

فصلنامه پژوهش‌های پولی-بانکی
سال نهم، شماره ۲۷، بهار ۱۳۹۵
صفحات ۱۷۰-۱۳۱

بررسی مقایسه‌ای پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام در نهادهای پولی با استفاده از هوش مصنوعی

کیانا حمیده‌پور[†]

مهردی صالحی^{*}
حمید خادم[#]

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۰/۱۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۲/۲۴

چکیده

پژوهش حاضر به مطالعه پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام صنعت بانک‌ها و نهادهای پولی در بورس اوراق بهادار تهران برای سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۲ با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌پردازد. در این‌بین با استفاده از پیشینه پژوهش‌های قبلی ۴۸ متغیر تأثیرگذار بر قیمت سهام انتخاب و به عنوان ورودی الگوریتم PSO انتخاب شد. الگوریتم PSO، ترکیب بهینه‌ای از متغیرها که بیشترین تأثیر را دارد شناسایی که در این‌بین ۱۰ متغیر گزینش شد. در ادامه متغیرهای انتخاب شده به عنوان متغیر مستقل پژوهش بوده که بیشتر نسبت‌های حسابداری و متغیر وابسته قیمت سهام هستند. نتایج پژوهش نشان داد الگوریتم‌های پیشنهادی فوق در مجموع توانایی بالایی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران دارد و در این‌بین الگوریتم ANFIS نسبت سایر الگوریتم‌های فوق‌الذکر عملکرد بهتری در پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام داشت.

واژه‌های کلیدی: تغییرات شاخص قیمت سهام- الگوریتم PSO- الگوریتم RBF-

- الگوریتم ANFIS- الگوریتم FA- الگوریتم MLP- الگوریتم ICA

طبقه‌بندی JEL: C45, C15, M31

* دانشیار گروه حسابداری دانشکده علوم اقتصادی و اداری دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران؛
mehdi.salehi@um.ac.ir

[†] کارشناس ارشد حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، مشهد، ایران؛
kiana68hamidehpour@gmail.com (نویسنده مسئول)

[#] دانشجوی دکتری حسابداری، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران؛
hamid.khadem@mail.um.ac.ir

۱ مقدمه

شاخص از جمله ابزارهای مقایسه و اندازه‌گیری نموده است و دارای ذات و ماهیت مشخصی می‌باشد که بر مبنای آن می‌توان نوسانات ایجاد شده در متغیرهای خاص را در طول یک دوره مطالعه کرد. بورس اوراق بهادار از ابزارهای بسیار مهم بازار سرمایه محسوب می‌شود که نقش ویژه‌ای را در رشد اقتصادی ایفا می‌کند و با کاهش ریسک، قیمت‌گذاری، تجهیز و تخصیص بهینه منابع و سرمایه، زمینه مناسبی را برای بهبود وضع اقتصادی فراهم می‌کند. شاخص کل قیمت سهم در بورس از جمله شاخص‌های مهم اقتصادی بوده که روند فعالیت و جهت بازار سرمایه کشور و توانایی بازار سرمایه در جذب نقدینگی در جامعه را نشان می‌دهد. معیاری برای تعیین و تکمیل رفتار سرمایه‌گذاران در بازار و راهنمایی برای تعیین زمان خرید و فروش اوراق بهادار برای آنان است. شبکه‌های عصبی، ابزار محاسباتی ساده‌ای برای آزمون داده‌ها و ایجاد مدل از ساختار داده‌ها می‌باشد. این شبکه‌ها از داده‌های آموزشی برای یادگیری الگوهای موجود استفاده می‌کند و می‌تواند آن‌ها را برای دستیابی به خروجی‌ها و نتایج گوناگون به کار بگیرد. موضوع شناخت و بررسی رفتار قیمت اوراق بهادار و ارزشیابی دارایی‌های مالی، از ابتدای شکل‌گیری بازارهای دارای سرمایه، همیشه مورد توجه محافل علمی و سرمایه‌گذاران بوده است.

برای پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای بورس دنیا از روش‌های مختلفی نظری تحلیل‌ها، رگرسیون‌ها و سری‌های زمانی استفاده شده است از روش‌های غیرخطی دقیق‌تری که می‌توان در هر نوع پیش‌بینی از آن استفاده کرد، تکنیک "شبکه‌های عصب" است. از آنجاکه شبکه‌های عصبی قادرند طرح‌های غیرخطی بین داده و ستاده را کشف و بر اساس آن مدل تدوین نماید، جهت پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای بورس استفاده می‌شوند. تعداد زیادی از پژوهش‌ها به توانایی هوش مصنوعی در پیش‌بینی‌های مالی پرداخته‌اند برای مثال کریمی علوی‌چه (۱۳۸۳) و پاکدین امیری (۱۳۸۸) به پیش‌بینی شاخص قیمت سهام پرداخته‌اند. الگوریتم PSO^۱ به عنوان یک زیرمجموعه‌ی هوش مصنوعی یک روش بهینه‌سازی الهام گرفته شده از حرکت دسته‌جمعی ماهی‌ها و پرندگان هنگام جستجوی غذا است. نتیجه مدل‌سازی این رفتار گروهی، فرایند جستجویی است که ذرات از هم می‌آموزند و به سمت نواحی موفق می‌کنند (صالحی، ۲۰۱۲). وجه تمایز پژوهش حاضر با

^۱ Particle Swarm Optimization

تحقیقات مشابه، عبارت است از به کارگیری داده‌های وسیع برای سال‌های متمادی، استفاده از متغیرهای ورودی جدید که در تحقیقات مشابه بدان توجهی نشده بود و انتخاب متغیرهای با بالاترین تأیید که توسط الگوریتم pso گزینش شده است، توجه به پیش‌بینی شاخص قیمت سهام به صورت خاص، به دلیل ثابت نبودن متغیر وابسته و مستقل و تغییرات همبستگی آن، بهتر است که از سری‌های زمانی کوتاه‌مدت استفاده نشود که در این تحقیق، از داده‌های سالانه استفاده شده است.

پیشنهاد تحقیق خارجی

چیو، لو، چانگ و کاوو^۱ (۲۰۱۲) با یک روش ترکیبی مقاله‌ای با عنوان رویکرد ترکیبی یکپارچه‌سازی استخراج ویژگی مبتنی بر موجک با MARS^۲ و svr^۳ برای پیش‌بینی شاخص سهام انجام داده‌اند. هدف پژوهش آنها ارائه مدل‌های جدید پیش‌بینی قیمت سهام که ادغام تبدیل موجک، رگرسیون چند متغیره تطبیقی (MARS)، و رگرسیون بردار پشتیبانی (SVR) (به نام موجک-SVR-MARS) که باعث بهبود دقت پیش‌بینی می‌شود است. عملکرد روش ارائه شده به مقایسه نتایج پیش‌بینی موجک-SVR-MARS با پنج روش SVR موجک، موجک-ARIMA، MARS تک و ANFIS در داده‌های SVR قیمت در بازارهای سهام نوظهور و بازار سهام بالغ می‌پردازند. نتایج پژوهش نشان داد رویکرد پیشنهادی انتخاب شده از سایر مدل‌های رقیب بهتر بود. علاوه بر این، با توجه به زیرمجموعه‌ای که توسط روش پیشنهاد شد، می‌توان داده‌های موجود در قیمت‌های گذشته را با موفقیت و اعمال تأثیر قابل توجهی در پیش‌بینی‌ها بکار برد.

یو، وو، جی، لو و دایا^۴ (۲۰۱۲) در مقاله‌ای با عنوان «ترکیبی از تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های مستقل غیرخطی و شبکه عصبی برای پیش‌بینی شاخص بازار سهام آسیا» یک مدل پیش‌بینی سری زمانی با ترکیب مؤلفه‌های مستقل غیرخطی (NLICA^۵) و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی بازارهای سهام در آسیا پیشنهاد داده‌اند. NLICA یک روش استخراج ویژگی‌های مستقل است منابع مستقل از طریق مشاهده داده‌های ترکیبی

¹ Chiu, Lu, Chang

² Multivariate adaptive regression splines

³ Support vector machine

⁴ Yu, Wu, Jie, Lu & Daia

⁵ Nonlinear independent component analysis

غیرخطی که در آن اطلاعات مربوط به مکانیسم‌های داده‌های ترکیبی در دسترس نیستند. از جمله بازارهای بزرگ سهام آسیا، چین و ژاپن پرداختند. بنابراین، به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی، مبلغ بسته شده شاخص نیکی ۲۲۵ و مبلغ بسته شدن شانگهای شاخص B به عنوان نمونه‌های گویا استفاده می‌شود.

تای و هسیه^۱ (۲۰۱۱) به پیش‌بینی پیشرفته تغییرات قیمت سهام مبتنی بر بهینه‌سازی از طریق DOE^2 و $BPNN^3$ پرداختند. این نوع پژوهش با تعیین پارامتر تنظیم عقلانی NN^4 از طریق یک روش آزمون و خطا عمل می‌نماید. هدف از این کار، ادغام روش طراح آزمایش (DOE)، روش انتشار تاگوچیپس ($BPNN$) برای ساخت یک موتور قوی برای بهینه‌سازی دقیق‌تر پیش‌بینی تحت یک پیش‌بینی قوی مبتنی بر DOE است. اطلاعات اتخاذ شده از بورس اوراق بهادر تایوان، شاخص‌های تکنیکال و ارزش بتا برای سهام ذکر شده، محاسبه شده است.

آوسی و آکار بیواسیوگلو^۵ (۲۰۱۰) در تحقیقی با عنوان شبکه‌های مبتنی بر سیستم استنتاج فازی تطبیقی ($ANFIS^6$) برای پیش‌بینی بازده بازار سهام استانیول با هدف تعیین اینکه آیا یک الگوریتم $ANFIS$ قادر است بازده بازار سهام را به دقت پیش‌بینی کند یا نه پرداختند. در این مقاله به پیش‌بینی بازده بازار سهام از طریق الگوریتم $ANFIS$ پرداخته شده و از شش متغیر کلان اقتصادی و سه شاخص به عنوان متغیرهای ورودی جهت پیش‌بینی استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که این مدل با موفقیت بازده ماهانه ۱۰۰ شاخص را با میزان دقت به مقدار ۹۸/۳٪ پیش‌بینی می‌کند.

پیشینه تحقیق داخلی

محمدی و احصایی (۱۳۹۴) که به بررسی "پیش‌بینی نوسانات قیمت سهام در بازار بورس و فرابورس با استفاده از شبکه‌ی عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک" پرداختند. نتایج حاصل نشان از برتری استفاده از ترکیب این دو مدل داده است و همچنین نشان‌دهنده برتری روش

¹ Tai, Hsieh

² Design of experiment

³ Backpropagation Neural Networks

⁴ neural networks

⁵ Avci & Acar Boyacioglu

⁶ Adaptive Network Fuzzy Inference System

ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک نسبت به استفاده شبکه عصبی به صورت منفرد است.

آقاخانی و کریمی (۱۳۹۳) که به بررسی "روش‌های سنتی و مدرن پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس و معرفی روش بهینه" پرداختند. در این مقاله با معرفی روش‌های سنتی و مدرن پیش‌بینی قیمت سهام، با توجه به اینکه بازار سهام یک سیستم غیرخطی و آشوبناک است لذا به کارگیری ابزارهای تجزیه و تحلیل سنتی برای اتخاذ تصمیم‌های دقیق در مورد سهام بسیار مشکل بوده و دقت لازم نسبت به روش‌های مدرن برخوردار نیستند. از این رو به مقایسه چهارده متد از روش‌های پیش‌بینی مدرن پرداخته و روش بهینه را معرفی نمود. بر اساس تحلیل صورت گرفته در این مقاله بر روی چهارده الگوریتم از روش‌های نوین در عرصه پیش‌بینی، همان‌طور که در جدول متد ترکیب شبکه عصبی مبتنی و الگوریتم (MAPE) نشان داده شده است، با توجه به معیار ارزیابی قدر مطلق درصد خطای جستجوی هارمونی، نسبت به سیزده الگوریتم دیگر مورد بررسی دارای درصد خطای پایین‌تری بوده است. همچنین بر اساس رتبه‌بندی آزمون فرایدمان این متد در رتبه اول قرار گرفته است، بنابراین این امر نشان‌دهنده عملکرد بهتر این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

بیگ زاده عباسی و مسعود پورکیانی (۱۳۹۳) در مقاله‌ای با موضوع "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک" با توجه به نتایج به دست آمده پیشنهاد می‌شود تا سرمایه‌گذاران جهت انتخاب و خرید سهام با کمک متغیرهایی چون کمترین قیمت، بیشترین قیمت، حجم معاملات و قیمت روز قبل و با استفاده از الگوریتم ژنتیک قیمت سهم را پیش‌بینی کرده و سهامی را خریداری نمایند که بیشترین بازده را برای آنها به همراه داشته باشد.

