

## ترکیب شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات در

### پیش بینی سود هر سهم

سجاد نقدی\*

دکتر محمد عرب مازار یزدی\*\*

### چکیده

پیش بینی سود هر سهم از اهمیت فراوانی برای سرمایه گذاران و مدیران داخلی شرکت ها برخوردار است. بررسی پژوهش های قبلی حاکی از آن است که در اکثر آنها، به فرضیه وجود رابطه غیرخطی میان سود و عوامل تعیین کننده آن توجه نشده است. این در حالی است که برخی از پژوهشگران نشان داده اند، رابطه میان سود و عوامل تعیین کننده آن خطی نیست. به همین دلیل و همچنین نقش محوری سود هر سهم در تصمیمات سرمایه گذاران، با استفاده از الگوهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی و الگوهای سری زمانی، سود هر سهم میان دوره ای ۱۲۶ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۵ بررسی و پیش بینی شده است. در ادامه و در گام بعدی برای تعیین متغیرهای ورودی مؤثر بر سود هر سهم از الگوریتم بهینه سازی ژنتیک و تجمع ذرات استفاده شده است. به کارگیری روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات

\* دانشجوی دکتری حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

\*\* دانشیار حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

نویسنده مسئول مقاله: سجاد نقدی (Email: sajad.nagdi@yahoo.com)

تاریخ پذیرش: ۹۶/۵/۲۸

تاریخ دریافت: ۹۴/۷/۱۵

می‌تواند علاوه بر استفاده از روش‌های نوین برای پیش‌بینی سود هر سهم، سرمایه‌گذاران را نیز در تصمیم‌گیری‌های آتی یاری رساند. نتایج نشان می‌دهد روش پیشنهادی قادر است تا متغیرهای ورودی مؤثر بر سود هر سهم را از میان تمام متغیرهای ورودی استخراج و توانایی و قدرت تعمیم شبکه عصبی مصنوعی را افزایش دهد.

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی سود هر سهم، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک.

#### مقدمه

در سال‌های اخیر با توجه به رونق بازار سرمایه در کشور و افزایش آگاهی و شناخت مردم از بورس، توجه سهامداران به گزارش‌های مالی شرکت‌های بورسی و در رأس آن سود حسابداری جلب شده است. می‌توان ادعا کرد که سود حسابداری، مهم‌ترین رقم صورت‌های مالی است، به طوری که شاید با انتشار صورت‌های مالی، اولین رقمی که ذی‌نفعان سازمان در پی آن هستند، سود خالص است. علاوه بر این، پیش‌بینی سودهای آتی حسابداری اهمیت فراوانی برای ذی‌نفعان سازمان دارد. لذا، سهامداران در پی رویکردی هستند تا با پیش‌بینی سود یک شرکت، تصمیم خود را مبنی بر سرمایه‌گذاری یا عدم سرمایه‌گذاری در آن شرکت را نهایی کنند. زیرا این پیش‌بینی یکی از راه‌های کاهش عدم اطمینان نزد سهامداران محسوب می‌شود (دموری و همکاران، ۱۳۹۰).

با توجه به اینکه در محیط اقتصادی ایران، دسترسی آسان به مجراها و منابع مختلف پیش‌بینی نظیر تحلیل گران و سایر نهادهای تخصصی امکان‌پذیر نیست، در نتیجه راهکار جایگزین، اتکا به الگوهای آماری است. در پیش‌بینی‌های مالی و اقتصادی دغدغه اصلی پژوهشگران، استفاده از الگوهای مناسب پیش‌بینی اطلاعات مالی است. زیرا برخی سری‌های زمانی متداول از جمله قیمت سهام و سود هر سهم پیچیده، غیرپایا، همراه با اغتشاش و نامتناسب با الگوهای خطی بوده و لذا الگوسازی آنها دشوار است. با توجه به پژوهش‌های صورت گرفته توسط پژوهشگران مختلف از قبیل قاسمی (۱۳۸۴) و حقیقت منفرد و همکاران (۱۳۹۱)، رویکرد عمده برای پیش‌بینی سود هر سهم، روش‌های آماری

مبتنی بر سری‌های زمانی مانند میانگین متحرک، هموارسازی، آریما، رگرسیون و یا ترکیبی از آنها است. این در حالی است که با توجه به محیط اقتصادی ایران که شرایط محیطی همواره در حال تغییر است، الگوهای مذکور نمی‌توانند تقریب خوبی از تغییرات محیطی را تخمین بزنند. به این ترتیب نیاز به استفاده از ابزارها و الگوهای نوین به منظور پیش‌بینی این دوره‌ها ضروری می‌گردد. بنابراین، امروزه تلاش پژوهشگران روی بررسی ترکیب‌های مختلف روش‌های کلاسیک و نوین به منظور دستیابی به پیش‌بینی‌های هرچه دقیق‌تر متمرکز شده است.

همان‌طور که ذکر آن گذشت، رفتار بازار سرمایه یک رفتار غیرخطی و آشوبناک است، لذا الگوهای خطی قادر به تبیین چنین رفتارهایی نیستند (اعتمادی و همکاران، ۱۳۹۱). در راستای حل این مشکلات، در سال‌های اخیر فناوری شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای در پیش‌بینی متغیرهای مالی و اقتصادی مورد استفاده قرار گرفته است؛ زیرا شبکه‌های عصبی برخلاف الگوهای خطی، آثار غیرخطی و تعاملات پیچیده میان متغیرها را منعکس می‌کنند (عرب مازار و قاسمی، ۱۳۸۸). شبکه‌های عصبی با استفاده از الگوریتم‌های مختلفی نظیر الگوریتم ژنتیک، الگوریتم تجمع ذرات و الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا بهینه‌سازی می‌شوند. پژوهش‌های قبلی نشان داده‌اند که در اکثر موارد، الگوریتم ژنتیک نسبت به سایر الگوریتم‌های آموزش شبکه عصبی بهتر عمل می‌کند (دورسی و مایر، ۱۹۹۵). به همین دلیل در این پژوهش از طریق ترکیب دو روش محاسباتی الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات از رویکرد جدیدتری در جست‌وجوی بهترین متغیرها از میان متغیرهای موجود استفاده شده است تا عدم کارایی متغیرهای ناموثر به حداقل رسیده و بهترین ساختار شبکه عصبی برای پیش‌بینی سود هر سهم میان‌دوره‌ای با توجه به متغیرهای ورودی مؤثر انتخاب شود.

ساختار مقاله به شرح زیر تدوین گردیده است: در بخش اول مبانی نظری مرتبط با موضوع و فرضیه‌های پژوهش ارائه گردیده و پیشینه‌ای از مطالعات مرتبط با موضوع و

متغیرهای پژوهش حاضر ارائه می‌گردد. در بخش دوم، روش پژوهش اعم از الگوهای پژوهش، متغیرها، جامعه و نمونه آماری ارائه خواهد شد و در نهایت در بخش سوم نتایج آماری همراه با تفسیر و نتیجه‌گیری ارائه می‌گردد.

### مبانی نظری

هیأت استانداردهای حسابداری مالی (FASB) در بیانیه مفهومی حسابداری مالی شماره یک خود، یکی از اهداف گزارشگری مالی را ارائه اطلاعات مفید به منظور کمک به سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر استفاده‌کنندگان بالفعل بالقوه در ارزیابی مبلغ، زمان‌بندی و عدم اطمینان جریان‌های نقدی آتی بیان نموده است. با وجود آگاهی هیأت مزبور از اهمیت مبالغ مندرج در گزارش‌های مالی، در بیانیه‌های مفهومی، رهنمودهای اندکی پیرامون نحوه به‌کارگیری این مبالغ ارائه شده است. از این رو برای پر کردن این خلأ، الگوهای ارزشیابی مبتنی بر حسابداری رهنمودهایی در این زمینه فراهم آورده‌اند. با توجه به دشواری‌های موجود پیرامون تعیین متغیرهای موجود در الگوهای اقتصادی ارزشیابی (مانند دشواری تعیین نرخ تنزیل و پیش‌بینی سود تقسیمی برای سال‌های آتی و...)، این الگوها به تدریج منسوخ و الگوهای ارزشیابی مبتنی بر حسابداری ظهور یافتند.

