tsai. Yen- Jiun Chiou, (2009). "Earnings Management Prediction: A pilot Study of combining Neural Networks and Decision Trees", Expert systems with Application, 36,pp 7183-7191.
* DeAngelo, Harry, Linda Elizabeth DeAngelo, and Douglas J. Skinner. (1994). Accounting choice in troubled companies. Journal of Accounting and Economics, 17, 1-2 (January): 113–143.
* Dechow, P. M., Sloan, R. G. and Sweeney, A. p. (1995),' Detecting Earnings management', Accounting Review, Vol.70, No.2(April),pp.193-225.
* Dechow, M. P. Hutton, Kim, J. & G. Sloan, (2011), "Detecting Earnings Management: A New Approach", workshop participants at the University of Arizona, Brigham Young University, the University of Houston, the University of Texas at Austin, the University of Washington and UCLA.

* Gómez, X.; Okumura, M., and Kunimura, M. (2000). Discretionary accrual models and the accounting process, Kobe Economic & Business Review, 45: pp.103-135.
* Healy, P. M. (1985).The effect of bonus schemes on accounting decisions, Journal of Accounting and Economics,7,85-107.
* Healy, P. M. and Wahlen, J. M. (1999).A review of the earnings management literature and its implications for standard setting. Accounting Horizon, 13,365-383.
* Höglund, H. (2012). Detecting earnings management with neural networks. Export Systems With Applications. 39.pp 9564-9570.
* Jeter, D. C., & Shivakumar, L. (1999). Cross-sectional estimation of abnormal accruals using quarterly and annual data: Effectiveness in detecting eventspecific earnings management. Accounting and Business Research, 29(4), 299–319.
* Jianming Ye, (2007), Accounting Accruals and Test of Earning Management. http://ssrn.com/abstract=1003101.
* Jones, J. J. (1991). Earnings management during import relief investigation. Journal of Accounting Research, 29(2), pp 193–228.
* Kothari, S.P., Andrew L. Leone, and Charles E. Wasley. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. Journal of Accounting and Economics, 39, 1 (February): 163–197.
* Peasnell, K. V., Pope, P.F. and Young, S. (2000)'Board monitoring and earnings management: Do Outside Directors Influence Abnormal Accruals? SSRN.
* Peasnell, K. V., Pope, P.F. and Young, S. (2000)"Accruals Management to Meet Earnings Targets: UK Evidence pre and Post- Cadbury" British Accounting Review,No.32:415-445.
* Poitras, Geoffrey, Trevor Wilkins, and Yoke Shang Kwan. (2002). The timing of asset sales: Evidence of earnings management? Journal of Business Finance and Accounting, 29, 7/8 (August/September): 903–934.
* Scott, W. (2003)" Financial Accounting Theory" Third edition.
* Subramanyam, K.R. (1996). The pricing of discretionary accruals, Journal of Accounting and Economics 22, forthcoming.
* Thomose,m; Terje lens berg; (2002),"Genetic programming and rough sets: A hybrid approach to bankruptcy classification", European Journal of operational research 132,436-451.
* Wilde, K.D., Frielitz, C., Hippner, H., Martin, S., (Hrsg.): eCRM (2001) - Innovative Kundenbindung im Internet. absatzwirtschaft, 2001.
* Fu-Hsiang Chen, Der-Jang Chi, Yi-Cheng Wang (2015)." Detecting biotechnology industry's earnings management using Bayesian network, principal component analysis, back propagation neural network, and decision tree",Economic Modelling, Volume 46, Issue null, 1-10