حیدری زارع و کردلویی (۱۳۸۹) در مطالعه‌ای که با موضوع "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی" انجام داده‌اند به این نتایج رسیدند که با استفاده از داده‌های مورداستفاده در این تحقیق در صورت تقسیم‌بندی داده‌ها به صورت تصادفی، روش MLP^۱ پیش‌بینی بسیار مناسب‌تری ارائه می‌دهد و می‌توانیم به این شبکه داده‌های جدیدی افزوده و دوباره آن را آموزش داده و جوابی که شبکه به ما ارائه می‌دهد به احتمال زیاد بهتر از گذشته می‌باشد و این می‌تواند دلیلی بر توانایی شبکه عصبی در یادگیری باشد و همچنین پویا بودن مدل را نیز به ما نشان می‌دهد. بدین معنی که می‌توان

^۱ Multilayer perceptron

با به دست آوردن یک مدل مناسب، به صورت دوره‌ای داده‌های جدید را به کل داده‌ها اضافه نمود و همان مدل را با اضافه کردن داده‌های جدید دوباره آموزش داد به طوری که جواب به دست آمده دارای خطای بسیار کمتری می‌باشد.

منجمی، ابزری و رعیتی شوازی (۱۳۸۸) که به برسی "پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک و مقایسه‌ی آن با شبکه‌ی عصبی مصنوعی" پرداختند. به این نتایج دست یافتند که مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک پیش‌بینی‌های بسیار مناسب‌تری داشته و نسبت به شبکه‌ی عصبی منفرد از سرعت بالا و توانایی بیشتری برای پیش‌بینی قیمت سهام برخوردار بوده است.

پاکدین امیری (۱۳۸۸) با انجام پژوهشی با موضوع "ارائه مدل پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی" به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی پرسپترون و پایه شعاعی توانایی بالایی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران را دارا می‌باشد. هدف از این مقاله ارائه مدل پیش‌بینی شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بوده که برای این منظور از روش‌های MLP, RBF, GRNN^۱ استفاده شده است. نتایج تحریکی نشان می‌دهد که مدل‌های پیشنهادی پیش‌بینی نه تنها باعث بهبود دقت پیش‌بینی ناشی از استفاده از شبکه‌های عصبی می‌شود بلکه با سه روش مقایسه‌ای انجام می‌دهد. مدل پیشنهادی پیش‌بینی شاخص سهام می‌تواند در نتیجه یک جایگزین خوب برای شاخص بازار سهام آسیا باشد. هدف تحقیق مذکور پیش‌بینی پیشرفت‌هه تغییرات قیمت سهام است. نتایج تحقیقات نشان داد که رویکرد پیشنهادی بهطور مؤثر می‌تواند به بهبود پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام کمک نماید.

فرضیه تحقیق

انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام با استفاده از الگوریتم‌های FA^۲, RBF, MLP, ANFIS^۳, ICA^۴ می‌تواند خطای پیش‌بینی شاخص تغییرات قیمت سهام در سطح بانک‌ها و نهادهای پولی فعال در بورس را کاهش دهد.

¹ Firefly

² Radial basis function

روش تحقیق

این تحقیق پژوهشی کاربردی بوده و مبتنی بر تحقیقات میدانی است، یعنی بر مبنای اطلاعات جمع‌آوری شده از بازار بورس تهران، فرضیه تحقیق آزموده و نتایج حاصل به کل جامعه تعمیم داده می‌شود. مدل پیشنهادی، ترکیبی از الگوریتم PSO با الگوریتم‌های ANFIS، ICA، MLP، RBF، FA به عنوان روشی برای بهینه‌سازی تابع (متغیر گزینی) شناخته می‌شود.

در این پژوهش در مرحله اول متغیرهایی که احتمال تأثیرگذاری بر تغییرات شاخص قیمت سهام را دارند و بر اساس پیشینه پژوهش‌های قبلی مشخص شده، به الگوریتم PSO وارد می‌شوند. پس از آینکه الگوریتم PSO، بهترین ترکیب متغیرهای ورودی را انتخاب نمود، متغیرهای انتخاب شده به الگوریتم‌های FA، RBF، MLP، ANFIS، ICA وارد می‌شوند. در ادامه داده‌های مرتبط با متغیرهای انتخاب شده توسط الگوریتم PSO، توسط الگوریتم‌های FA، RBF، MLP، ANFIS، ICA و آموزش داده شده، این الگوریتم‌ها با داده‌های ارزشیابی آزموده می‌شود و به این ترتیب خطای پیش‌بینی آنها قابل اندازه‌گیری خواهد بود. با استفاده از همین نرخ خطای امکان بررسی دقیقت الگوریتم‌ها نسبت به هم میسر خواهد شد.

روش گردآوری داده‌ها

برای تبیین پیشینه‌ی پژوهش از روش کتابخانه‌ای و برای دستیابی به داده‌های موردنیاز برای پردازش فرضیه‌های پژوهش، از روش مطالعه اسناد و مدارک استفاده می‌شود. برای گردآوری داده‌ها از نرم‌افزارهای ره‌آورد نوین و بانک اطلاعاتی موجود در وبگاه کдал سازمان بورس اوراق بهادار تهران استفاده شده است.

جامعه آماری

بهمنظور کم کردن اثر سایر عوامل مؤثر بر تغییرات شاخص قیمت سهام مانند نوع صنعت از صنایع مختلف فعال در بورس اوراق بهادار، بانک‌ها و نهادهای پولی را که دارای یکی از بیشترین شرکت‌های فعال در بورس بودند به عنوان جامعه آماری انتخاب گردید.



¹ Independent Component Analysis

نمونه تحقیق

از جامعه، بدون انجام نمونه‌گیری، کلیه بانک‌ها و نهادهای پولی که تا پایان اسفندماه ۱۳۸۵ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و اطلاعات موردنیاز برای انجام این پژوهش را در دوره زمانی ۱۳۸۵ الی ۱۳۹۲ به طور کامل ارائه کرده بودند، به عنوان نمونه انتخاب شد. با توجه به بررسی‌های به عمل آمده ۲۰ شرکت از بانک‌ها و نهادهای پولی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، حائز شرایط بالا شناخته شده و به عنوان نمونه آماری مورد بررسی قرار گرفت.

شبکه‌های عصبی مصنوعی:

ANN^۱ قابلیت خود را در مدل‌سازی مالی و پیش‌بینی نشان داده است. در این مقاله، یک مدل پیشرو سه لایه ANN برای پیش‌بینی تغییرات قیمت شاخص سهام تشکیل شده است. این مدل ANN متشکل از لایه ورودی، لایه پنهان و یک خروجی لایه، که هر یک از آن‌ها به دیگری متصل می‌شوند (بايكا و کارا^۲، ۲۰۱۱). شبکه‌های عصبی مصنوعی با وجود اینکه با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند ویژگی‌هایی دارند که آن را در هرجایی که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد متمایز می‌نماید. ویژگی‌ها و قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل: قابلیت یادگیری؛ پراکندگی اطلاعات (قابلیت استفاده به عنوان حافظه شراکتی یا انجمنی، حافظه قابل آدرسدهی و ذخیره کنندگی)؛ قابلیت تعمیم؛ پردازش موازی (قابلیت بالا بودن سرعت)؛ مقاوم بودن (قابلیت تحمل آسیب، قابلیت ترمیم، تحمل پذیری خطاهای می‌باشد (فروغی، ۱۳۸۹).

الگوریتم PSO (بهینه‌سازی حرکت دسته‌جمعی ذرات)

این روش در سال ۱۹۹۵ توسط ابرهارت و کندی^۳ (۱۹۹۵) ارائه شد. ایده اصلی روش از رفتار دسته‌جمعی ماهی‌ها یا پرندگان هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده است. گروهی از پرندگان در فضایی به صورت تصادفی دنبال غذا می‌گردند. غذا تنها در یک مکان از فضای موربدبخت وجود دارد. یکی از بهترین استراتژی‌ها که جانمایه الگوریتم PSO است، می‌تواند دنبال کردن پرنده‌ای باشد که کمترین فاصله را تا غذا دارد. آغاز کار PSO به این

¹ Artificial Neural Networks

² Kara & Bayka

³ Eberhart & Kennedy

شكل است که گروهی از ذرات (راحل‌ها) به صورت تصادفی به وجود می‌آیند و با به روز کردن نسل‌ها سعی در یافتن را حل بهینه می‌نمایند. در هر گام، هر ذره با استفاده از دو بهترین مقدار به روز می‌شود. اولین مورد، بهترین موقعیتی است که تاکنون ذره موفق به رسیدن به آن شده است. موقعیت مذکور با نام $pbest$ شناخته و نگهداری می‌شود. بهترین مقدار دیگری که توسط الگوریتم مورداستفاده قرار می‌گیرد، بهترین موقعیتی است که تاکنون توسط جمعیت ذرات به دست‌آمده است. این موقعیت با $gbest$ نمایش داده می‌شود.

پس از یافتن بهترین مقادیر، سرعت و مکان هر ذره با استفاده از معادلات ۱ و ۲ به روز می‌شود.

$$v_{i+1} = \alpha v_i + C_1 U_1 \times (PBest - X_i) + C_2 U_2 \times (GBest - X_i) \quad (1)$$

$$X_{i+1} = X_i + V_{i+1} \quad (2)$$

در روابط ۱ و ۲، v_i سرعت فعلی و X_i محل فعلی ذره هستند که هر دو آرایه‌هایی به طول تعداد ابعاد مسئله می‌باشند. U_1 و U_2 اعداد تصادفی در بازه $(0, 1)$ و C_1 و C_2 نیز فاکتورهای یادگیری هستند. معمولاً $C_1 = C_2 = 0.5$ در نظر گرفته می‌شود. سرعت ذرات در هر بعد به یک مقدار $Vmax$ محدود می‌شود. سمت راست معادله ۱ از سه قسمت تشکیل شده است که قسمت اول، سرعت فعلی ذره ضرب در یک $\alpha = 0.9$ است و قسمت‌های دوم و سوم تغییر سرعت ذره و چرخش آن به سمت بهترین تجربه شخصی و بهترین تجربه گروه را به عهده دارند. در ابتدا ذرات میل بیشتری به حرکات انفجاری و تجربه‌های تازه دارند و با گذشت زمان این میل جای خود را به دنباله‌روی بیشتر از بهترین‌ها می‌دهد. این روش در بسیاری موارد می‌تواند مشکل گیر افتادن در بهینه‌های محلی را حل کند (Kennedy & Eberhart, 1995).