در الگوهای ارزشیابی مبتنی بر حسابداری تلاش می‌شود که از اطلاعات موجود در صورت‌های مالی به منظور تعیین ارزش شرکت استفاده شود (هاشمی و سروش یار، ۱۳۹۱). به عنوان مثال، در برخی الگوهای ارزشیابی نظیر فیشر و الگوی قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای، برآورد جریان‌های نقدی آتی مورد انتظار ضروری است. ولی با توجه به اینکه معمولاً این برآوردها در دسترس نیستند از اطلاعات جایگزین نظیر سود حسابداری بهره برده می‌شود. به طوری که FASB نیز باور دارد در پیش‌بینی جریان‌های نقدی آتی، سود نسبت به دریافت‌ها و پرداخت‌های آتی شاخص مطلوب‌تری است. عموماً در تصمیمات سرمایه‌گذاران انتظارات مربوط به توزیع‌های نقدی آتی نقش اساسی دارد. در صورتی که بتوان میان سودهای گزارش شده و توزیع سود سهام ارتباطی ایجاد کرد، توجه سرمایه‌گذاران به سودهای پیش‌بینی شده آتی معطوف خواهد شد. سود تقسیمی

معمولاً تابعی از سود حسابداری است. در نتیجه سود پیش‌بینی شده به عنوان عامل تعیین‌کننده در پیش‌بینی توزیع سود آتی سهام توسط بسیاری از سرمایه‌گذاران به کار گرفته می‌شود.

الگوهای سری زمانی متنوع نظیر الگوهای آریمای جزء اولین الگوهای آماری بودند که پژوهشگران مختلف نظیر (فاستر<sup>۲</sup> ۱۹۷۷) در پیش‌بینی سود از آنها بهره می‌بردند؛ اما به اعتقاد برخی پژوهشگران نظیر کائو و پاری<sup>۳</sup> (۲۰۰۹) الگوهای سری زمانی عملکرد رضایت بخشی در پیش‌بینی سود هر سهم نداشته است. به همین دلیل در سال‌های اخیر پژوهشگران به دنبال این بوده‌اند که دقت پیش‌بینی الگوهای آماری را افزایش دهند. از این رو اخیراً برخی دیگر از پژوهشگران (کالن<sup>۴</sup> و همکاران، ۱۹۹۶؛ و ژانگ<sup>۵</sup> و همکاران، ۲۰۰۴) راهکارهای جدیدی را ارائه داده‌اند. در گام اول این پژوهشگران سعی کرده‌اند با معرفی و ایجاد انواع مختلف الگوهای غیرخطی، آثار و روابط غیرخطی در داده‌های سود هر سهم را در نظر بگیرند و در گام بعدی نیز متغیرهای تأثیرگذار نظیر متغیرهای بنیادی حسابداری را وارد الگوهای پیش‌بینی نمایند. متغیرهای بنیادی شامل بخش عمده‌ای از متغیرهای حسابداری از قبیل موجودی کالا، حساب دریافتی و مخارج سرمایه‌ای است.

در ادبیات نظری، شواهدی در ارتباط با تأثیرگذاری برخی از مهم‌ترین متغیرهای بنیادی حسابداری توسط پژوهشگران مختلفی نظیر استوبر<sup>۶</sup> (۱۹۹۳) و کریستین و کیم<sup>۷</sup> (۱۹۹۵) ارائه گردیده است. به عنوان مثال، به اعتقاد لو و تیاگارجان<sup>۸</sup> (۱۹۹۳) افزایش یا کاهش در موجودی کالا می‌تواند علائمی را در ارتباط با آینده به بازار مخابره نماید. زمانی که موجودی کالا روندی افزایشی به خود بگیرد، این بدان معنا است که احتمالاً اقتصاد با رکود مواجه بوده و به زودی روند نزولی سود آغاز می‌شود. میزان حساب‌های دریافتی نیز دربرگیرنده اطلاعات مهمی در ارتباط با سود است. جدا از اینکه عدم وصول حساب‌های دریافتی، هزینه مطالبات مشکوک‌الوصول شرکت را افزایش می‌دهد، رسوب منابع شرکت در حساب‌های دریافتی، عملاً منابع تحت اختیار شرکت‌ها برای

سرمایه‌گذاری را کاهش می‌دهد (استوبر، ۱۹۹۳). مخارج سرمایه‌ای و سرمایه‌گذاری در دارایی‌های مولد نظیر ماشین‌آلات و تجهیزات تولیدی نیز می‌تواند سوددهی آتی شرکت را تضمین نماید. در این زمینه کریستین و کیم (۱۹۹۵) این واقعیت را نشان دادند که مخارج سرمایه‌ای، نشانه خوبی از فعالیت‌های آتی شرکت بوده و در نتیجه استفاده از مخارج سرمایه‌ای در پیش‌بینی سودهای آتی حمایت می‌کند.

یکی دیگر از مؤلفه‌های تأثیرگذار بر سوددهی شرکت، میزان هزینه‌های شرکت است. هزینه‌های اداری، عمومی و فروش و بهای تمام شده کالای فروش رفته اگر به اندازه‌ای افزایش یابند که شرکت با درآمد خود نتواند این هزینه‌ها را پوشش دهد، ادامه حیات شرکت به خطر خواهد افتاد. لذا این دو گروه از هزینه‌ها از عوامل مؤثر بر سوددهی شرکت محسوب می‌شوند. مالیات و تعرفه‌های آن نیز می‌تواند در انتقال یا عدم انتقال منابع شرکت به دولت کاملاً مؤثر باشد، لذا در صنایعی که معافیت‌های مالیاتی وجود دارد، سود خالص افزایش خواهد یافت. در نهایت بهره‌وری کارکنان نیز نقشی مهم در سودآوری شرکت دارد. اگر میزان فروش به نسبت کارکنان شرکت رقم مطلوب و قابل قبولی باشد، در آن صورت بخشی اعظمی از هزینه‌های حقوق و دستمزد کارکنان جبران شده و سود خالص تقسیمی میان سهامداران افزایش می‌یابد.

### فرضیه‌های پژوهش

براساس مطالعات مقدماتی و بررسی مبانی نظری و پیشینه پژوهش‌های انجام شده و در راستای پاسخگویی به سؤال پژوهش، فرضیه‌های زیر تدوین شده است.

فرضیه ۱: ترکیب شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات به منظور پیش‌بینی سود هر سهم شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران نسبت به سایر الگوهای شبکه عصبی از دقت بیشتری برخوردار است.

فرضیه ۲: پیش‌بینی الگوهای شبکه عصبی نسبت به سری‌زمانی از دقت بیشتری برخوردار است.

## پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر مطالعات فراوانی در زمینه استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری در حوزه حسابداری و مالی صورت گرفته است. عمده تمرکز پژوهش‌های حوزه الگوهای نوین، بیشتر مبتنی بر شبکه عصبی بوده است. برای بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی، در پژوهش‌های مختلف از دو راهکار استفاده شده است. برخی پژوهشگران نظیر **عرب‌مازار و قاسمی (۱۳۸۸)** از الگوریتم ژنتیک در انتخاب بهترین ورودی‌های مؤثر الگو در پیش‌بینی متغیرهای مالی استفاده کرده‌اند. در حالی که برخی دیگر از پژوهشگران همچون **کائو و پاری (۲۰۰۹)** از الگوریتم ژنتیک در ایجاد بهترین معماری ساختار شبکه عصبی بهره برده‌اند. در این پژوهش سعی بر این است تا از این دو مزیت الگوریتم ژنتیک استفاده گردد.

در پژوهش **کالن و همکاران (۱۹۹۶)** قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی و انواع مختلف الگوهای سری زمانی در پیش‌بینی سود هر سهم شرکت‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت، این پژوهشگران از انواع مختلف الگوهای تک‌متغیره سری زمانی و شبکه عصبی استفاده نموده و به این نکته تأکید داشتند که سود هر سهم میان‌دوره‌ای از نوع داده‌های مالی غیرخطی است، آنها در پژوهش خود از سود هر سهم میان‌دوره‌ای ۲۹۶ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار نیویورک استفاده نمودند. نتایج حاکی از این بود که در پیش‌بینی سود هر سهم، الگوهای تک‌متغیره سری زمانی از دقت بالاتری نسبت به الگوهای تک‌متغیره شبکه‌های عصبی برخوردار است. این در حالی است که تعدادی دیگر از پژوهشگران نظیر **ژانگ و همکاران (۲۰۰۴)** معتقد هستند که دلیل اصلی برتری الگو سری زمانی بر شبکه عصبی، عدم بهره‌برداری از متغیرهای حسابداری و مالی است، لذا در ادامه مطالعه **کالن و همکاران (۱۹۹۶)** و **ژانگ و همکاران (۲۰۰۴)** چندین متغیر بنیادی حسابداری شامل مخارج سرمایه‌ای، حساب دریافتی و موجودی کالا را به منظور بهبود قدرت الگوهای غیرخطی به الگو افزودند. نتایج نشان داد که الگوهای شبکه عصبی چندمتغیره از دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به انواع مختلف الگوهای سری زمانی برخوردار هستند.

