

Performance Evaluation of Iranian OTC's Companies by Using Stochastic Dominance Criteria and Optimizing with PSO and ANN Hybrid Model

Gholam Reza Zamanian^{1*}, Sajad Jamshidi²

- 1- Assistant Professor, Department of Economic, Faculty of Management & Economic, Sistan & Baluchestan University, Zahedan, Iran
zamanin@eco.usb.ac.ir
- 2 - MSc in Business Administration - Financial Management, Department of Economic, Faculty of Management & Economic, Sistan & Baluchestan University, Zahedan, Iran
sajad.usb@gmail.com

Abstract

The goal of the current study is performance evaluation of Iranian OTCs companies by using stochastic dominance and optimizing them by employing Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization hybrid model. To fulfill this objective, we used daily and weekly return of under investigation 36 companies of OTC During the period beginning from March 21, 2014 until March 20, 2015 in which the application of stochastic dominance criteria for nonparametric orientation and proven performance of the hybrid model is particular interest. The research results indicated the first-order, second-order, and third-order dominances in the study companies. The portfolios were based on the shares of companies ranked with respect to the stochastic dominance criterion. Considering the minimum and maximum numbers of shares to be 2 and 10 for each portfolio, an eight-share portfolio was selected as the optimal portfolio with the combination of the activation function TPT. Compared with the index of Iran OTC during the research period, the selected portfolio indicated a significantly higher performance.

Keywords: Performance Evaluation, OTC, Stochastic Dominance, ANN, PSO

ارزیابی عملکرد شرکت‌های فرابورس ایران با استفاده از معیار تسلط تصادفی و بهینه‌سازی آن با الگوی ترکیبی PSO و ANN

غلامرضا زمانیان^{۱*}، سجاد جمشیدی^{۲*}

- ۱- استادیار، گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه سیستان و بلوچستان، ایران
zamanin@eco.usb.ac.ir
- ۲- کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی - مدیریت مالی، گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه سیستان و بلوچستان، ایران
sajad.usb@gmail.com

چکیده

هدف پژوهش حاضر، ارزیابی عملکرد شرکت‌های فرابورس ایران با استفاده از معیار تسلط تصادفی و بهینه‌سازی آنها با استفاده از الگوی هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی تجمیع ذرات است. برای رسیدن به این هدف، از بازده هفتگی و روزانه ۳۶ شرکت از ابتدای فروردین تا پایان اسفند ۱۳۹۳ استفاده شده است که کاربرد همزمان معیار تسلط تصادفی به دلیل جهت‌گیری‌های ناپارامتریک و کارایی اثبات‌شده الگوی هیبریدی موردنظر، جذابیت خاصی دارد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد تسلط مرتبه‌های اول، دوم و سوم میان شرکت‌های بررسی‌شده وجود دارد که بین سبدهای تشکیل‌یافته از سهام شرکت‌های رتبه‌بندی‌شده براساس تسلط تصادفی، با قید محدودیت حداقل دو و حداکثر ده سهم برای سبد، در نهایت سبد ۸ سهمی با ترکیب تابع فعال‌سازی TPT، سبد بهینه انتخاب شد که در مقایسه با شاخص بازار فرابورس ایران طی دوره بررسی‌شده، عملکردی به مراتب بهتر از خود نشان داده است.

واژه‌های کلیدی: ارزیابی عملکرد، فرابورس، تسلط تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی، بهینه‌سازی تجمیع ذرات

مقدمه

بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری است. این پژوهش به دنبال آن است تا با ارائه مبانی مربوط به معیار تسلط تصادفی، نقش آن را در ارزیابی عملکرد بررسی کند؛ سپس با ارائه الگوی ترکیبی PSO و ANN، سبد بهینه از شرکت‌های منتخب بازار فرابورس ایران را تشکیل دهد. در بخش مبانی نظری و پیشینه پژوهش، مفهوم‌ها و پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه تسلط تصادفی، بهینه‌سازی تجمیع ذرات و شبکه عصبی مصنوعی در بخش مالی و مدیریت سبد ارائه شده است. در بخش روش پژوهش نیز ابتدا داده‌های استفاده‌شده، توصیف شده است؛ سپس معیار تسلط تصادفی و مرتبه‌های آن، مفهوم‌های مربوط به بهینه‌سازی تجمیع ذرات و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. در بخش یافته‌های پژوهش نیز یافته‌ها و نتایج، تحلیل و بررسی شده است و در بخش پایانی، نتایج و پیشنهادها مطرح شده است.