الگوریتم MLP (شبکه‌های چندلایه پرسپترون)

شبکه‌های عصبی چندلایه، کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی هستند که در اغلب پژوهش‌های مرور شده استفاده شده‌اند. یک الگوریتم پس از انتشار خطا جهت آموزش این شبکه‌های چندلایه پیش‌خور با توابع محرک مشتق‌پذیر می‌تواند برای انجام عمل تقریب زنی، شناسایی و طبقه‌بندی الگو استفاده گردد. وجود لایه پنهان در شبکه قابلیت شبکه در

تخمین یک نگاشت غیرخطی را افزایش می‌دهد. خروجی نرون‌های لایه ورودی به عنوان ورودی به لایه دوم (لایه پنهان اول) و خروجی لایه دوم، به عنوان ورودی لایه سوم (لایه پنهان دوم) قرار داده می‌شوند. شبکه‌های عصبی به طور مرسوم از سه لایه ساخته شده‌اند که عبارت‌اند از لایه ورودی، خروجی و میانی. لایه‌های میانی می‌توانند بسته به کاربردشان یک یا چندین لایه باشند. هر لایه تعداد نرون‌های متفاوتی دارد که عملکرد شبکه به‌طور زیادی وابسته به اتصالات بین این نرون‌ها می‌باشد.

$$X_j^{(n+1)} = f \left(\sum_i W_{ji}^n X_i^{(n)} \right)$$

تابع محركی مثل سیگموئید $f(n) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ با هر تابع غیرخطی دیگر می‌باشد و خروجی نرون j در لایه n ام، W_{ji}^n وزن اتصالی از نرون j لایه n ام به نرون j در لایه $(n+1)$ ام است. یک بردار ورودی به اجزاء لایه ورودی ارائه می‌شود، نرون‌ها در لایه بعدی مجموع وزن دار شده ورودی را حساب می‌کنند و تابع غیرخطی بر مجموع آن‌ها اعمال می‌شود و سپس به لایه بعدی ارسال می‌گردد. یادگیری بر مبنای یافتن شبی در جهت کمتر شدن تابع زیر می‌باشد که مجموع مریعات مربوط به معیار خطاهای بین مقادیر مطلوب و پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد (انصاری و کاظمی، ۱۳۹۱).

$$E = \sum_{P=1}^P (d_P - O_P)^2$$

الگوریتم RBF (توابع پایه شعاعی)

شبکه‌های عصبی شعاعی، شبکه‌های عصبی است که طراحی بسیار ساده دارد. ساختار آن‌ها شامل یک لایه ورودی (که به مقادیر ورودی متصل شده)، تک لایه‌های پنهان و یک لایه خروجی است که در هر گره خروجی، یک ترکیب خطی از خروجی گره‌های لایه پنهان را فراهم می‌کند. برای یک لایه خروجی یک گره، رابطه ورودی و خروجی جهانی NN RBF را می‌توان به عنوان یک ترکیب خطی از توابع M اساس به شرح زیر بیان کرد:

$$f(x) = \sum_{j=1}^M w_j \cdot h_j(x)$$

به طوری که w_j ضرایب وزن از ترکیب خطی و $h_j(x)$ نشان‌دهنده پاسخ j ام نورون لایه پنهان است. به طور معمول، اساس توابع (x) h_j تصور می‌شود شکل گاوی با فاکتور مقیاس j باشد، به طور یکنواخت ارزش‌های آن‌ها با فاصله بین بردار ورودی X و مرکز هر یک از توابع کاهش می‌یابد که از معادله زیر استفاده می‌شود که شامل عوامل مختلف در مقیاس برای هر یک از ابعاد فضای ورودی است (انصاری، ۱۳۹۱).

$$h_j(x) = \exp[-(x - c_j)^T \cdot D_j^{-1} \cdot (x - c_j)]$$

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i = \sum_{j=1}^M w_j \cdot h_j(x_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, N$$

الگوریتم ANFIS (شبکه تطبیقی بر اساس سیستم‌های با منطق فازی)
 ساختار شبکه ANFIS با پنج لایه نشان داده شده است. در لایه اول دارای گره‌های قابل تنظیم است که معمولاً تابع تعلق مربوط به آن‌ها به صورت گاوی یا زنگوله شکل، با مقدار بیشینه‌ای برابر یک و کمینه‌ای برابر صفر می‌باشند. پارامترهای تابع تعلق که همان پارامترهای مقدمه قوانین فازی هستند بر اساس توصیف زبانی مربوط به متغیرها و زیر فضاهای فازی و بر اساس روش هایبرید تنظیم می‌شوند. گره‌های لایه دوم ثابت در نظر گرفته می‌شوند. این گره‌ها دو سیگنال ورودی را در هم ضرب کرده و حاصل را به عنوان خروجی تحويل شبکه می‌دهند. سیگنال‌های ورودی این گره‌ها در واقع میزان سازگاری ورودی با هر یک از توابع تعلق و خروجی آن‌ها، وزن مربوط به هر یک از قوانین است. گره‌های لایه سوم نیز ثابت بوده و وظیفه آن‌ها محاسبه وزن نرماییزه هر یک از قوانین فازی را در خروجی بخش مؤخره آن قانون ضرب کرده و تنها گره لایه پنجم نیز کلیه سیگنال‌های خروجی از گره‌های لایه چهارم را جمع کرده و به عنوان خروجی شبکه تحويل می‌دهد. الگوریتم هایبرید به صورت مستقیم برای شناسایی و تخمین پارامترهای شبکه قابل اعمال است. پارامترهای مؤخره قوانین همان پارامترهای خطی شبکه هستند که به روش LSE

تخمین زده می‌شوند. پارامترهای مقدمه نیز به روش کاهش گرادیان تنظیم می‌شود (توكلی هروی و کریمپور، ۱۳۹۰).

الگوریتم ICA (الگوریتم رقابت استعماری)

الگوریتم رقابت استعماری یک الگوریتم جدید در زمینه محاسبات تکاملی است که بر مبنای تکامل اجتماعی - سیاسی انسان پایه‌گذاری شده است. همانند دیگر الگوریتم‌های تکاملی، این الگوریتم نیز با تعدادی جمعیت اولیه تصادفی که هرکدام از آن‌ها یک کشور نامیده می‌شوند، شروع می‌شود. تعدادی از بهترین عناصر بهمنزله‌ی استعمارگر انتخاب و باقیمانده جمعیت نیز به منزله‌ی مستعمره در نظر گرفته می‌شوند. در مسائل بهینه‌سازی با در نظر گرفتنتابع $f(x)$ سعی برآن است تا آرگومان x به‌گونه‌ای یافته شود که هزینه‌های متناظر با آن بهینه باشد (معمولًاً کمینه) در یک مسئله بهینه‌سازی N_{var} بعدی، یک کشور، یک آرایه $1 \times N_{var}$ است. این آرایه به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\text{country} = \left[p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}} \right]$$

هزینه یک کشور با ارزیابی تابع f به ازای متغیرهای $\left(p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}} \right)$ یافته می‌شود؛ بنابراین داریم:

$$\text{cost} = f(\text{country}) = f\left(p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}} \right)$$

در الگوریتم رقابت استعماری تعداد $N_{country}$ کشور اولیه ایجاد و N_{imp} تا از بهترین اعضای این جمعیت (کشورهای دارای کمترین مقدار تابع هزینه) بهمنزله‌ی استعمارگر انتخاب می‌شوند (پورکاظمی، فتاحی، مظاہری و اسدی، ۱۳۹۲).

الگوریتم FA (الگوریتم کرم شبتاب)

این الگوریتم الهام گرفته شده از رفتار اجتماعی کرم‌های شبتاب است می‌باشد؛ کرم‌های شبتاب معمولًاً برای جذب جنس‌های مخالف، هشدار و شکار پرتوافکنی می‌کنند. برای این منظور کرم‌های نر پرتوافکنی کرده و کرم‌های ماده به سمت شبتاب‌هایی که شدت نور بیشتری در منبع اولیه و همچنین به فاصله‌ای که از منبع داریم مشخص می‌شود. یعنی اگر شدت نور اولیه در منبع برابر I باشد و فاصله‌ای که از مبدأ داریم r باشد داریم: $I \propto \frac{1}{r^2}$

I/r^2 به علاوه هر چه فاصله بیشتر باشد، محیط نیز مقداری از شدت نور را جذب می‌کند. این دو عامل باعث می‌شوند که شبتاب‌ها در فاصله محدودی دیده شوند. در این الگوریتم دو مسئله مهم وجود دارد. تغییر شدت نور و تعیین میزان درجه جذابیت؛ درجه جذابیت و یا همان شدت نور در مقصد به وسیله فرمول زیر تعیین می‌شود:

$$I(r) = I_s / r^2$$

که I_s همان شدت نور مبدأ می‌باشد.

همچنین اگر ضریب جذب نور توسط محیط را γ فرض کنیم می‌توان شدت نور را به وسیله رابطه زیر در نظر گرفت:

$$I = I_s e^{-\gamma \cdot r}$$

که r همان فاصله بین دو شبتاب است که به وسیله فرمول زیر تعیین می‌شود:

$$r = \sqrt{(x_i - x_j)^2 - (y_i - y_j)^2}$$

حرکت شبتاب j به سمت شبتاب i جذاب‌تر به وسیله فرمول زیر تعیین می‌شود (یوسفی و ابراهیم‌خانی، ۱۳۹۱):

$$x_j = x_j + b \cdot e^{-y_{rij}^2} \cdot (x_i - x_j) + a. \in$$

متغیرهای مورد بررسی

شاخص شارپ

شاخص شارپ را معیاری مناسب برای ارزیابی عملکرد پرتفوی ارائه می‌دهد. شاخص شارپ بازده اضافی سبد سهام را به ازای هر واحد ریسک می‌سنجد، برخلاف نسبت، شارپ که از انحراف معیار به عنوان معیار ریسک استفاده می‌شود، از انحراف معیار با جهت نزولی (downside deviation) یا به عبارتی دیگر، از انحراف معیار مقادیر منفی یا نزولی به عنوان شاخص ریسک استفاده می‌شود.

شاخص شارپ: معیار شارپ یا نسبت بازده به تغییرپذیری از شاخص مبنایی بر اساس خط بازار سرمایه (CML) تاریخی، به عنوان معیار ریسک استفاده می‌نماید. در واقع بازده را نسبت به ریسک کل پرتفوی (انحراف معیار بازدهی) اندازه‌گیری می‌نماید. نسبت شارپ از تقسیم متوسط بازده اضافی پرتفوی بر انحراف معیار به دست می‌آید:

$$SR_P = \frac{\bar{I}_P - \bar{I}_F}{\sigma_P}$$

نسبت شارپ، میزان ریسک قسمتی از بازدهی سهم که بیشتر از بازدهی بدون ریسک است.

$$SR_P = \frac{\frac{\bar{I}_P - \bar{I}_F}{\sigma_P}}{\sigma_X}$$

فرمول نسبت شارپ

$$\text{بازدهی انتظاری} = rx$$

$$\text{بازدهی بدون ریسک} = R_f \% 15$$

قیمت پایانی

اصول مقامات بورس تعیین قیمت پایه سهام را در محدوده وظایف خود نمی‌دانند و چنین امری را به نهادهای بازار سرمایه که همانا شرکت‌های کارگزاری تخصصی و شرکت‌ها و بانک‌های سرمایه‌گذاری هستند واگذار می‌کنند. بورس تهران، برخلاف روند جاری در سایر بورس‌های جهان، به سبب فقدان ابزارهای لازم در بازار سرمایه کشور، از ابتدا به نوعی در تعیین قیمت پایه دخیل بوده است. برای تعیین قیمت پایه سهام شرکت‌ها از فرمول‌ها و مبانی محاسباتی گوناگونی استفاده می‌شود که بورس تهران نیز یکی از آنان را برگزیده است. فرمول محاسبه قیمت پایه سهام شرکت‌ها در بورس تهران به صورت زیر است:

$$P = \frac{EPS}{K} + A - B$$

که در آن:

P: قیمت هر سهم

EPS: درآمد متعلق به هر سهم

K: بازده مورد انتظار سهامدار (ضریب تنزیل)

A: خالص اندوخته‌ها و سود انباشته هر سهم

B: کسری ذخیره مالیاتی متعلق به هر سهم

فرمول خلاصه شده آن با فرض عدم رشد در سود به شرح زیر است:

$$P = \frac{EPS}{K}$$

درآمد متعلق به سهم = قیمت سهم
نرخ بازده مورد انتظار

نسبت قیمت سهم به سود آن سهم را P/E می‌گویند. هر چه این مقدار کمتر باشد اهمیت بیشتری دارد:

فرمول: (قیمت سهم / پیش‌بینی سود خالص)

در تعیین قیمت‌های منصفانه و منطبق بر ارزش ذاتی سهام، از مدل‌ها و روش‌های مختلفی استفاده می‌شود که در این میان استفاده از نسبت قیمت به سود هر سهم (P/E)، علیرغم داشتن ضعف تئوریکی از کاربرد گسترهای برخوردار است که دلیل آن نهفته در موضوع سهولت کاربرد و قابل درک بودن برای اکثر مشارکت‌کنندگان در بازار می‌باشد. این نسبت از ابزارهای رایج برای تحلیل وضعیت شرکت‌ها، صنایع و بازار می‌باشد و پایه ارزیابی قیمت سهام بر مبنای سود شرکت است. از طرف دیگر سود نیز به عنوان مهم‌ترین شاخص حسابداری همواره برای مقاصد مختلف نظری ارزیابی سهام، عملکرد مدیریت شرکت‌ها و ... مورد توجه بوده است. اما در سال‌های اخیر به دنبال ورشکستگی تعدادی از شرکت‌های عظیم دنیا، محققین و تحلیل گران مالی توجه خود را از تأکید صرف بر رقم سود (کمیت) به سوی کیفیت سود معطوف نموده‌اند. کیفیت سود از جنبه‌های با اهمیت ارزیابی سلامت مالی شرکت‌ها می‌باشد که مورد توجه سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر استفاده‌کنندگان صورت مالی شرکت می‌باشد. کیفیت سود به توانایی سود گزارش شده در انعکاس سود واقعی، پیش‌بینی سودهای آتی و همچنین به ثبات، پایداری و عدم تغییرپذیری سود اشاره دارد.