**کائو و پاری (۲۰۰۹)** به مقایسه قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی که با الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شده بود با دقت پیش‌بینی الگوی چندمتغیری شبکه عصبی که با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا بهینه‌سازی شده بود، پرداختند. آنها در پژوهش خود از ۸ الگوی مختلف خطی و غیرخطی استفاده کردند. متغیرهای مورد استفاده در پژوهش آنها نیز مشابه متغیرهای پژوهش **ژانگ و همکاران (۲۰۰۴)** بود. نتایج نشان داد که دقت پیش‌بینی شبکه عصبی که با الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی می‌شود از دقت پیش‌بینی الگوی چند متغیری شبکه عصبی که با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا بهینه‌سازی می‌شود، بیشتر است.

پژوهش **کائو و پاری (۲۰۰۹)** برخلاف پژوهش **کالن و همکاران (۱۹۹۶)**، قدرت پیش‌بینی بیشتر شبکه عصبی را نشان داد. استدلال آنها این بود که پیش‌بینی سود هر سهم الگوهای شبکه عصبی باید با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از اطلاعات مربوط نظیر متغیرهای بنیادی پژوهش **لو و تیاگاراگان (۱۹۹۳)** باشد. آنها همچنین در استدلال خود به دوره زمانی طولانی پژوهش **کالن و همکاران (۱۹۹۶)** اشاره داشتند. **کائو و همکاران (۲۰۱۰)** نیز در ادامه پژوهش **کائو و پاری (۲۰۰۹)** به جای استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی پس انتشار خطا، از الگوریتم ژنتیک در بهبود آموزش و یادگیری شبکه عصبی استفاده کردند، یافته‌ها حاکی از این بود که استفاده از الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی شبکه عصبی، قدرت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. آنها همچنین نشان دادند که کاربرد متغیرهای بنیادی حسابداری در الگوهای شبکه عصبی، دقت پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد. این نتیجه مشابه پژوهش **ژانگ و کائو (۲۰۰۴)** است.

در میان پژوهش‌های داخلی **قاسمی (۱۳۸۴)** در پژوهشی نشان داد که پیش‌بینی مدیران از سود از پیش‌بینی‌های الگوهای سری زمانی دقیق‌تر است. به هر حال اگر به روش‌های عینی نیاز باشد، باید روش‌های آماری جایگزین گردد. نقطه ابهام روش‌های آماری معرفی بهترین الگوی پیش‌بینی است. در ایران **اعتمادی و همکاران (۱۳۹۴)** به



بررسی و مقایسه الگوی سری زمانی و شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چندلایه پرداختند. برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شده است. نتایج این پژوهش نیز همسو با پژوهش **انوری رستمی و همکاران (۱۳۹۳)** در تأیید روابط غیرخطی میان متغیرهای حسابداری و سود هر سهم است.

به منظور افزودن به ادبیات حاکم بر پیش‌بینی سود هر سهم در پژوهش حاضر با افزودن الگوریتم تجمع ذرات گامی دیگر در بهبود الگوهای پیش‌بینی سود هر سهم برداشته شده است؛ زیرا اعتقاد بر این است که الگوریتم تجمع ذرات توانایی بهبود نقاط ضعف شبکه عصبی را دارا است. علاوه بر این در پژوهش‌های قبلی نظیر **ژانگ و همکاران (۲۰۰۴)** و **کائو و همکاران (۲۰۱۰)**، **اعتمادی و همکاران (۱۳۹۴)** علیرغم استفاده از متغیرهای مختلف، متغیرهای مؤثر و کلیدی در پیش‌بینی سود هر سهم معرفی نگردیده‌اند؛ لذا، معرفی متغیرهای کلیدی و مؤثر در پیش‌بینی سود هر سهم وجه تمایز دیگر میان پژوهش حاضر با سایر پژوهش‌های حوزه موضوع پژوهش است. در نهایت به منظور آزمون کارایی الگوی معرفی شده، پیش‌بینی سود هر سهم برای داده‌های برون نمونه‌ای (میان‌دوره اول سال ۱۳۹۵) انجام شده است.

## روش پژوهش

### اندازه‌گیری متغیرهای پژوهش

#### سود هر سهم

متغیر وابسته پژوهش حاضر سود هر سهم میان دوره‌ای است. سود هر سهم یکی از آماره‌های مالی بسیار مهم است که مورد توجه سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران مالی است. سود هر سهم نشان‌دهنده سودی است که عاید هر سهم عادی می‌شود و اغلب برای ارزیابی سودآوری و ریسک مرتبط با سود و نیز قضاوت در خصوص قیمت سهام استفاده می‌شود. با توجه به اینکه صورت‌های مالی میان دوره‌ای سه ماهه حسابرسی نمی‌شوند، به منظور افزایش قابلیت اتکای نتایج، در این پژوهش سود هر سهم که از صورت‌های مالی میان‌دوره‌ای شش ماه استخراج شده است، ملاک قرار گرفته است.

### متغیرهای بنیادی

در پژوهش حاضر، علاوه بر سود هر سهم سال‌های گذشته، با بررسی پژوهش‌های قبلی نظیر پژوهش آباربانل و بوشی (۱۹۹۷) هفت متغیر بنیادی به عنوان متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی سود هر سهم میان‌دوره‌ای انتخاب شده‌اند. دلیل انتخاب این عوامل در درجه اول، قدرت توضیحی بالای آنها در پیش‌بینی عایدات آتی و در درجه دوم وجود اطلاعات مالی در دسترس برای محاسبه آنها است. این متغیرها به شرح زیر هستند:

۱. نسبت ارزش ریالی موجودی مواد و کالا به تعداد سهام در جریان شرکت.
۲. نسبت ارزش حساب‌های دریافتی به تعداد سهام در جریان شرکت.
۳. عبارت است از نسبت مخارج سرمایه‌ای (افزایش یا کاهش در دارایی ثابت مشهود طی دو دوره مالی میان‌دوره‌ای) به تعداد سهام در جریان شرکت.
۴. نسبت سود ناخالص به تعداد سهام در جریان شرکت.
۵. نسبت هزینه‌های اداری و فروش به تعداد سهام در جریان شرکت.
۶. نرخ مالیات مؤثر: معادل است با درآمد مالیاتی تقسیم بر درآمد قبل از مالیات.
۷. لگاریتم بهره‌وری نیروی کار که به صورت لگاریتم نسبت فروش به تعداد کارکنان تعریف می‌شود.

ممکن است برخی عوامل نظیر افزایش سرمایه، متغیرهای پژوهش را در طول دوره مطالعه تحت تأثیر قرار دهد، لیکن بررسی دقیق نمونه انتخابی، بیانگر آن است که عمدتاً در طول دوره مطالعه افزایش سرمایه نداشته‌اند و اگر افزایش سرمایه صورت گرفته است از طریق تجدید ارزیابی دارایی‌های ثابت و دیگر راه‌های غیر از افزایش تعداد سهام بوده است.

### جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری پژوهش حاضر شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. نمونه آماری شرکت‌هایی را شامل می‌شود که سه ویژگی ذیل را دارا باشند:

۱. سهام آنها بین سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴ مورد معامله قرار گرفته باشد.
۲. شرکت که سودآور باشد.
۳. در دسترس بودن داده‌های مربوط به سود هر سهم و متغیرهای مورد نیاز پژوهش نظیر تعداد کارکنان شرکت برای ۱۲ میان‌دوره ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴. با توجه به فیلترهای بالا، نمونه نهایی متشکل از ۱۵۱۲ میان‌دوره - شرکت است.

### الگوهای پژوهش

در راستای آزمون فرضیه‌های پژوهش حاضر و پیش‌بینی سود هر سهم، از طریق ایجاد دو الگوی اصلی و پنج الگوی فرعی به ارزیابی قدرت هر کدام از الگوها پرداخته شده است.

### الگوی اصلی اول: الگوی سری زمانی چند متغیره

پیش‌بینی سری‌های زمانی یکی از مهم‌ترین زمینه‌های پیش‌بینی است که در آن مشاهدات گذشته یک متغیر جمع‌آوری و به منظور به دست آوردن روابط اساسی بین مشاهدات و تعیین یک الگو توصیفی، تجزیه و تحلیل می‌شود و سپس الگوی حاصل شده به منظور برون‌یابی سری‌های زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. مهم‌ترین محدودیت این گونه الگوها پیش فرض خطی بودن آنها است. یعنی فرض شده است که بین مقادیر سری زمانی یک ساختار همبسته خطی وجود دارد. لذا، الگوهای غیرخطی نمی‌توانند توسط الگوهای خطی محاسبه شوند و به همین دلیل است که تخمین الگوهای خطی برای مسائل پیچیده دنیای واقعی که اغلب الگوهای غیرخطی هستند، همیشه رضایت‌بخش نخواهند بود. در این روش مشابه با پژوهش ژانگ و همکاران (۲۰۰۴) و با استفاده از متغیرهای بنیادی حسابداری پژوهش آباربانل و بوشی (۱۹۹۷) از الگوی چند متغیره سری زمانی رابطه ۱ استفاده می‌شود.

$$E(Y_t) = a_0 + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + b_3 INV_{t-1} + b_4 AR_{t-1} + b_5 CAPX_{t-1} + b_6 GM_{t-1} + b_7 SA_{t-1} + b_8 ETR_{t-1} + b_9 LF_{t-1} + e_t \quad (1)$$

نمادهای مورد استفاده برای متغیرهای توضیحی و وابسته رابطه ۱ در جدول شماره ۱ نمایش داده شده است.