مبانی نظری

برای ارزیابی عملکرد سبد، از دو رویکرد استفاده می‌شود. اولین رویکرد، رویکرد سنتی میانگین واریانس (M-V) است که با استفاده از الگوی مارکوویتز^۴ (۱۹۵۲) وابسته به توزیع نرمال و فرض درجه‌دو بودن تابع‌های مطلوبیت است [۳۱، ۲۱، ۱۳]. این رویکرد، زمانی که توزیع بازده غیرنرمال یا تابع مطلوبیت سرمایه‌گذاران درجه دو نباشد، کارآیی مناسبی نخواهد داشت [۱۹]. دومین رویکرد، با توجه به پژوهش‌های [۳۴، ۲۷، ۱۰، ۹]، موجب ارائه یک چهارچوب سیستماتیک برای تحلیل رفتار در قطعیت نداشتن شد که زمینه را برای یک پارادایم

حجم وسیعی از دارایی‌ها در بازارهای خارج از بورس مبادله می‌شود. طی سال مالی ۱۳۹۳، ارزش کل معامله‌های صورت گرفته در فرابورس^۱ ایران، ۳۳۲۴۴۷ میلیارد ریال و در بورس تهران^۲ ۵۴۲۵۲۲ میلیارد ریال بوده است (ارزش معامله‌های بازار فرابورس تهران به میزان ۶۱/۲۷٪ ارزش معامله‌های بورس تهران بوده است) که این امر نقش مهم فرابورس در بازار سرمایه ایران را نشان می‌دهد. با توجه به اهمیت بازار فرابورس در بازار سرمایه، مسئله ارزیابی عملکرد این بازار و شرکت‌های فعال در آن، ضروری است. از آغاز دهه ۱۹۶۰ تاکنون پژوهشگران زیادی در بازارهای سرمایه، به مسئله ارزیابی عملکرد توجه کرده‌اند و همواره با الگوسازی و آزمون این الگوها، درصدد بررسی کارآیی ابزارهای مختلف بوده‌اند. این ابزارها با توجه به بازدهی که سرمایه‌گذاران انتظار دارند و ارزیابی ریسک گزینه‌های سرمایه‌گذاری، کاربردی ویژه دارد [۳۳]. سرمایه‌گذاران فعال بازار سرمایه با هدف کسب بازده معقول وارد بازار می‌شوند و برای کسب این بازده نیاز دارند گزینه‌های سرمایه‌گذاری خود را از نظر بازده و ریسک مقایسه کنند و نسبت به ارزیابی عملکرد گزینه‌های سرمایه‌گذاری، انتخاب و ایجاد یک سبد بهینه، اقدام کنند. بهینه‌سازی به یک دوره سرمایه‌گذاری محدود نیست؛ بلکه باید به صورت بلندمدت صورت گیرد [۲۴]. سرمایه‌گذاران ثروت خود را به دارایی‌هایی اختصاص می‌دهند که بیشترین بازده موردانتظار را برای آنها فراهم کند [۳۸]؛ بنابراین در کنار ارزیابی عملکرد، مقوله مهم دیگر در حوزه سرمایه‌گذاری،