تعريف نسبت قیمت به درآمد هر سهم (P/E):

این نسبت که از آن به عنوان ضریب سودآوری نیز نام برده می‌شود، حاصل تقسیم قیمت سهم بر سود آن است و در واقع رابطه بین قیمت سهام یک شرکت با سود آن را نشان می‌دهد.

درصد بازده / سرمایه (Return on working capital): این نسبت رابطه سرمایه در گردش را با سود واحد تجاری نشان می‌دهد. افزایش نسبت مذکور دلالت بر کمبود سرمایه در گردش می‌کند.

$$\text{سود و زیان پس از کسر مالیات} = \frac{\text{سود و زیان ناویژه}}{\text{سرمایه}} \times 100 \quad \text{فرمول}$$

درصد سود ناویژه به جمع درآمدها: این نسبت سود یا زیان ناویژه یک موسسه را نسبت به درآمد آن مقایسه کرده و نسبت آن را نشان می‌دهد.

$$\frac{\text{سود و زیان ناویژه}}{\text{جمع درآمدها}} \times 100 = \text{فرمول} \quad \text{فرمول}$$

گردش مجموع دارایی‌ها: این نسبت نشان می‌دهد که گردش مجموع درآمدهای موسسه نسبت به مجموع دارایی‌های آن چه عددی است.

$$\frac{\text{جمع درآمدها}}{\text{جمع کل دارایی ها}} \times 100 = \text{فرمول} \quad \text{فرمول}$$

گردش موجودی کالا:

$$\frac{\text{موجودی مواد و کالا}}{\text{بهای تمام شده کالای فروش رفته}} \times 365 = \text{فرمول} \quad \text{فرمول}$$

نسبت دارایی‌های جاری:

$$\frac{\text{جمع دارایی های جاری}}{\text{جمع کل دارایی ها}} = \text{فرمول} \quad \text{فرمول}$$

دوره وصول مطالبات:

$$\frac{\text{سایر حسابها و استناد دریافتی تجاری} + \text{حسابها و استناد دریافتی تجاری}}{\text{جمع درآمدها}} \times 365 = \text{فرمول} \quad \text{فرمول}$$

پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام با استفاده از الگوریتم‌های FA، ANFIS و ICA، MLP، RBF

- طراحی و پیاده‌سازی مدل‌های ترکیبی استفاده شده شامل مراحل زیر است:
 - انتخاب داده‌ها
 - پاکسازی و آماده‌سازی داده‌ها
 - انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام

- آموزش الگوریتم‌های FA، RBF، MLP، ICA و ANFIS بر اساس مؤلفه‌های انتخاب‌شده توسط داده‌های آموزشی
- ارزیابی الگوریتم‌های FA، RBF، MLP، ICA و ANFIS آموزش داده‌شده توسط داده‌های ارزیابی برای پیاده‌سازی الگوریتم‌ها از نرم‌افزار متلب نسخه ۷.۶ استفاده شد.

انتخاب داده‌ها

داده‌های مالی ۷۷ شرکت از بانک‌ها و نهادهای پولی مختلف با ۴۸ متغیر مستقل و یک متغیر وابسته (تغییرات شاخص قیمت سهام) از سال ۸۵ تا ۹۲ از منابع مختلف گردآوری گردید. درمجموع ۷۷ نمونه جمع‌آوری گردید که در جدول (۱) لیست ۵۰ متغیر مستقل به ترتیب اهمیت قابل مشاهده است.

جدول ۱
لیست متغیرهای مستقل انتخابی

شماره	نام متغیر مستقل	شماره	نام متغیر مستقل
۱	بازدهی واقعی	۶	سود نا ویژه به فروش
۲	قیمت پایانی	۷	گردش مجموع دارایی‌ها
۳	نسبت قیمت به درآمد هر سهم دارایی‌ها %	۸	گردش موجودی کالا
۴	نسبت شارپ	۹	نسبت دارایی‌های جاری
۵	درصد بازده سرمایه	۱۰	دوره وصول مطالبات

یادداشت. منبع: تحلیل نویسندهان

متغیرهای مستقل مرتب شده در جدول ۱ از بین ۴۸ متغیر از طریق الگوریتم PSO انتخاب شده‌اند.

پاک‌سازی و آماده‌سازی داده‌ها

مرحله دوم پاک‌سازی و آماده‌سازی داده است. در این مرحله داده‌هایی که متغیرهای مستقل آن‌ها به دلیل ناقص بودن اطلاعات وجود ندارد و یا قابل محاسبه نبودند، حذف می‌گردند.

نرمال‌سازی داده‌ها جهت به کارگیری در مدل

داده‌های موجود را با استفاده از رابطه (۱) مقادیر بین ۱ و -۱ نرمال شده و سپس به وسیله نرم‌افزار متلب، الگوریتم آموزش شبکه‌های عصبی انجام‌شده است و درنهایت مقایسه نتایج مدل‌های مختلف با مقادیر واقعی نیز با استفاده از همین داده‌های نرمال شده انجام شده است. در ضمن هیچ لزومی ندارد که نتیجه نهایی را دوباره غیر نرمال‌سازی نماییم، چرا که درنتیجه نهایی و مقادیر پارامترهای آماری مورد استفاده در این تحقیق هیچ تأثیری ندارد.

$$Y_i = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} (h_i - L_i) + L_i \quad (3)$$

$=$ مقادیر ورودی نرمال شده توسط معادله

$=$ مقادیر اصلی ورودی

$=$ y_{\min} کوچک‌ترین مقدار ورودی

$=$ y_{\max} بزرگ‌ترین مقدار ورودی

$=$ h_i مقدار بالا در فاصله نرمالیزه کردن (در اینجا +1)

$=$ L_i مقدار پایین در فاصله نرمالیزه کردن (در اینجا -1)

تقسیم داده‌ها

تقسیم‌بندی داده‌ها: مدل‌های شبکه برای طراحی، نیازمند سه دسته داده آموزشی^۱، صحت سنجی^۲ و آزمون^۳ می‌باشند.

(الف) داده‌های آموزشی: از این داده‌ها به منظور پیدا کردن رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های مشاهده‌ای توسط مدل استفاده می‌شود. در این تحقیق ۵۷٪ داده‌ها برای آموزش در نظر گرفته شد. که بازه زمانی سال ۱۳۸۵ و ۱۳۸۸ را در بر می‌گیرد.

(ب) داده‌های صحت سنجی: یعنی اینکه بخشی از داده‌های موجود، برای کنترل و نظارت بر یادگیری صحیح شبکه استفاده می‌شود در این تحقیق ۲۱٪ داده‌ها برای صحت سنجی در نظر گرفته شد. که بازه زمانی سال ۱۳۸۹ را در بر می‌گیرد.

¹ Training Data

² Validation Data

³ Test Data

ج) داده‌های آزمون: در این تحقیق ۲۲٪ برای ارزیابی عملکرد شبکه پیشنهادی استفاده گردید که بازه زمانی سال ۱۳۹۰ را در بر می‌گیرد. که نتایج این تقسیم‌بندی در نمایه ۲-۴ ارائه شده است.

روش طراحی: در این مرحله، برای طراحی از روش اعتبار دهی مقطعی^۱ بهره گرفته شد.

فرآیند آموزش و ارزیابی مدل‌ها و نتایج حاصل از اعمال داده‌های آموزشی و ارزیابی

پس از تقسیم نمونه‌ها به دو دسته‌ی داده‌های یادگیری و ارزیابی، با استفاده از داده‌های یادگیری، مدل آموزش داده شده و سپس داده‌های ارزیابی به آن اعمال می‌شود. پس از ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی، از معیارهای محدود میانگین مربعات خطا (RMS) و MSE و دقت مدل بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری دقت و اعتبار دسته داده‌های آموزشی و ارزیابی استفاده شده است و با استفاده از فرمول‌های زیر تعیین می‌شوند:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}}$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}$$

مقادیر دقت مدل یا همان ضریب تعیین R^2 نیز که یکی از آماره‌هایی است که در مقالات شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌ها فرا ابتكاری به فراوانی از آن استفاده شده است با استفاده از فرمول زیر به دست آمد:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$$

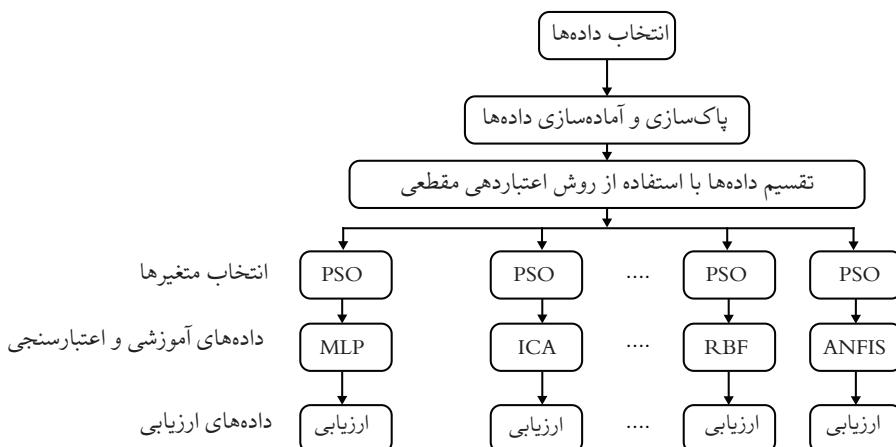
ضریب تعیین R^2 آماره‌ای است که تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و پیش‌بینی واقعی در قیمت سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را نمایش می‌دهد و هرچه این مقدار بالاتر باشد روند بهتر پیش‌بینی را نمایش می‌دهد. MSE و RMSE دقت و اعتبار

^۱ Cross Validation

دسته داده‌های آموزشی و ارزیابی را نمایش می‌دهد و هرچه این فاکتورها کوچک‌تر باشد نشان‌دهنده روند بهتر کار می‌باشد.

طراحی و پیاده‌سازی

در این قسمت نحوه طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم‌ها پرداخته شده است. شکل ۱ فرآیند کامل روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. ۶ فرآیند (سطح) در روش پیشنهادی وجود دارد که به ترتیب عبارت است از انتخاب داده‌ها، پاکسازی و آماده‌سازی داده‌ها، تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش و ارزیابی، فرآیند انتخاب متغیرهای تأثیرگذار در پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از الگوریتم PSO برای هر مدل، آموزش مدل‌ها، ارزیابی مدل‌های آموزش داده‌شده با داده‌های ارزیابی که تاکنون توسط الگوریتم‌ها مشاهده نشده است.



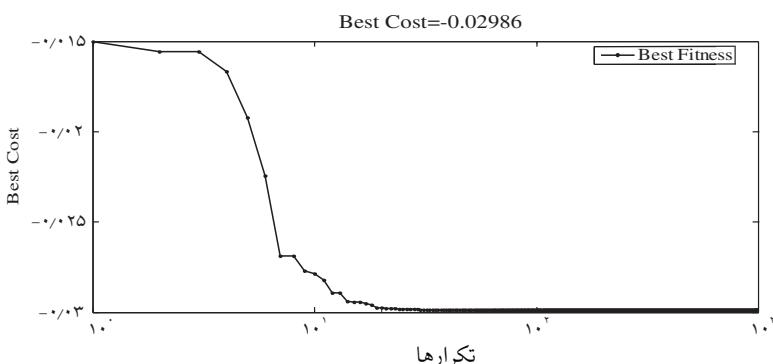
شکل ۱. روند پیشنهادی پیش‌بینی تغییرات شاخص سهام برای مقایسه الگوریتم‌ها

در بخش‌های بعد به بررسی قسمت‌های مختلف روند پیشنهادی پرداخته خواهد شد. برای پیاده‌سازی الگوریتم‌ها از نرم‌افزار متلب نسخه ۷.۶ استفاده شد. نرم‌افزار MATLAB یکی از قوی‌ترین نرم‌افزارهای ریاضی است که کاربردهای وسیعی در سایر رشته‌ها نیز دارد. جعبه‌ابزارهای آماده‌ی بسیاری که این نرم‌افزار در اختیار کاربرانش قرار می‌دهد و کار کردن با آن را بسیار راحت می‌کند. و از نرم‌افزار SPSS ۱۱.۵ برای آزمون فرضیه‌ها استفاده کرده‌ایم.