جدول شماره ۱. نمادها و تعاریف عملیاتی مورد استفاده متغیرهای پژوهش

| نماد | متغیر                             | تعریف عملیاتی   |
|------|-----------------------------------|---|
| Y    | سود هر سهم<br>میان‌دوره‌ای        | سود پایه هر سهم از تقسیم سودخالص یا زیان قابل انتساب به صاحبان سهام عادی به تعداد سهام در جریان شرکت محاسبه می‌شود. |
| INV  | موجودی کالا                       | نسبت ارزش ریالی موجودی مواد و کالا به تعداد سهام در جریان شرکت  |
| AR   | حساب‌های دریافتی                  | نسبت ارزش حساب‌های دریافتی به تعداد سهام در جریان شرکت  |
| CAPX | مخارج سرمایه‌ای                   | نسبت مخارج سرمایه‌ای (افزایش یا کاهش در دارایی ثابت مشهود طی دو دوره مالی میان‌دوره‌ای) به تعداد سهام در جریان شرکت |
| GM   | سود ناخالص                        | نسبت سود ناخالص به تعداد سهام در جریان شرکت   |
| SA   | هزینه‌های اداری و فروش            | نسبت هزینه‌های اداری و فروش به تعداد سهام در جریان شرکت   |
| ETR  | نرخ مالیات مؤثر                   | معادل با درآمد مالیاتی تقسیم بر درآمد قبل از مالیات است   |
| LF   | بهره‌وری نیروی کار<br>براساس فروش | لگاریتم نسبت فروش به تعداد کارکنان  |

#### الگوی اصلی دوم: شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر الگوریتم پس انتشار خطا

شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌هایی با قدرت انجام عملیاتی مانند سیستم‌های طبیعی عصبی هستند و به عبارت بهتر می‌توانند ویژگی‌هایی شبیه به مغز انسان را تقلید کنند. یک شبکه عصبی از نرون‌های مصنوعی تشکیل شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه‌ای از نرون‌های متصل به هم است که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه گفته می‌شود. نرون یا گره کوچکترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. شبکه‌های عصبی به رغم تنوع از ساختار مشابهی برخوردار است. یک شبکه عصبی معمولاً از سه لایه ورودی، میانی و خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی فقط اطلاعات را دریافت و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند، لذا تعداد نرون‌های لایه 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 لایه

ورودی و خروجی، لایه میانی هیچ مفهومی را نشان نمی دهد و صرفاً نتیجه لایه میانی در فرایند محاسبه ارزش خروجی است، اما از اهمیت خاصی در فرایند آموزش برخوردار است (پورحیدری و اعظمی، ۱۳۸۹).

در این الگو فرض شده است داده های سود هر سهم میان دوره ای رابه صورت زمانی در دست داریم. سپس شبکه های عصبی طراحی شده، داده های در دسترس را از ابتدای شروع دوره تا دوره t را دریافت کرده و از طریق این داده ها آموزش دیده و قادر خواهد بود سود هر سهم را در بازه زمانی t تا پایان دوره مورد نظر را پیش بینی نماید. در طراحی یک الگوی شبکه عصبی، در واقع باید تعداد لایه های میانی شبکه، تعداد نرون های هر لایه، الگوریتم های یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد، تعداد تکرارها، نرمال کردن داده ها، اندازه مجموعه آموزشی و یادگیری مشخص گردد. در تعیین این موارد روش های سیستماتیک وجود ندارد، بنابراین بهترین طراحی شبکه با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا به دست می آید (مکیان و تکلو، ۱۳۸۸). در ابتدا داده ها وارد محیط نرم افزاری Excel شده و پس از محاسبات مورد نیاز و تعیین بیشترین و کمترین داده ها با استفاده از رابطه ۲ داده ها نرمال می شوند. برای تسریع در فرایند آموزش شبکه های عصبی، نیازه تغییر مقیاس داده ها به دامنه صفر و یک است، در نتیجه در ابتدا پس از نرمال شدن داده ها، الگوهای شبکه های عصبی این پژوهش طراحی می شود.

$$x = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (2)$$

پس از نرمال شدن، داده ها به سه قسمت تقسیم می شوند: مجموعه آموزش یا یادگیری شبکه شامل ۸۰ درصد داده ها، مجموعه اعتبارسنجی شامل ۱۰ درصد داده ها و مجموعه آزمون شبکه که شامل ۱۰ درصد کل داده ها هستند. در گام بعدی اقدام به پیش بینی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی شده است. برای انجام این مهم از جعبه ابزار شبکه های عصبی مصنوعی در نرم افزار MATLAB استفاده شده است.

### الگوی فرعی اول: الگوی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک

در قسمت قبل، با استفاده از الگوی شبکه عصبی مصنوعی یک الگو برای پیش‌بینی سود هر سهم میان‌دوره‌ای ارائه گردید. در این بخش نیز شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک به منظور به دست آوردن پارامترهای مؤثر و بهینه سازی ورودی‌های شبکه عصبی ترکیب شده است. در حقیقت هدف الگوی پیشنهادی ارائه بهترین ساختار شبکه عصبی برای پیش‌بینی سود هر سهم میان‌دوره‌ای با توجه به متغیرهای ورودی مؤثر به شبکه است. تفکر اصلی الگوریتم ژنتیک از نظریه تکامل داروین گرفته شده است. نظریه داروین بیانگر این نکته است که آن دسته از خصوصیات و صفاتی در طبیعت پایدار می‌مانند که با قانون طبیعت سازگاری بیشتری داشته باشند و هر چه این سازگاری بیشتر باشد، شانس ادامه حیات آن بیشتر است. به این ترتیب می‌توان دید که طبیعت با بهره‌گیری از یک روش ساده حذف تدریجی گونه‌های نامناسب و در عین حال تکثیر بیشتر گونه‌های بهینه، قادر است تا دائماً هر نسل را از لحاظ خصوصیات مختلف ارتقا بخشد. این الگوریتم جزء کلاس الگوریتم‌های بهینه‌سازی تصادفی قرار دارد. این الگوریتم به خصوص برای بهینه‌سازی مسائل پیچیده با فضای جست و جوی ناشناخته مناسب است. به طور مختصر گفته می‌شود که الگوریتم ژنتیک یک تکنیک برنامه نویسی است که از تکامل ژنتیکی به عنوان یک الگوی حل مسئله استفاده می‌کند (عالم تبریز و همکاران، ۱۳۸۷).

### الگوی فرعی دوم: الگوی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم تجمع ذرات

در سال‌های اخیر با توجه به محدودیت‌های موجود در روش‌های ریاضی، پژوهش‌های فراوانی در زمینه استفاده از الگوریتم‌های تکاملی در جهت بهینه‌سازی انجام شده است. یکی از کاراترین روش‌ها الگوریتم تجمع ذرات است. این الگوریتم در متون فارسی با عناوین دیگری از قبیل توده ذرات، انبوه ذرات و ازدحام ذرات نیز شناخته می‌شود. این الگوریتم برای اولین بار توسط **کندی و ابرهارت (۱۹۹۵)** به کار برده شد. این الگوریتم الهام گرفته از پرواز همزمان پرندگان، شنای دسته جمعی ماهی‌ها و زندگی اجتماعی آنها است که با استفاده از یک سری روابط ساده ترکیب بندی شده است. در الگوریتم

بهینه‌سازی تجمعی ذرات تعدادی عامل به نام ذره به جستجوی فضا برای یافتن نقطه بهینه می‌پردازند. در هر گام ذرات مکان خود را در فضا تغییر می‌دهند تا به هدف خود برسند. مکان جدید هر ذره بر اساس مکان قبلی، بهترین نقطه‌ای که خود آن ذره تا به حال پیدا کرده و بهترین نقطه‌ای که جمع ذرات تاکنون به آن رسیده‌اند تعیین می‌شود. ذره یا پرنده در واقع با تغییر بردار سرعت خود می‌تواند مکان بعدی خود را تعیین کند. بنابراین، در این مسئله به ازای هر ذره یک بردار سرعت نیز در نظر گرفته می‌شود.