3. Mean -Variance
4. Markowitz

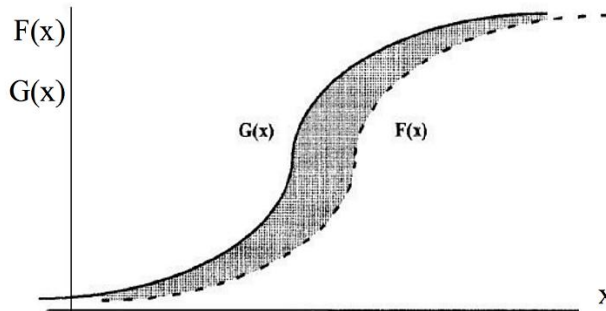
1. www.ifb.ir
2. www.tse.ir

جدید با عنوان تسلط تصادفی^۱ (SD) فراهم کرد. معیار تسلط تصادفی از مفیدترین ابزارهای تصمیم‌گیری در شرایط اطمینان‌نداشتن، برای رتبه‌بندی و تعیین تسلط گزینه‌های سرمایه‌گذاری است [۳۶]. این معیار، با در نظر گرفتن حداکثر مطلوبیت، چهارچوبی را برای ارزیابی انتخاب گزینه سرمایه‌گذاری در شرایط نامطمئن فراهم می‌کند [۵]. معیار تسلط تصادفی، جهت‌گیری ناپارامتریک دارد و با تکیه بر مجموعه‌ای از فرضیه‌های کلی، به آگاهی از ویژگی‌های پارامتریک کامل از ترجیح‌های سرمایه‌گذاران و توزیع‌های آماری از گزینه‌های سرمایه‌گذاری نیاز ندارد [۱۹]؛ بنابراین معیار تسلط تصادفی یکی از معیارهای استفاده‌شده در زمینه ارزیابی عملکرد [۲۹] و محاسبه ریسک [۳۹] است که فارغ از طبیعی یا غیرطبیعی بودن توزیع بازده یا ویژه بودن تابع مطلوبیت سرمایه‌گذاران، کارآیی بالایی دارد؛ علاوه بر این، این معیار به جای استفاده از پارامترهای معمول میانگین واریانس مانند انحراف استاندارد و میانگین بازده، از کل توزیع احتمال‌ها استفاده می‌کند [۲۲]. پژوهش‌های انجام‌شده با استفاده از معیار تسلط تصادفی و مقایسه مرتبه‌های این معیار همچون تسلط تصادفی مرتبه اول^۲ (FSD)، تسلط تصادفی مرتبه دوم^۳ (SSD) و تسلط تصادفی مرتبه سوم^۴ (TSD) در زمینه‌های متعدد مالی از جمله مدیریت سبد [۴، ۳، ۱]، نشان می‌دهد مرتبه‌های بالای این معیار یعنی SSD و TSD، کارآیی بالایی برای تشکیل سبد بهینه با هزینه صفر، بدون محدودیت‌های کاردینالیته دارد و در مقایسه با سایر سبدهای شاخصی، عملکرد بهتری را ارائه می‌کند. معیار تسلط

تصادفی به طور مستقیم بر اساس قاعده‌های اقتصاد خرد بدین شرح است: ۱- غیراشباع^۵: سرمایه‌گذاران، بیشتر را به کمتر ترجیح می‌دهند و مطلوبیت نهایی مثبت است. ۲- ریسک‌گریزی^۶: سرمایه‌گذاران، یک درآمد درآمد مطمئن را بر یک درآمد موردانتظار نامطمئن و برابر با آن ترجیح می‌دهند؛ در نتیجه مطلوبیت نهایی، کاهشی است. ۳- تقارن^۷: سرمایه‌گذاران، توزیع با چولگی مثبت را ترجیح می‌دهند؛ در نتیجه مطلوبیت نهایی، محذب است [۳۲]. FSD، SSD و TSD از جمله مرتبه‌های پرکاربرد تسلط تصادفی‌اند که هر کدام با توجه به فرضیه‌های خاص خود، منطقه موج‌خاصی در امر تصمیم‌گیری به وجود می‌آوردند. منطقه موج SSD، زیرمجموعه منطقه موج FSD است و منطقه موج TSD، زیرمجموعه منطقه موج SSD و FSD است. در FSD فرض بر این است که تصمیم‌گیرندگان صرف‌نظر از ریسک‌پذیر، ریسک‌گریز یا بی‌اعتنایی نسبت به ریسک، بازده بیشتر را نسبت به کمتر ترجیح می‌دهند و مطلوبیت نهایی بازده، مثبت است [۵]. این گروه از سرمایه‌گذاران با توجه به میزان بازده، به تابع مطلوبیت غیرکاهشی نیاز دارند. طبق FSD، فرصت سرمایه‌گذاری F بر فرصت سرمایه‌گذاری G مسلط است؛ اگر سرمایه‌گذاران، بیشتر را به کمتر ترجیح دهند یا به عبارتی تابع مطلوبیت آنها افزایشی باشند [۳۰] ($U' \geq 0$) و تابع احتمالات تجمعی بازده‌ها هیچ‌گاه برای F از G بیشتر نباشد و گاهی کمتر یا مماس باشد [۲۰].