انتخاب متغیرهای تأثیرگذار با الگوریتم pso

با اجرای الگوریتم PSO به نتایج زیر دست پیدا کردیم:

نتایج حاصل از اجرای الگوریتم بعد از تعداد تکرار ۱۰۰۰، باعث همگرایی مناسب شد.



شکل ۲. مسیر پیموده شده توسطتابع ارزیابی برای رسیدن به نقطه‌ی بهینه توسط الگوریتم PSO

شکل ۲ مسیر پیموده شده توسط تابع ارزیابی برای رسیدن به نقطه‌ی بهینه را توسط الگوریتم PSO را نمایش می‌دهد که بعد از تعداد تکرار ۱۰۰۰، باعث همگرایی مناسب شد. بهمنظور انتخاب متغیرهای تأثیرگذار در پیش‌بینی تغییرات شاخص سهام از الگوریتم ازدحام ذرات (pso) استفاده شد. برای اطمینان از انتخاب متغیرهای مؤثر الگوریتم را ۵ بار تکرار کردیم تا مطمئن شویم در انتخاب متغیرها جواب‌های تقریباً یکسانی را استخراج می‌کنیم.

جدول ۲ متغیرهای تأثیرگذار در پیش‌بینی را با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات (pso) را نشان می‌دهند. جداول دو مورد را نشان می‌دهد، اولاً متغیری که باید در پیش‌بینی تغییرات شاخص سهام انتخاب شوند و ثانیاً درصد هر متغیر در پیش‌بینی تغییرات شاخص سهام می‌باشند. در این تحقیق انتخاب متغیرهای تأثیرگذار بر اساس تأثیر هر متغیر در پیش‌بینی تغییرات شاخص سهام انتخاب شده است.

جدول ۲

متغیرهای تأثیرگذار در پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات (PSO)

ردیف	متغیر منتخب	درصد اهمیت
۱	بازدهی واقعی	۰/۰۵۰۵۳۶
۲	قیمت پایه	۰/۰۵۰۴۶۸
۳	نسبت قیمت به درآمد هر سهم	۰/۰۵۰۳۶۵
۴	نسبت شارپ	۰/۰۵۰۱۳۲
۵	درصد بازده سرمایه	۰/۰۵۰۰۳۲
۶	سود نا ویژه به فروش	۰/۰۴۹۹۸۵
۷	گردش مجموع دارایی‌ها	۰/۰۴۹۹۸۴
۸	گردش موجودی کالا	۰/۰۴۹۹۴۳
۹	نسبت دارایی‌های جاری	۰/۰۴۹۹۴۴
۱۰	دوره وصول مطالبات	۰/۰۴۹۹۱۱

پادداشت. منبع: نتایج پژوهش

نتایج ۲

بعد از انجام الگوریتم‌های مربوطه بر شرکت‌های صنعت بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری به نتایج زیر دست یافتیم.

الگوریتم MLP

به طور میانگین شبکه $0/009$ خطای آموزش دارد، جدول (۳) بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برابر مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد. با توجه به جدول مقدار $R^{۸۲}$ حداقل برابر با $0/95$ می‌باشد و این بدین معنی است که $0/95$ درصد از پراکندگی داده‌ها به وسیله تقسیم‌بندی مذکور پوشانده شده است.

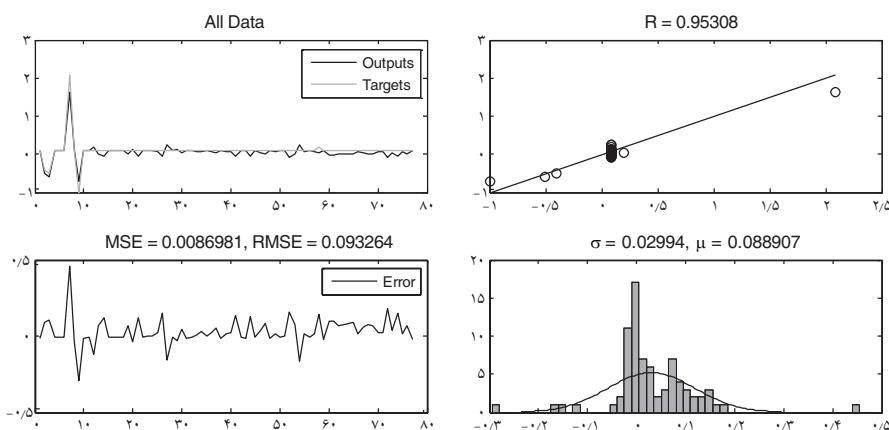
جدول ۳

خلاصه نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

σ	μ	RMSE	MSE	R	R^2	تقسیم‌بندی
۰/۰۸۸۹۰	۰/۰۲۹	۰/۰۹۳۲۶	۰/۰۰۸۶۹	۰/۹۵۳۰	۰/۹۰۸۳۶	۷۷ داده‌های کل
۰/۰۵۵۳۷	۰/۰۳۷۸	۰/۰۶۶۵۳	۰/۰۰۴۴۲	۰/۹۲۰۰	۰/۸۴۶۵۶	۴۴ داده‌های آموزش
۰/۰۹۷۷۰	۰/۰۰۸۳۶	۰/۰۹۴۹۷	۰/۰۰۹۰۲	۰/۹۵۴۲	۰/۹۱۰۶۵	۱۶ داده‌های ارزیابی
۰/۱۳۵۸	۰/۰۴۵۶	۰/۱۳۹۴	۰/۰۱۹۴	۰/۹۷۶۳	۰/۹۵۳۳۳	۱۷ داده‌های تست

یادداشت. منبع: محاسبات نویسندهان

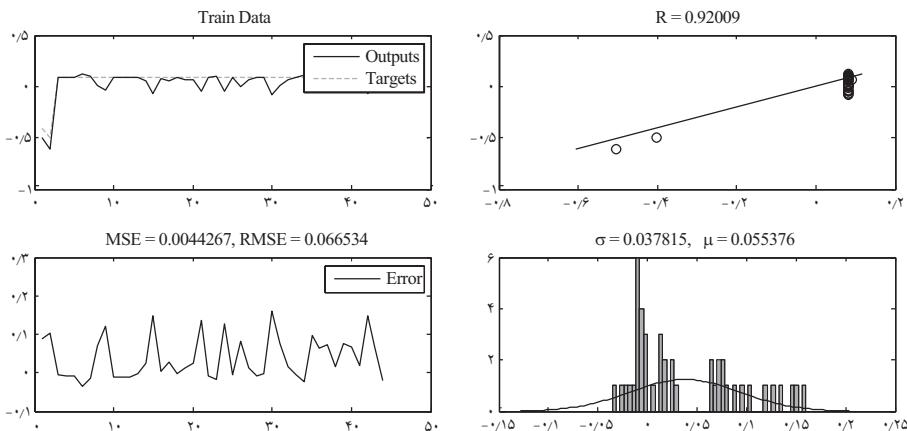
شکل ۳ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها نمایش داده است. نمودار اول تفاوت میزان واقعی و میزانی که شبکه پیش‌بینی کرده است را نمایش می‌دهد. نمودار دوم روند خطای شبکه را نمایش می‌دهد و هرچه این نوسان خطای حول صفر باشد بهتر است. نمودار سوم ضریب همبستگی را نمایش می‌دهد و نمودار آخر نمایش‌دهنده انحراف معیار شبکه می‌باشد و هرچه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد عملکرد بهتر شبکه را نمایش می‌دهد.



شکل ۳. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها

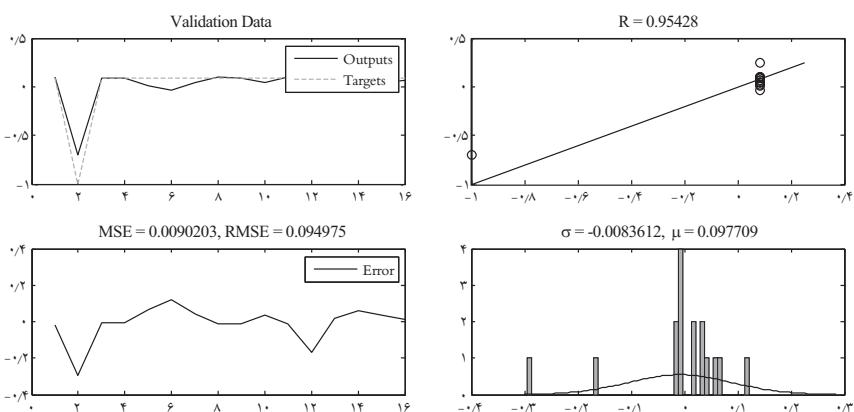
همان‌طور که پیش‌تر بیان شد داده‌ها به سه دسته داده‌ای آموزش، داده‌های ارزیابی و داده‌های تست تفکیک می‌شود که در ادامه به تفکیک نمایش هندسی تغییرات آنها نمایش

داده می‌شود. شکل ۴ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش نمایش داده است.



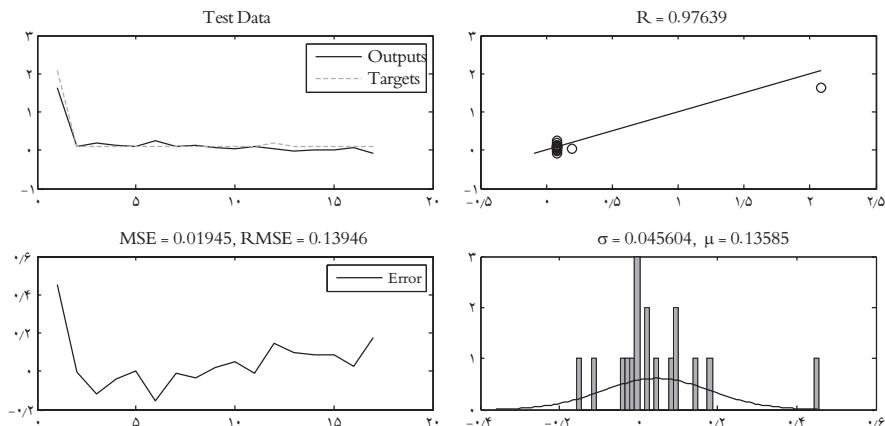
شکل ۴. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش

شکل ۵ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی نمایش داده است.



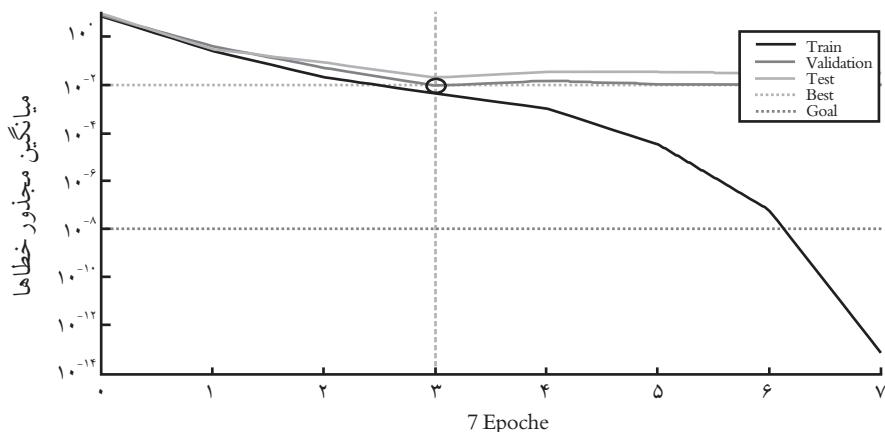
شکل ۵. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی

شکل ۶ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست نمایش داده است. نمودار اول تفاوت میزان واقعی و میزانی که شبکه پیش‌بینی کرده است را نمایش می‌دهد



شکل ۶. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست

Best Validation Performance is 0.0090203 at epoch 3



شکل ۷. نمودار بهترین عملکرد

پژوهش‌های پولی-بانکی
نمودار ۷ نشان می‌دهد که در گام ۳ کمترین خطای صحت سنجی دست آمد و در گام ۷ شبکه متوقف شد لذا آموزش شبکه در این مرحله به اتمام رسید.