#### **الگوی فرعی سوم: الگوی ترکیبی شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع**

توانمندی الگوریتم تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک در حل مسائل پیچیده بارها به اثبات رسیده است. به هر حال هر کدام از این دو روش دارای نقاط ضعف و قوتی هستند. مقایسه بین الگوریتم‌های تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک توسط آنجلاین (۱۹۹۸) صورت گرفته و با توجه به نتایج به دست آمده، وی پیشنهاد کرد که با ترکیب این دو الگوریتم الگوی به دست آمده تبدیل به الگوی با کارایی قوی در حل مسائل و ایجاد یک فضای جستجوی خوب خواهد شد. اساس کلی این روش بدین صورت است که مزایای الگوریتم تجمع ذرات به همراه عملگرهای بسیار سودمند الگوریتم ژنتیک (جهش و تقاطع) ترکیب و الگوریتم ترکیبی به وجود می‌آید. یکی از مزایای الگوریتم تجمع ذرات نسبت به الگوریتم ژنتیک ساده بودن و کم بودن پارامترهای آن نسبت به الگوریتم ژنتیک است. از مشکلات اساسی الگوریتم تجمع ذرات همگرایی زودرس این روش است که این همگرایی لزوماً رسیدن به جواب بهینه نیست، برای جلوگیری از این اتفاق، موقعیت ذرات و همچنین بهترین ذره باید تغییر کند و تغییر این موقعیت از طریق همان ترکیب با الگوریتم ژنتیک صورت می‌گیرد. عملگرهای بسیار کارآمد الگوریتم ژنتیک، عملگر جهش و تقاطع هستند که با به کار گرفتن عملگر تقاطع اطلاعات بین دو ذره از جمعیت مبادله می‌شوند و بدین ترتیب ذره مورد نظر می‌تواند به یک نقطه جدید در فضای تصمیم منتقل شود. هدف از به کار بردن دومین عملگر مورد نظر (جهش) افزایش

گونگونگی و ایجاد تنوع در جمعیت و نهایتاً جلوگیری از رسیدن به جواب بهینه موضعی است.

### نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل داده‌ها آمار توصیفی

به منظور تجزیه و تحلیل مقدماتی داده‌ها آماره‌های توصیفی متغیرهای پژوهش، محاسبه و در جدول شماره ۲ ارائه شده است. همان‌طور که از نتایج نیز مشخص است، دامنه تغییرات سود هر سهم بسیار زیاد است. اخیراً در میان صنایع مختلف صنعت بانک کمترین میزان سود هر سهم را داشته و عمدتاً در منطقه زیان قرار دارند. متوسط موجودی کالا و حساب‌های دریافتی نیز در سال‌های اخیر به دلیل مشکلات متعدد و کمبود نقدینگی مردم برای خرید در وضعیت نامناسبی قرار دارد. به عبارتی موجودی کالای شرکت‌ها در انبارها به صورت راكد باقی مانده و بخشی از منابع شرکت نیز در حساب‌های دریافتی رسوب کرده است. مخارج سرمایه‌ای نیز به دلیل مشکلات تأمین مالی شرکت‌ها در سال‌های اخیر روند نزولی داشته است که حاکی از شرایط رکود در اقتصاد است.

جدول شماره ۲. آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

| متغیرهای پژوهش         | نماد | میانگین | میانه  | بیشینه  | کمینه   |
|------------------------|------|---------|--------|---------|---------|
| سود هر سهم             | Y    | ۴۵۲/۱۱  | ۳۳۱    | ۳۹۲۶    | ۳       |
| موجودی کالا            | INV  | ۱۳۵۱/۴۳ | ۱۰۱۰/۵ | ۵۱۲۱    | ۰/۳۹    |
| حساب‌های دریافتی       | AR   | ۱۶۲۰/۶۵ | ۱۰۳۷   | ۶۹۴۳    | ۰/۱۷    |
| مخارج سرمایه‌ای        | CAPX | ۵۲/۶۰   | ۱۰/۸۷  | ۸۹۶/۶۷  | -۵۰۱/۸۴ |
| سود ناخالص             | GM   | ۶۳۵/۸۵  | ۴۳۸/۵  | ۲۹۸۳    | ۰/۸۳    |
| هزینه‌های اداری و فروش | SA   | ۲۱۷/۷۵  | ۱۳۷/۵۵ | ۱۸۹۳/۲۲ | ۱/۹۵    |
| نرخ مالیات مؤثر        | ETR  | ۰/۱۱۲   | ۰/۱۲۸  | ۰/۴۷۱   | ۰/۰۰۰۱۲ |
| بهره‌وری نیروی کار     | LF   | ۳/۲۱    | ۲/۷۵   | ۴/۹۷    | ۰/۲۳۳   |

### نتایج الگوی سری زمانی چند متغیره

استفاده از روش برآورد حداقل مربعات معمولی (OLS) مستلزم آن است تا متغیرهای سری زمانی پایا باشند، از طرف دیگر بسیاری از باورهای غالب در علوم مالی و اقتصاد



بیانگر آن است که این متغیرها در اکثر موارد پایا نیستند، از این رو اولین گام در تحلیل داده‌های سری زمانی، بررسی پایایی متغیرها است. آزمون دیکي فولر و دیکي فولر تعمیم یافته، از معمول‌ترین آزمون‌هایی هستند که برای تشخیص پایایی یک فرایند سری زمانی بهره‌برداری می‌گردند. فرض صفر این آزمون بر وجود ریشه واحد (عدم پایایی) و فرض مقابل آن عدم وجود ریشه واحد (پایایی) دلالت دارد.

با استفاده از نرم افزار ایویوز بر روی داده‌ها آزمون دیکي فولر انجام شده و سپس مقادیر به دست آمده توسط نرم افزار و مقادیر بحرانی با یکدیگر مقایسه می‌گردد. این محاسبات با در نظر داشتن و یا حذف روند و عرض از مبدأ صورت گرفته است. نتایج پایایی متغیرها در سطح معناداری ۵ درصد بیانگر آن است که فرض صفر مبنی بر وجود ریشه واحد برای تمامی شرکت‌های نمونه تأیید نمی‌شود. در نتیجه تمامی سری‌های زمانی شرکت‌های نمونه ناپایا هستند. بنابراین، این آزمون بار دیگر با یک بار تفاضل‌گیری صورت می‌گیرد. در این حالت، نتایج مبین آن است که فرض ناپایایی ۱۲۱ شرکت نمونه پس یک بار تفاضل‌گیری رد شدند. این در حالی است که ۴ شرکت نمونه با دو بار تفاضل‌گیری پایا و یک شرکت نیز با دو بار تفاضل‌گیری پایا نگردید که از نمونه انتخابی حذف گردیدند. براساس انواع الگوهای سری زمانی در نهایت الگوی جدول شماره ۳ به عنوان الگوی جامع انتخاب گردید. نتایج و شاخص‌های اقتصادسنجی این الگو در جدول شماره ۳ و ۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که در جدول شماره ۴ مشاهده می‌شود، مقدار و سطح معناداری آماره F بیانگر معنادار بودن کلی معادله رگرسیون در سطح ۹۵٪ است.

پس از پایا نمودن تمامی متغیرها و اطمینان از عدم وجود ریشه واحد بین متغیرهای پژوهش، معادله پیش‌بینی سود با استفاده الگوی سری زمانی با روش مجموع حداقل مربعات اعمال شد. در این روش پس از نرمال‌سازی داده‌ها معیارهای ارزیابی عملکرد الگو محاسبه و در جدول شماره ۵ نشان داده شده است.

جدول شماره ۳. نتایج آزمون الگوی سری زمانی

$$E(Y_t) = a_0 + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + b_3 INV_{t-1} + b_4 AR_{t-1} + b_5 CAPX_{t-1} + b_6 GM_{t-1} + b_7 SA_{t-1} + b_8 ETR_{t-1} + b_9 LF_{t-1} + e_t$$

| متغیر       | ضریب متغیر | آماره t | سطح معناداری |
|-------------|------------|---------|--------------|
| عرض از مبدأ | ۰/۰۵۶      | ۲/۶۶۱   | ۰/۰۰۰۸       |
| $Y_{t-1}$   | ۰/۳۳۱      | ۱۲/۴۹۷  | ۰/۰۰۰        |
| $Y_{t-2}$   | ۰/۵۰۱      | ۲۰/۹۳۷  | ۰/۰۰۰        |
| INV         | ۰/۰۵۷      | ۲/۲۶۰   | ۰/۰۲۴        |
| AR          | -۰/۱۴۶     | -۰/۹۳۱  | ۰/۳۵۲        |
| CAPX        | ۰/۰۸۱      | ۳/۴۱۸   | ۰/۰۰۱        |
| GM          | ۰/۰۰۱      | -۰/۰۱۳  | ۰/۹۸۹        |
| SA          | -۰/۰۴۹     | -۱/۸۳۳  | ۰/۰۶۷        |
| ETR         | -۰/۰۰۵     | -۰/۲۲۸  | ۰/۸۲۰        |
| LF          | -۰/۰۳۳     | -۱/۴۳۰  | ۰/۰۹۹        |