الگوریتم RBF

به طور میانگین شبکه $5/09$ خطای آموزش دارد، جدول ۴ بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برابر مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد. با توجه به جدول مقدار $R^{۸۲}$ حداقل برابر با 1 می‌باشد و این بدین معنی است که 100 درصد از پراکندگی داده‌ها به وسیله تقسیم‌بندی مذکور پوشانده شده است.

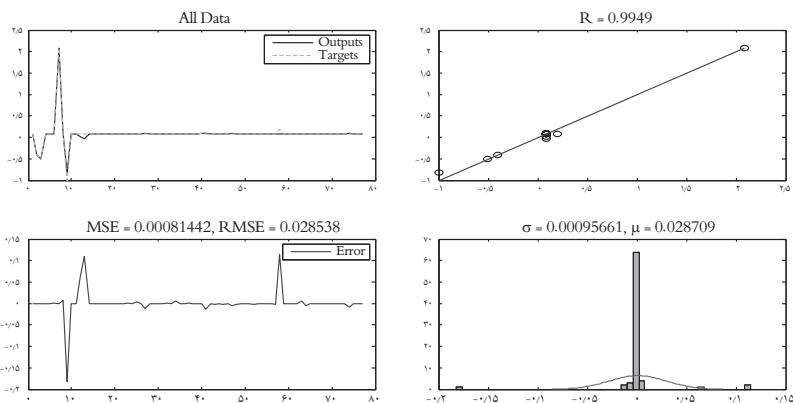
جدول ۴

خلاصه نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

تقسیم‌بندی	R^2	R	MSE	RMSE	μ	σ
داده‌های کل	۷۷	.۹۹۴۹	.۰۰۰۸	.۰۰۲۸۵	.۰۰۰۹۵۶۶	.۰۰۲۸۷۰۹
داده‌های آموزش	۴۴	۱	.۰۰۰۰۰۰	.۰۰۰۰۰۰	e۹۸۸.۱	e۷۸۶۸.۱
داده‌های ارزیابی	۱۶	.	.۰۰۰۰۰۲	.۰۰۰۵۰۹	--.۰۰۰۰۷۴۱	.۰۰۰۵۱۹۸
داده‌های تست	۱۷	.۹۷۲۲	.۰۹۸۶۰۴	.۰۰۰۳۶۶	.۰۰۰۵۰۳	.۰۰۲۱۸۲

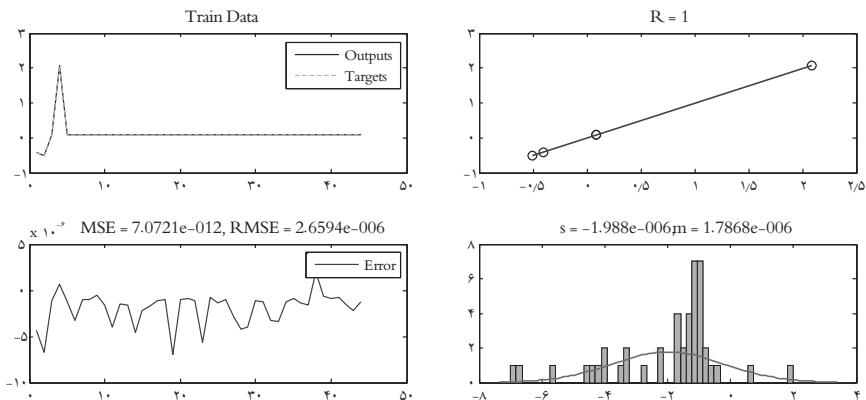
یادداشت. منبع: محاسبات نویسنده‌گان

شکل ۸ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها نمایش داده است. نمودار اول تفاوت میزان واقعی و میزانی که شبکه پیش‌بینی کرده است را نمایش می‌دهد. نمودار دوم روند خطای شبکه را نمایش می‌دهد و هرچه این نوسان خطای حول صفر باشد بهتر است. نمودار سوم ضریب همبستگی را نمایش می‌دهد و نمودار آخر نمایش دهنده انحراف معیار شبکه می‌باشد و هرچه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد عملکرد شبکه را نمایش می‌دهد.



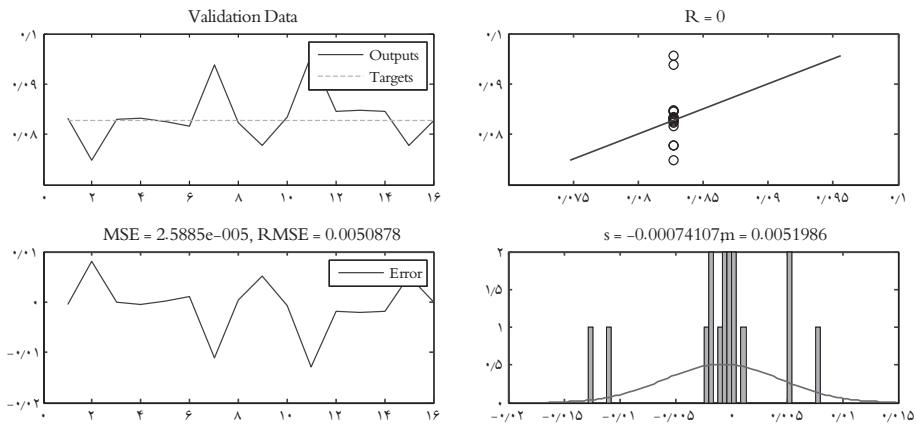
شکل ۸. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها

شکل ۹ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش نمایش داده است.



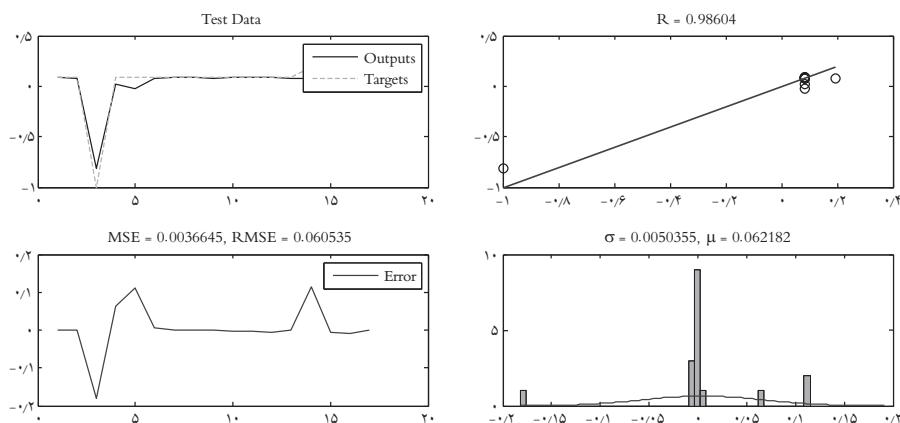
شکل ۹. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش

شکل ۱۰ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی نمایش داده است.



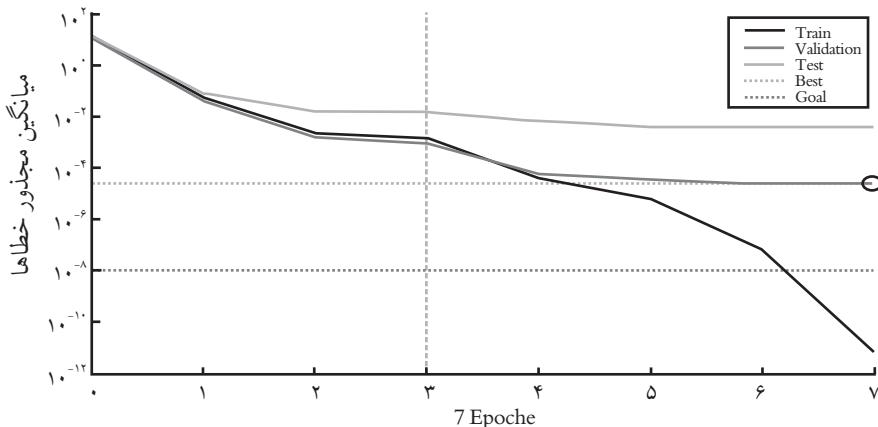
شکل ۱۰. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی

شکل ۱۱ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست نمایش داده است.



شکل ۱۱. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست

Best Validation Performance is 2,5885 e-005 at epoch 7



شکل ۱۲. نمودار بهترین عملکرد

شکل ۱۲ نشان می‌دهد که در گام ۳ کمترین خطای صحت سنجی دست آمد و در گام ۷ شبکه متوقف شد لذا آموزش شبکه در این مرحله به اتمام رسید.

الگوریتم ANFIS

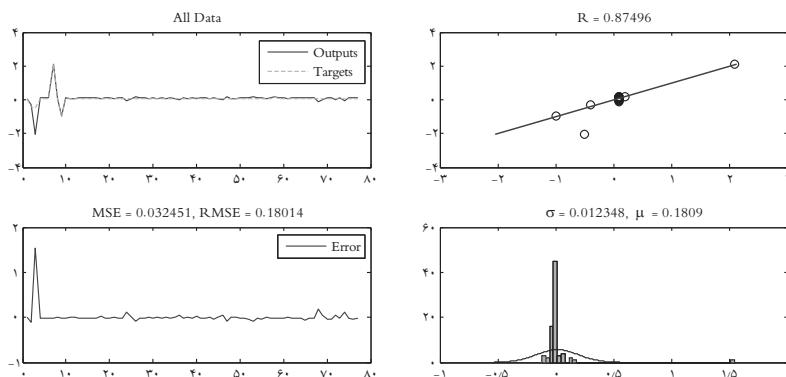
به طور میانگین شبکه ۵/۲۴ خطای آموزش دارد، جدول ۵ بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برایر مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد. با توجه به جدول مقدار $R^{۸۲}$ حداقل برابر با $۰/۹۹$ می‌باشد و این بدین معنی است که ۹۹ درصد از پراکندگی داده‌ها بهوسیله تقسیم‌بندی مذکور پوشانده شده است

جدول ۵
خلاصه نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

σ	μ	RMSE	MSE	R	R^2	تقسیم‌بندی
.۰/۱۸۰	.۰/۰۱۲۳	.۰/۱۸	.۰/۰۳۲۴۵	.۰/۸۷۴	.۰/۷۶۵۵۵۵	داده‌های کل
		.۰/۰۱۷۱	.۰/۰۰۰۲۹	.۰/۹۹۹	.۰/۹۹۹۱۶	داده‌های آموزش
.۰/۰۷۴۶	-.۰/۰۰۳۶۰	.۰/۰۷۲۴	.۰/۰۰۵۲	.۰/۸۰۰	.۰/۶۴۰۳	داده‌های ارزیابی
.۰/۳۷۴	.۰/۰۹۴۸	.۰/۳۷۶	.۰/۱۴۱۲	.۰/۹۹۵	.۰/۹۹۱۷۱	داده‌های تست

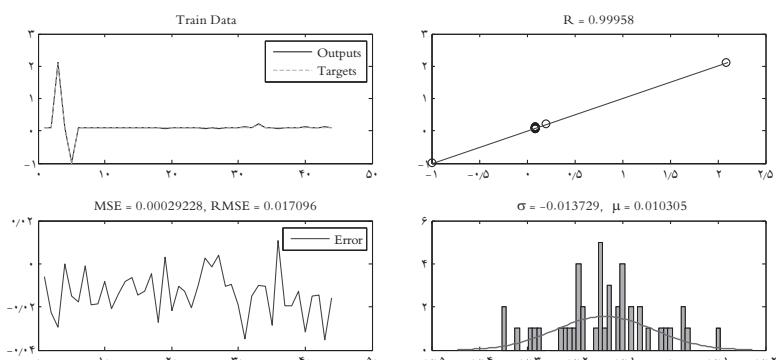
یادداشت. منبع: محاسبات نویسندهان

شکل ۱۳ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها نمایش داده است. نمودار اول تفاوت میزان واقعی و میزانی که شبکه پیش‌بینی کرده است را نمایش می‌دهد. نمودار دوم روند خطای شبکه را نمایش می‌دهد و هرچه این نوسان خطأ حول صفر باشد بهتر است. نمودار سوم ضریب همبستگی را نمایش می‌دهد نمودار آخر نمایش دهنده انحراف معیار شبکه می‌باشد و هرچه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد عملکرد بهتر شبکه را نمایش می‌دهد.



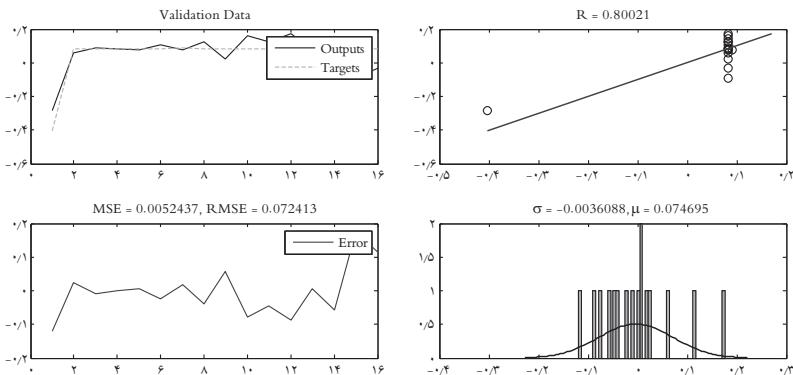
شکل ۱۳. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها

شکل ۱۴ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش نمایش داده است.



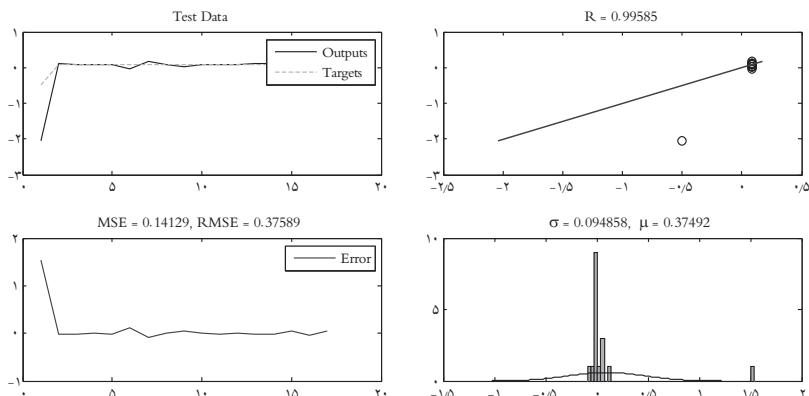
شکل ۱۴. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش

شکل ۱۵ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی نمایش داده است.

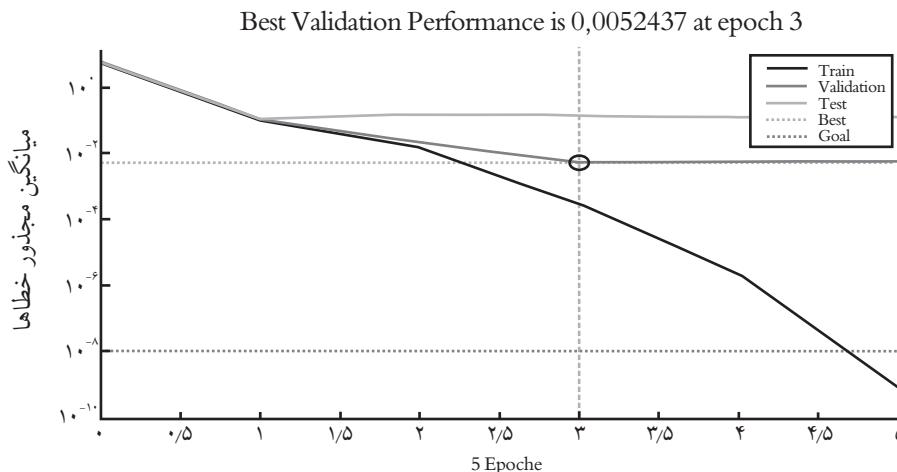


شکل ۱۵. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی

شکل ۱۶ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست نمایش داده است.



شکل ۱۶. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست



شکل ۱۷. نمودار بهترین عملکرد

شکل ۱۷ نشان می‌دهد که در گام ۳ کمترین خطای صحت سنجی دست آمد و در گام ۵ شبکه متوقف شد لذا آموزش شبکه در این مرحله به اتمام رسید.

الگوریتم ICA

به طور میانگین شبکه ۸/۹۷ خطای آموزش دارد، جدول ۶ بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برابر مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد. با توجه به جدول مقدار $R^{^82}$ حداقل برابر با ۰/۹۶ می‌باشد و این بدین معنی است که ۹۶ درصد از پراکندگی داده‌ها به وسیله تقسیم‌بندی مذکور پوشانده شده است

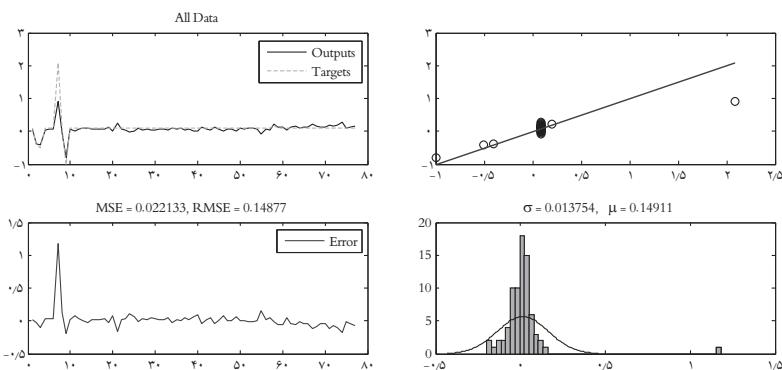
جدول ۶

خلاصه نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

σ	μ	RMSE	MSE	R	$2R^8$	تقسیم‌بندی
۰/۱۴۹	۰/۰۱۳۷۵	۰/۱۴۹	۰/۰۲۲۱	۰/۸۸۲	۰/۷۷۹۵۶	داده‌های کل
۰/۰۵۱۴	۰/۰۰۲۷۲	۰/۰۵۰۹	۰/۰۰۲۵۹	۰/۸۰۱	۰/۶۴۱۹۶	داده‌های آموزش
۰/۲۸۹	۰/۱۰۵۲	۰/۲۹۹	۰/۰۸۹۷	۰/۹۸۱	۰/۹۶۲۳	داده‌های ارزیابی
۰/۰۸۷۶	-۰/۰۴۳۸۴	۰/۰۹۵۶	۰/۰۰۹۱۴	۰/۹۵۶	۰/۹۱۵۴	داده‌های تست

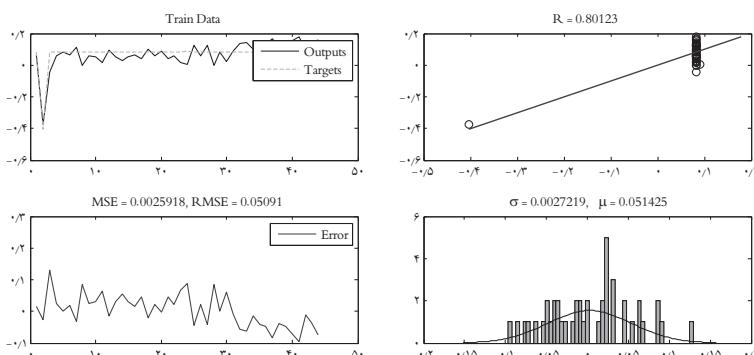
یادداشت. منبع: محاسبات نویسندهان

شکل ۱۸ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها نمایش داده است. نمودار اول تفاوت میزان واقعی و میزانی که شبکه پیش‌بینی کرده است را نمایش می‌دهد. نمودار دوم خطا‌ی شبکه را نمایش می‌دهد و هرچه این نوسان خطا حول صفر باشد بهتر است. نمودار سوم ضریب همبستگی را نمایش می‌دهد نمودار آخر نمایش دهنده انحراف معیار شبکه می‌باشد و هرچه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد عملکرد بهتر شبکه را نمایش می‌دهد.



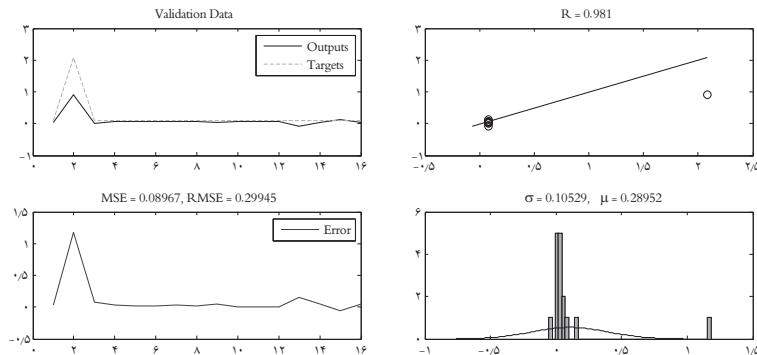
شکل ۱۸. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها

شکل ۱۹ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش نمایش داده است.



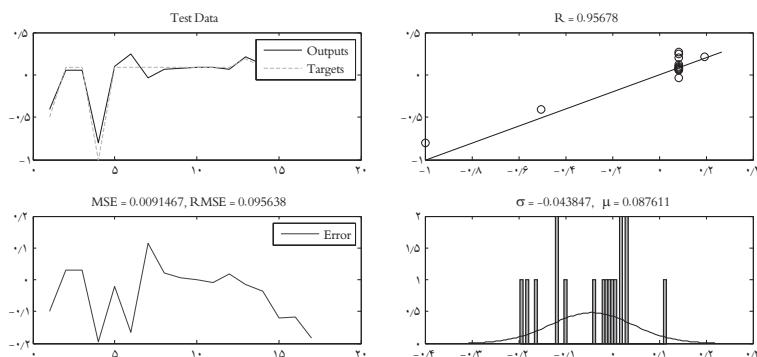
شکل ۱۹. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش

شکل ۲۰ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی نمایش داده است.



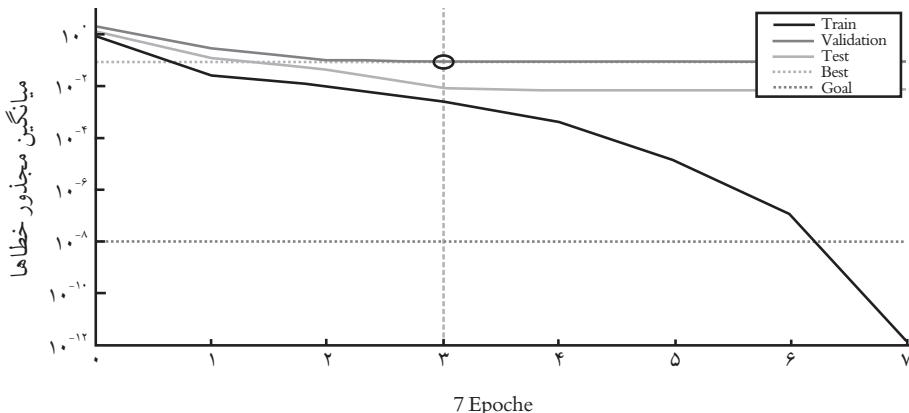
شکل ۲۰. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی

شکل ۲۱ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست نمایش داده است.



شکل ۲۱. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست

Best Validation Performance is 0,08947 at epoch 3



شکل ۲۲. نمودار بهترین عملکرد

نمودار ۲۲ نشان می‌دهد که در گام ۳ کمترین خطای صحت سنجی دست آمد و در گام ۷ شبکه متوقف شد لذا آموزش شبکه در این مرحله به اتمام رسید.