جدول شماره ۴. شاخص‌های اقتصادسنجی الگوی سری زمانی

| نوع الگو: الگوی سری زمانی ARIMA |                     |                            |
|---------------------------------|---------------------|----------------------------|
| آزمون F: ۱۳۰/۲۰۲                | سطح معناداری: ۰/۰۰۰ | آزمون دوربین واتسون: ۱/۹۲۴ |
| ضریب تعیین: ۵۳٪                 |                     | ضریب تعیین تعدیل شده: ۵۲٪  |

جدول شماره ۵. مقادیر شاخص‌های خطا به ازای مقادیر پیش‌بینی الگوی سری زمانی

| نوع الگو            | (MSE)  | (MAE)  | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
|---------------------|--------|--------|--------|-------------------|
| سری زمانی چندمتغیره | ۰/۰۱۲۹ | ۰/۰۷۱۶ | ۰/۰۸۳۹ | ۰/۸۲              |

#### نتایج الگوی شبکه عصبی مبتنی بر پس انتشار خطا

یکی از ویژگی‌های شبکه‌های عصبی عدم وجود قانون تأیید شده برای معماری شبکه آنها است؛ معیار مناسبی برای تعیین تعداد لایه و تعداد نرون در لایه میانی، نوع تابع فعال‌سازی برای لایه میانی وجود نداشته و تنها راه‌حل استفاده از روش آزمون و خطا است. به همین دلیل بعد از آزمون ورودی‌های مختلف شبکه که در جدول شماره ۶ نمایان است، در نهایت بهترین نوع شبکه که کمترین میزان خطا را دارد، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با نوع تابع فعال‌سازی سیگموئید و تعداد لایه میانی یک و تعداد نرون هشت انتخاب گردید.

جدول شماره ۶. پارامترهای اصلی شبکه عصبی

| نوع ساختار                           | تابع فعال سازی                     | تعداد لایه پنهان | تعداد نرون لایه پنهان |
|--------------------------------------|------------------------------------|------------------|-----------------------|
| تابع پایه شعاعی<br>پرسپترون چند لایه | سیگموئید تانژانت هیپربولیک<br>گوسی | [1-10]           | [1-20]                |

با توجه به هشت ورودی و یک خروجی در این الگو، پس از طراحی های متعدد و تغییر در تعداد نرون های لایه میانی و دیگر متغیرها، در نهایت ساختار الگویی که کم ترین نسبت خطا را داشته و بهترین جواب را به ما ارائه داد محاسبه شده و در جدول شماره ۷ نمایش داده شده است. در این روش شبکه عصبی ساختار ۸-۸-۱ (۸ نرون لایه ورودی- ۸ نرون لایه میانی و ۱ نرون لایه خروجی) بهترین نتیجه است.

جدول شماره ۷. مقادیر شاخص های خطای شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم پس انتشار خطا

| نوع الگو                                     | (MSE)   | (MAE)  | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
|--|---------|--------|--------|-------------------|
| شبکه عصبی مبتنی بر<br>الگوریتم پس انتشار خطا | ۰/۰۰۱۸۸ | ۰/۰۳۲۲ | ۰/۰۴۷۳ | ۰/۹۳              |

#### نتایج الگوی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک

همان طور که شرح آن گذشت، استفاده بهتر از شبکه عصبی، مستلزم بهینه سازی پارامترهای مورد استفاده در آن است. برای تعیین بهترین مقادیر پارامترهای شبکه های عصبی مانند تعداد لایه ها و نرون های لایه میانی، زمان زیادی صرف واسنجی این پارامترها به روش آزمون و خطا می شود. به همین منظور در اجرای الگو دوم از الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش بهینه سازی که دستیابی به مقادیر مطلوب پارامترهای شبکه عصبی را میسر می سازد، استفاده شده است. بهینه سازی شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، مستلزم تعیین پارامترهای اصلی الگوریتم ژنتیک است. به منظور انتخاب پارامترهای الگوریتم ژنتیک همچون تعداد جمعیت اولیه، احتمال تقاطع و احتمال جهش الگوریتم چندین بار اجرا شد که نتایج آن در جدول شماره ۸ نمایش داده شده است. با تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک اوزان اولیه شبکه عصبی محاسبه می گردد و بدین طریق شبکه عصبی جهت پیش بینی آماده می گردد.

جدول شماره ۸. پارامترهای اصلی الگوریتم ژنتیک

| متغیر پیش‌بینی شده | جمعیت اولیه | احتمال تقاطع | احتمال جهش | تعداد نسل |
|--------------------|-------------|--------------|------------|-----------|
| سود هر سهم         | ۱۰۰         | ۰/۵          | ۰/۳۵       | ۱۰۰۰      |

مقادیر محاسبه شده شاخص‌های خطا در الگو ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم

ژنتیک در جدول شماره ۹ نشان داده شده است.

جدول شماره ۹. مقادیر شاخص‌های خطای شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک

| نوع الگو                         | (MSE)  | (MAE)  | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
|----------------------------------|--------|--------|--------|-------------------|
| ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک | ۰/۰۰۴۱ | ۰/۰۵۷۶ | ۰/۰۶۵۵ | ۰/۹۹              |

### نتایج الگوی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم تجمع ذرات

در اجرای الگوی سوم از الگوریتم تجمع ذرات - به عنوان یک روش بهینه‌سازی که دستیابی به مقادیر مطلوب پارامترهای شبکه عصبی را میسر می‌سازد - استفاده شده است. بهینه‌سازی شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم تجمع ذرات، مستلزم تعیین پارامترهای اصلی الگوریتم تجمع ذرات است. پارامترهای اصلی الگوریتم تجمع ذرات به منظور پیش‌بینی سود هر سهم در جدول شماره ۱۰ نمایش داده شده است.

جدول شماره ۱۰. پارامترهای اصلی الگوریتم تجمع ذرات

| متغیر پیش‌بینی شده | وزن اینرسی | تعداد ذرات | فاکتور یادگیری |
|--------------------|------------|------------|----------------|
| سود هر سهم         | {۰-۱}      | ۷۰         | ۲              |

مقادیر محاسبه شده شاخص‌های خطا در الگوی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم

تجمع ذرات در جدول شماره ۱۱ نشان داده شده است.

جدول شماره ۱۱. مقادیر شاخص‌های خطای شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم تجمع ذرات

| نوع الگو                         | (MSE)  | (MAE)  | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
|----------------------------------|--------|--------|--------|-------------------|
| ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک | ۰/۰۰۵۹ | ۰/۰۵۹۶ | ۰/۰۷۱۲ | ۰/۹۸              |

### نتایج الگوی ترکیبی شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات

مقادیر محاسبه شده شاخص‌های خطا در الگوی ترکیبی شبکه عصبی، الگوریتم

تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک در جدول شماره ۱۲ نشان داده شده است.

| جدول شماره ۱۲. مقادیر شاخص‌های خطای شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات |       |       |        |                   |
|---|-------|-------|--------|-------------------|
| نوع الگو  | (MSE) | (MAE) | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
| ترکیب شبکه عصبی-الگوریتم تجمع ذرات و الگوریتم ژنتیک                               | ۰/۰۰۰ | ۰/۰۱۰ | ۰/۰۲۷  | ۰/۹۹              |

### آزمون فرضیه‌های پژوهش

به منظور آزمون فرضیه‌های پژوهش، نتایج عملکرد الگوهای مختلف شبکه عصبی و سری زمانی مقایسه می‌گردد. با توجه به نتایج جدول شماره ۱۳ و مشاهده تمامی معیارهای ارزیابی عملکرد این الگوها، می‌توان به این نتیجه رسید که ترکیب شبکه‌های عصبی با الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات قدرت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد؛ زیرا تمامی معیارهای ارزیابی این الگو در قیاس با سایر الگوهای پژوهش بهتر است. با توجه به اینکه تنها تفاوت این الگوها در استفاده یا عدم استفاده از الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات است. لذا، می‌توان نتیجه گرفت که کاربرد این الگوریتم‌های فراابتکاری، کارایی الگو را افزایش داده است. همچنین ارزیابی معیارهای عملکرد الگوهای شبکه عصبی حاکی از برتری مطلق این الگوها در قیاس با الگوی سری زمانی است. لذا، به نظر می‌رسد همسو با یافته‌های انوری رستمی و همکاران (۱۳۹۳) و کالن و همکاران (۱۹۹۶)، رابطه میان متغیرهای مالی و سود شرکت‌ها رابطه غیرخطی است. چرا که الگوهای غیرخطی در پیش‌بینی بهتر عمل کرده‌اند.