الگوريتم FA

به طور میانگین شبکه ۲/۳۵ خطاً آموزش دارد، جدول (۷) بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برابر مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد. با توجه به جدول مقدار R^۲ حداقل برابر با ۰/۹۸ می‌باشد و این بدین معنی است که ۹۸ درصد از پراکندگی داده‌ها به وسیله تقسیم‌بندی مذکور پوشانده شده است

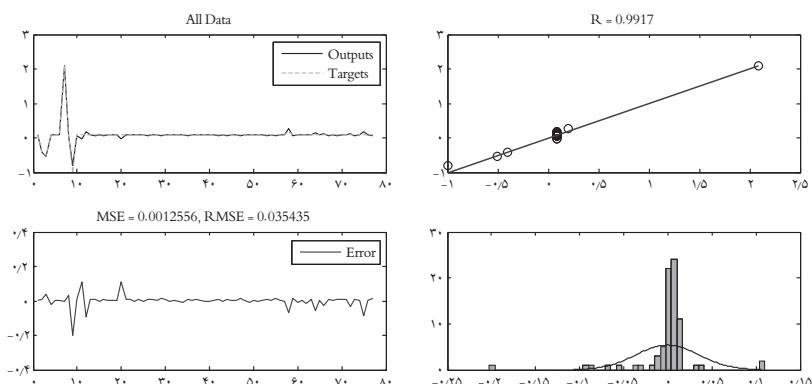
جدول ۷

خلاصه نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

σ	μ	RMSE	MSE	R	R^2	تقسیم‌بندی
۰/۰۳۵۶	-۰/۰۰۰۴۶	۰/۰۳۵۴	۰/۰۰۱۲۵	۰/۹۹۱۷	۰/۹۸۳۴	۷۷
۰/۰۰۴۵۴	۰/۰۰۵۲۲۵۵	•E+۲/۱۸	•E+۴/۷۵	۰/۹۹۹	۰/۹۹۹	۴۴
۰/۰۴۹۵	-۰/۰۰۷۴۴	۰/۰۴۸۵	۰/۰۰۲۳	۰/۹۶۲۲	۰/۹۲۵۹	۱۶
۰/۰۵۸۹	-۰/۰۰۸۶۰	۰/۰۵۷۹	۰/۰۰۳۳۴	۰/۹۸۹۲	۰/۹۷۸۶	۱۷

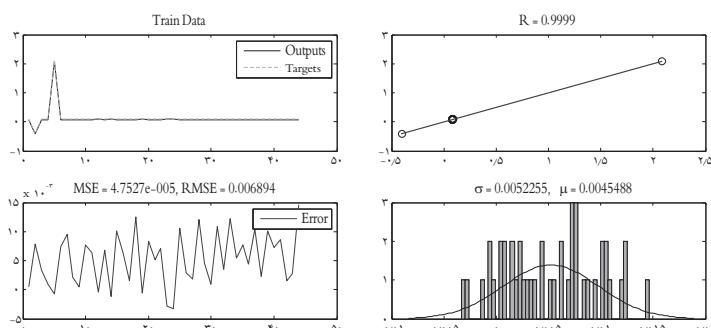
یادداشت. منع: محاسبات نویسنده‌گان

شکل ۲۳ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها نمایش داده است. نمودار اول تفاوت میزان واقعی و میزانی که شبکه پیش‌بینی کرده است را نمایش می‌دهد. نمودار دوم روند خطای شبکه را نمایش می‌دهد و هرچه این نوسان خطأ حول صفر باشد بهتر است. نمودار سوم ضریب همبستگی را نمایش می‌دهد نمودار آخر نمایش دهنده انحراف معیار شبکه می‌باشد و هرچه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد عملکرد بهتر شبکه را نمایش می‌دهد.



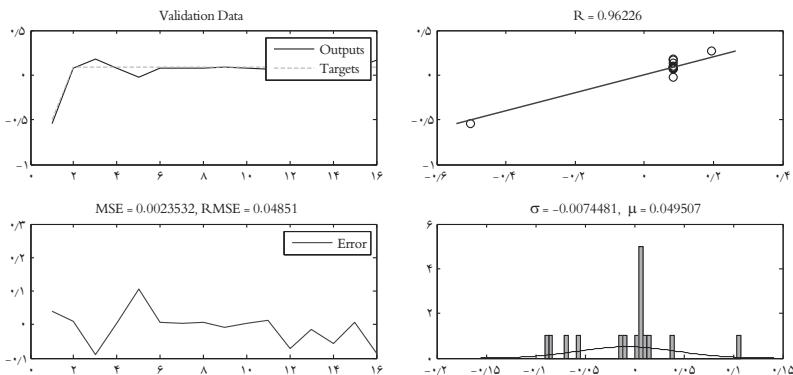
شکل ۲۳. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای کل داده‌ها

شکل ۲۴ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش نمایش داده است.



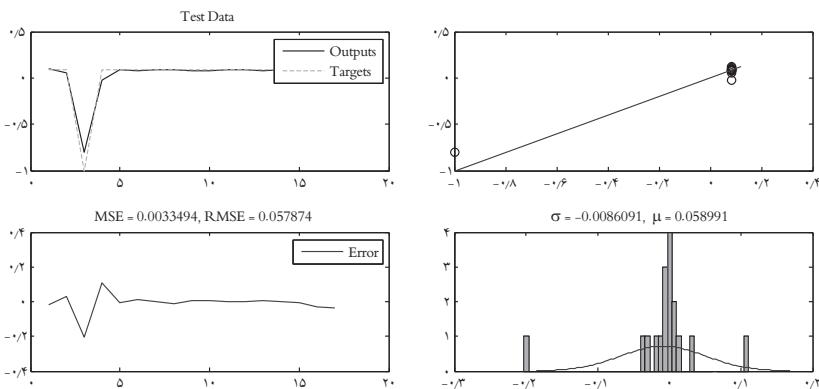
شکل ۲۴. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های آموزش

شکل ۲۵ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی نمایش داده است.

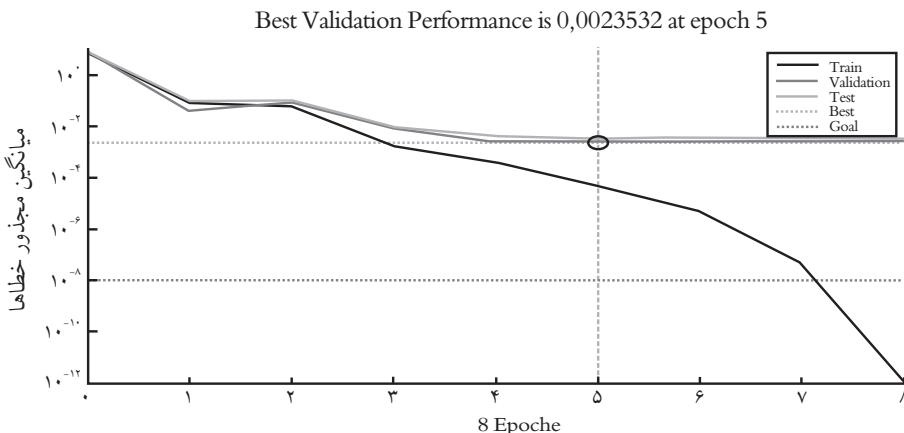


شکل ۲۵. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های ارزیابی

شکل ۲۶ نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست نمایش داده است.



شکل ۲۶. نمایش هندسی پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام را برای داده‌های تست



شکل ۲۷. نمودار بهترین عملکرد

شکل ۲۷ نشان می‌دهد که در گام ۵ کمترین خطای صحت سنجی دست آمد و در گام ۸ شبکه متوقف شد لذا آموزش شبکه در این مرحله به اتمام رسید.

نتیجه‌گیری و مقایسه

پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام یکی از موضوعات مهم در حوزه تصمیم‌گیری مالی قلمداد می‌شود که با توجه به آثار و پیامدهای آن مدل‌های زیادی برای آن توسعه داده شده است که هر یک در روش یا متغیرهای پیش‌بینی متفاوتند. هدف اصلی این پژوهش پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام صنعت بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه پنج الگوریتم RBF و MLP و FA و ICA و ANFIS می‌باشد. درنهایت مبنای مقایسه آن‌ها از طریق خطای پیش‌بینی میسر شده است.

بر اساس نتایج حاصله معیارهای عملکرد پنج روش در پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام بهترین الگوریتم بکار رفته در این تحقیق الگوریتم ANFIS است. ضریب همبستگی الگوریتم‌های فوق به ترتیب بیشترین همبستگی به شرح زیر است:

الگوریتم‌های ANFIS و RBF و FA و MLP و ICA	۰/۹۹۵۸
همبستگی	۰/۹۸۹۲
همبستگی	۰/۹۸۶
همبستگی	۰/۹۷۶۳
همبستگی	۰/۹۵۶۷

که در زیر آمده است.

جدول ۸

خلاصه نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

الگوریتم	تقسیم‌بندی	R ^۲	R	MSE	RMSE	μ	σ
MLP	داده‌های تست	۰/۹۵۳۳۴	۰/۹۷۶۳۹	۰/۰۱۹۴۵	۰/۱۳۹۴۶	۰/۰۴۵۶	۰/۱۳۵۸۵
RBF	داده‌های تست	۰/۹۷۲۲۷	۰/۹۸۶۰۴	۰/۰۰۳۶۶	۰/۰۶۰۵	۰/۰۰۵۰۴	۰/۰۶۲۱۸
ANFIS	داده‌های تست	۰/۹۹۱۷۲	۰/۹۹۵۸۵	۰/۱۴۱۲۹	۰/۳۷۶	۰/۰۹۴۸۶	۰/۳۷۴۹۲
ICA	داده‌های تست	۰/۹۱۵۴۳	۰/۹۵۶۷۸	۰/۰۰۹۱۵	۰/۰۹۵۶	-۰/۰۴۳۸۴	۰/۰۸۷۶۱
FA	داده‌های تست	۰/۹۷۸۶۶	۰/۹۸۹۲۷	۰/۰۰۳۳۵	۰/۰۵۷۹	-۰/۰۰۸۶۱	۰/۰۵۸۹۹

یادداشت. منبع: محاسبات نویسنده‌گان

بر این اساس به مسئولین و سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی پیشنهاد می‌شود علاوه بر مدل‌های رایج در زمینه پیش‌بینی از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی نیز به عنوان یک ابزار قدرتمند و با دقت بالا برای پیش‌بینی‌ها استفاده نمایند.

پیشنهادهای مربوط به تحقیق:

به نظر محقق موارد ذیل به عنوان موضوع پژوهش در تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود:

- (۱) برای پیش‌بینی سود سهام می‌توان از سایر مدل‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های مصنوعی-فازی استفاده کرد.
- (۲) این تحقیق در سطح یک صنعت فعال در بورس انجام شده است که می‌توان آن را در سطح سایر صنایع و شرکت‌های پذیرفته شده در بورس انجام داد.
- (۳) بررسی دقت الگوریتم‌های فوق در بین صنایع مختلف بورس اوراق بهادار تهران و گزینش بهینه‌ترین الگوریتم در هر صنعت نیز مفید می‌باشد.

فهرست منابع

- پاکدین امیری، ع.، پاکدین امیری، م.، و پاکدین امیری، م. (۱۳۸۸). ارائه مدل پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی. دو فصلنامه علمی و پژوهشی جستارهای اقتصادی، ۱۰۸-۸۳، (۱۱).
- پورکاظمی، م.، فتاحی، م.، مظاہری، س.، و اسدی، ب. (۱۳۹۲). بهینه‌سازی سبد پروژه‌های با اثر متقابل از الگوریتم رقابت استعماری (ICA). مدیریت صنعتی، ۵(۱)، ۱-۲۰.

- کیامهر، م. و نمازی، م. (۱۳۸۶). بینی بازده روزانه سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادر تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. *تحقیقات مالی*. ۹(۲۴)، ۱۱۵-۱۳۴.
- فروغی، د. و یادگاری، س. (۱۳۸۹). کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در حسابداری. *مجله حسابداری و مدیریت مالی*. شماره ۴ منجمی، ا.، ابزری، م.، و رعینی شوازی، ع. (۱۳۸۸). پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادر با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک و مقایسه‌ی آن با شبکه‌ی عصبی مصنوعی. *فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)*. ۶(۳)، ۱-۲۶.
- یوسفی، ا. و ابراهیم‌خانی، ه. (۱۳۹۱). بررسی و توسعه الگوریتم کرم شب برای حل مسئله زمان‌بندی تولید کارگاهی. *نهمین کنفرانس بین‌المللی مهندس صنایع*.
- AcarBoyacioglu, m., & Avci, d. (2010). An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the predictionof stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange, *Expert Systems with Applications*. 37, 7908-7912
- Hsieh, l., Hsieh, s., & Tai, p. (2011). Enhanced stock price variation prediction via DOE and BPNN-based optimization, *Expert Systems with Applications*. 38, 14178-14184
- Kara, Y., & Baykan, o. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange, *Expert Systems with Applications*. 38, 5311-5319
- Salehi, M. Kardan, B., & Aminifard, Z. (2012). Effective components on the forecast of companies' dividends using hybrid neural network and binary algorithm model. *Indian Journal of Science and Technology*. 5: 93321-3327. ISSN: 974- 6846.