جدول شماره ۱۳. مقادیر شاخص‌های خطای انواع الگوهای پژوهش

| نوع آموزش  | (MSE) | (MAE) | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
|--|-------|-------|--------|-------------------|
| سری زمانی چند متغیره                                   | ۰/۰۱۲ | ۰/۰۷۱ | ۰/۰۸۳  | ۰/۸۲              |
| شبکه عصبی مبتنی بر پس انتشار خطا                       | ۰/۰۰۱ | ۰/۰۳۲ | ۰/۰۴۷  | ۰/۹۳              |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک                      | ۰/۰۰۴ | ۰/۰۵۷ | ۰/۰۶۵  | ۰/۹۹              |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم تجمع ذرات                  | ۰/۰۰۵ | ۰/۰۵۹ | ۰/۰۷۱  | ۰/۹۸              |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات | ۰/۰۰۰ | ۰/۰۱۰ | ۰/۰۲۷  | ۰/۹۹              |

### استحکام و کارایی الگو

تا بدین جا الگوسازی پژوهش به این صورت بوده است که با استفاده از قسمتی از داده‌های درون نمونه‌ای، الگوی طراحی و با بخشی دیگر از همان داده‌ها، کارایی و دقت

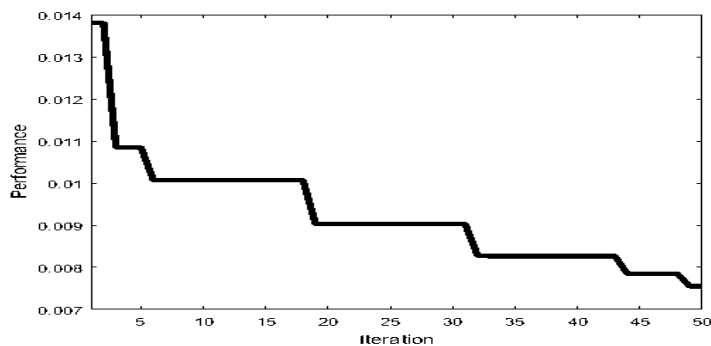
الگو سنجیده شده است. با این حال در ادامه و به منظور آزمون کارایی و استحکام الگوی طراحی شده از آزمون برون نمونه‌ای نیز استفاده می‌گردد. بدین ترتیب که این بار الگوسازی با استفاده از کل داده‌های درون نمونه‌ای انجام پذیرفته و در ادامه سود هر سهم میان دوره‌ای سال ۱۳۹۵ (داده‌های برون نمونه‌ای) پیش‌بینی می‌گردد. به منظور ارزیابی قدرت و استحکام الگو، به بررسی و ارزیابی الگو در دوره زمانی خارج از مطالعه (سال ۱۳۹۵) پرداخته شده است. به همین دلیل بعد از جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز، نتایج مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های واقعی سال ۱۳۹۵ در جدول شماره ۱۴ نمایش داده شده است.

همانطور که از نتایج جدول شماره ۱۴ مشخص است، الگوی ترکیبی شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات در پیش‌بینی سود هر سهم میان دوره اول سال ۱۳۹۵ موفق‌تر از سایر الگوها عمل کرده است. روند آموزش این الگو در نمودار ۱ مشخص است.

جدول شماره ۱۴. نتایج پیش‌بینی برون نمونه‌ای

| نوع آموزش  | (MSE)  | (MAE)  | (RMSE) | (R <sup>2</sup> ) |
|--|--------|--------|--------|-------------------|
| سری زمانی چند متغیره                                   | ۰/۱۸۶۱ | ۰/۳۹۰۴ | ۰/۴۲۱۴ | ۰/۶۱              |
| شبکه عصبی مبتنی بر پس انتشار خطا                       | ۰/۳۸۸۰ | ۰/۵۶۶۷ | ۰/۶۹۱  | ۰/۸۱              |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک                      | ۰/۰۱۰۹ | ۰/۱۰۳۶ | ۰/۱۵۲۱ | ۰/۹۲              |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم تجمع ذرات                  | ۰/۰۶۵۳ | ۰/۱۸۷۲ | ۰/۲۱۵۱ | ۰/۸۵              |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات | ۰/۰۰۷۳ | ۰/۰۵۴۳ | ۰/۱۱۲۲ | ۰/۹۹              |

نمودار ۱. روند آموزشی الگو



### تعیین متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی

به منظور معرفی و شناسایی کلیدی‌ترین ورودی‌های مؤثر در پیش‌بینی سود هر سهم از سه الگوی اصلی شبکه عصبی استفاده شده است. مقدار یک به معنی در نظر گرفتن این پارامتر به عنوان یکی از ورودی‌های شبکه و مقدار صفر به معنی عدم احتمال این پارامتر به عنوان یکی از ورودی‌های شبکه است. همانطور که از جدول شماره ۱۵ مشخص است، سه متغیر موجودی کالا، حساب‌های دریافتی و مخارج سرمایه‌ای در هر سه الگو به عنوان پارامتر اصلی الگو سازی محسوب می‌شوند. لذا، این سه متغیر از بیشترین تاثیر گذاری در پیش‌بینی سود برخوردار هستند.

جدول شماره ۱۵. متغیرهای کلیدی در پیش‌بینی سود هر سهم

| نوع آموزش  | (INV) | (AR) | (CAPX) | (GM) | (SA) | (ETR) | (LF) |
|--|-------|------|--------|------|------|-------|------|
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک                      | ۱     | ۱    | ۱      | ۰    | ۰    | ۱     | ۰    |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم تجمع ذرات                  | ۱     | ۱    | ۱      | ۰    | ۱    | ۰     | ۱    |
| شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات | ۱     | ۱    | ۱      | ۰    | ۰    | ۰     | ۰    |

### بحث و نتیجه‌گیری

نتایج به دست آمده از پژوهش، حاکی از این است که ترکیب شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات به منظور شناسایی متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی، قدرت پیش‌بینی را به طور محسوسی افزایش می‌دهد؛ زیرا تمامی معیارهای ارزیابی ترکیب شبکه عصبی الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات بهتر است. در واقع ترکیب الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات قادر است تا متغیرهای ورودی مؤثر را انتخاب کرده و عدم کارایی متغیرهای ناموثر را به حداقل برساند. با توجه به اینکه تفاوت دو الگو، در روش انتخاب متغیرهای ورودی شبکه است، هر گونه قدرت توضیحی بیشتر به استفاده یا عدم استفاده از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات مربوط می‌شود. با توجه به ماهیت الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات نیز چنین نتایجی نیز انتظار می‌رفت. نتایج این پژوهش با نتایج بسیاری از پژوهش‌های انجام شده نظیر **ژانگ و همکاران (۲۰۰۴)**، **کائو و**

پاری (۲۰۰۹) و کائو و همکاران (۲۰۱۰) مطابقت دارد. خلاصه نتایج پژوهش به قرار زیر است:

۱. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب الگوهای شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات در پیش‌بینی سود هر سهم، موفق‌تر از سایر الگوها عمل می‌کند.
  ۲. عملکرد بهتر الگوهای غیرخطی، مهر تأییدی بر رفتار غیرخطی سود هر سهم و متغیرهای مؤثر بر آن است.
  ۳. نتایج پژوهش همچنین نشان داد که الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات قادر است از میان تمام متغیرهای ورودی به الگو، متغیرهای مؤثر را انتخاب کند. این روش پیشنهادی نیز بر اساس اصل پارتو است. طبق این اصل، در هر چیزی، میزان اندکی (۲۰ درصد) دارای اهمیت حیاتی و بسیاری (۸۰ درصد) کم اهمیت و یا دارای اهمیت ناچیز است. به همین دلیل در این پژوهش نیز تلاش شد تا با شبیه‌سازی، عوامل مؤثر و مهم انتخاب شوند.
  ۴. نتایج الگوهای مختلف شبکه عصبی نشان می‌دهد که علاوه بر سود هر سهم سال گذشته متغیرهای مخارج سرمایه‌ای (CAPX)، موجودی کالا (INV) و حساب‌های دریافتی (AR) بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی سود هر سهم دارند.
  ۵. به عنوان یک قاعده کلی ضریب تعیین بالاتر از ۹۰٪ نشانگر عملکرد بسیار رضایت‌بخش شبکه‌های عصبی است، این در حالی است که اگر ضریب تعیین الگو بین ۸۰٪ و ۹۰٪ باشد نشانگر عملکرد قابل قبول و رضایت‌بخش شبکه‌های عصبی است و اگر ضریب تعیین زیر ۸۰٪ باشد، عملکرد الگو رضایت‌بخش نخواهد بود. با توجه به ضریب تعیین الگوهای پژوهش، نتایج رضایت‌بخش است.
- قابل توجه‌ترین نتیجه این پژوهش، دقت پیش‌بینی بهتر الگوهای غیرخطی در پیش‌بینی سود هر سهم است که استفاده از انواع مختلف الگوهای خطی را با چالش روبه‌رو کرده



است؛ بنابراین به سرمایه‌گذاران، تحلیل‌گران مالی و سایر افراد توصیه می‌شود از الگوهای غیرخطی نظیر شبکه عصبی در پیش‌بینی سود هر سهم بهره ببرند.

با توجه به نتایج این مطالعه، توصیه‌های زیر را به منظور انجام پژوهش‌های آتی می‌توان پیشنهاد نمود:

۱. در پژوهش حاضر از الگوریتم ژنتیک و تجمع ذرات در بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. یکی دیگر از الگوریتم‌هایی که در سال‌های اخیر کارایی آن به اثبات رسیده، الگوریتم رقابت استعماری است. بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی با استفاده از الگوریتم ترکیبی، الگوریتم ژنتیک و رقابت استعماری نیز توصیه می‌گردد.
۲. الگوهای مورد استفاده در این پژوهش از نوع الگوهای چند متغیره است. مقایسه عملکرد الگوهای سری زمانی و شبکه عصبی بدون در نظر گرفتن تأثیر متغیرهای بنیادی حسابداری شاید نتایج متفاوتی را در برداشته باشد.

#### یادداشت‌ها

1. Dorsey and Mayer
2. Foster
3. Cao and parry
4. Callen
5. Zhang
6. Stober
7. Kerstein and Kim
8. Lev and Thiagarajan

#### منابع

- اعتمادی، حسین؛ آذر، عادل؛ بقائی، وحید. (۱۳۹۱). به کارگیری شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سودآوری شرکت‌های عضو بورس اوراق بهادار تهران. *دانش حسابداری*، ۳(۱۰)، ۷۰-۵۱.
- اعتمادی، حسین؛ انواری رستمی، علی اصغر؛ احمدیان، وحید. (۱۳۹۴). ارزیابی توان پیش‌بینی سود فصلی هر سهم با استفاده از الگوهای سری زمانی و شبکه پرسپترون چندلایه. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۶(۲۳)، ۳۸-۲۱.
- انواری رستمی، علی اصغر؛ آذر، عادل؛ نوروزی، محمد. (۱۳۹۳). الگوسازی پیش‌بینی EPS با استفاده از شبکه‌های عصبی - فازی. *پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۶(۲۳)، ۱۵-۱.
- پورحیدری، امید؛ اعظمی، زینب. (۱۳۸۹). شناسایی نوع اظهار نظر حساب‌رسان با استفاده از شبکه‌های عصبی. *دانش حسابداری*، ۱(۳)، ۹۷-۷۷.

- حقیقت منفرد، جلال؛ احمدی علی نژاد، محمود؛ متعالچی، سارا. (۱۳۹۱). مقایسه الگوهای شبکه عصبی با الگو سری زمانی باکس - جنکینز در پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۳(۱۱)، ۱-۱۶.
- دموری، داریوش؛ فرید، داریوش؛ اشهر، مرتضی. (۱۳۹۰). پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم پرواز پرندگان و مقایسه آن با الگوهای سنتی. *دانش حسابداری*، ۲(۵)، ۷-۳۰.
- عالم تبریز، اکبر؛ زندیه، مصطفی؛ محمدرحیمی، علیرضا. (۱۳۸۷). *الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی ترکیبی* (چاپ دوم). انتشارات صفار، تهران.
- عرب مازار یزدی، محمد؛ قاسمی، مهسا. (۱۳۸۸). قیمت‌گذاری عرضه‌های عمومی اولیه: ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۶(۵۸)، ۸۷-۱۰۲.
- قاسمی، قاسم. (۱۳۸۴). مقایسه دقت پیش‌بینی سود توسط مدیریت با سری زمانی باکس-جنکینز. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده حسابداری و مدیریت دانشگاه علامه طباطبائی.
- مکیان، سید نظام‌الدین؛ کریمی تکلو، سلیم. (۱۳۸۸). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های تولیدی اولیه با استفاده از شبکه‌های عصبی. *فصلنامه اقتصاد مقداری*، ۶(۱)، ۱۴۴-۱۲۰.
- هاشمی، سیدعباس؛ سروش‌یار، افسانه. (۱۳۹۱). ارزیابی توانمندی اقلام تعهدی و اجزای آن در پیش‌بینی سود غیرعادی و تعیین ارزش شرکت با ملاحظه علامت سود غیرعادی. *پیشرفت‌های حسابداری*، ۳(۱)، ۱۱۲-۹۳.
- Abarbanell, J.S., Bushee, B.J. (1997). Fundamental analysis, future EPS, and stock prices. *Journal of Accounting Research*, 35(1), 1-24.
- Alemtabriz, A., Zandieh, M., Mohammad Rahimi, A. (2008). *Meta-Innovative Algorithms for Hybrid Optimization*, Saffar pubs, Tehran [In Persian].
- Angeline, P.J. (1998). Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance differences. *Evolutionary Programming VII, Lecture Notes in Computer Science*, 1447, 601-611.
- Anvari Rostami, A.A., Azar, A., Norozi, M. (2014). Modeling of forecasting EPS with using of fuzzy neural network. *Studies in Financial Accounting and Auditing*, 6(23), 1-15 [In Persian].
- Arab Mazar, M., Ghasemi, M. (2009). Pricing initial public offerings: Combining Artificial neural networks and genetic algorithm. *Journal of the Accounting and Auditing Reviews*, 58(16), 87-102 [In Persian].
- Callen, J.L., Kwan, C.C.Y., Yip, P.C.Y., Yuan, Y.F. (1996). Neural network forecasting of quarterly accounting earnings. *International Journal of Forecasting*, 12(4), 475-482.
- Cao, Q., Gan, Q., Schniederjans, M.J. (2010). Assessing model efficacy in forecasting EPS of Chinese firms using fundamental accounting variables: A comparative study. *International Journal of Society Systems Science*, 2(3), 207-225.

- Cao, Q., Parry, M.E. (2009). Neural network earnings per share forecasting models: A comparison of backward propagation and the genetic algorithm. *Decision Support Systems*, 47(1), 32-41.
- Demori, D., Darioush, F., Ashar, M. (2011). Predicting Tehran stock market aggregate index with particle swarm optimization and comparison with traditional models. *Journal of Accounting Knowledge*, 2(5), 7-30 [In Persian].
- Dorsey, R.E., Mayer, W.J. (1995). Genetic algorithms for estimation problems with multiple optima non differentiability and other irregular features. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(1), 53-66.
- Etemadi, H., Anvari Rostami, A.A., Ahmadian, V. (2015). Models. *Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 6(23), 21-38 [In Persian].
- Etemadi, H., Azar, A., Baghaei, V. (2012). Applying neural networks in predicting profitability of listed companies in Tehran Stock Exchange. *Journal of Accounting Knowledge*, 10(3), 70-51 [In Persian].
- Foster, G. (1977). Quarterly accounting data: Time series properties and predictive ability results. *Accounting Review*, 52(1), 1-21.
- Ghasemi, G., (2005). The comparison of management forecast earning and box-jenkins models. *M.Sc thesis*. Allame Tabatabaei University [In Persian].
- Hashemi, A., Soroushnia, A. (2011). An assessment of accruals and its components ability in forecasting abnormal earnings and explaining value of company considering the sign of abnormal earnings. *Journal of Accounting Advances*, 3(1), 93-112 [In Persian].
- Kennedy, J., Eberhart, R.C. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. *6<sup>th</sup> international symposium on micro machine and human science*. Nagoya, Japan, 39-43.
- Kerstein, J., Kim, S. (1995). The incremental information content of capital expenditures. *The Accounting Review*, 70(3), 513-526.
- Lev, B., Thiagarajan, S.R. (1993). Fundamental information analysis. *Journal of Accounting Research*, 31(2), 190-215.
- Makian, N., Karimi Takalo, S. (2009). Predictive bankruptcy of manufacturing companies with neural networks. *Quantities Economics*, 1(6), 120-144 [In Persian].
- Monfared, J.H., Alinegad, M.A., Metghalchi, S. (2012). A comparative study of neural network models with box Jenkins methodologies in prediction of Tehran price index (TEPIX). *Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 3(11), 1-16 [In Persian].
- Pourheidari, O., Azami, Z. (2008). Identifying auditors' opinions with neural networks. *Journal of Accounting Knowledge*, 1 (3), 77-97 [In Persian].

- Stober, T.L. (1993). The incremental information content of receivables in predicting sales, earnings, and profit margins. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 8(4), 447-473.
- Zhang, W., Cao, Q., Schniederjans, M. (2004). Neural network earnings per share forecasting models: A comparative analysis of alternative methods. *Decision Sciences*, 35(2), 205-237.