5. Non Satiation
6. Risk Averse
7. Skewness Preference

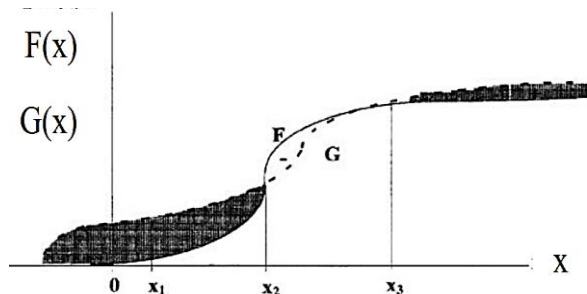
1. Stochastic Dominance
2. First Order Stochastic Dominance
3. Second Order Stochastic Dominance
4. Third Order Stochastic Dominance



نمودار (۱) تابع‌های توزیع تجمعی دو فرصت سرمایه‌گذاری G و F [۲۰]

این صورت آنها را ریسک‌گریز از مرتبه دوم می‌گویند [۳] و اگر مجموع احتمالات برای همه بازده‌ها هیچ‌گاه برای F از G بیشتر نباشد و گاهی کمتر باشد [۱۱].

یکی از فرضیه‌های اساسی SSD، ریسک‌گریزی است [۳]. SSD کارآیی بهتری نسبت به FSD دارد. F طبق SSD بر G مسلط است، اگر تابع مطلوبیت آنها تقعر افزایشی داشته باشد ($U' \geq 0$ و $U'' \leq 0$) که در



نمودار (۲) تابع‌های توزیع تجمعی دو فرصت سرمایه‌گذاری G و F [۲۰]

G بیشتر نباشد و گاهی کمتر باشد [۳۵]. بیشتر پیشرفت‌های به‌وجود آمده در زمینه بهینه‌سازی سبد، بر مبنای کارهای مارکوویتز است. یکی از فرضیه‌های اساسی در الگوی مارکوویتز برای تشکیل سبد، بهینه‌نرمال بودن توزیع بازده است [۲۸] که این موضوع در واقعیت کمتر اتفاق افتاده است و یک نقص تلقی می‌شود که با به‌کارگیری معیار تسلط تصادفی، این مشکل برطرف شدنی است. بهینه‌سازی سبد، به معنای اختصاص ثروت بین چند گزینه سرمایه‌گذاری مطلوب است و بازده موردانتظار و ریسک، از پارامترهای مهم در مسئله‌های بهینه‌سازی سبد است [۷]. از شناخته‌شده‌ترین الگوریتم‌های موجود برای بهینه‌سازی

در TSD فرض جدیدی علاوه بر ریسک‌گریزی فرض شده در SSD، به الگو اضافه می‌شود و بیان‌کننده آن است که سرمایه‌گذاران، ریسک‌گریزی مطلق کاهش‌ی^۱ (DARA) دارند که این فرض، وابسته به شکل تابع مطلوبیت است؛ بدین معنا که بیشتر سرمایه‌گذاران، ریسک‌گریزی مطلق کاهش‌ی را در رفتار خود نشان می‌دهند [۱۱]. F طبق TSD بر G مسلط است، اگر تابع مطلوبیت سرمایه‌گذاران، تقعر افزایشی داشته باشد ($U' \geq 0$ و $U'' \leq 0$) و مشتق مرتبه سوم تابع مطلوبیت آنها با نابرابری شدیدی در حداقل یک فاصله بین بازه $[a, b]$ ، $U''' \geq 0$ شود [۳۰، ۱۱] و مجموع احتمالات برای همه بازده‌ها هیچ‌گاه برای F از

1. Decreasing Absolute Risk Aversion (DARA)

مسئله بیش از حد مشکل ساز باشد یا امکان استخراج نداشته باشد. نمایش واقعی از این مسئله، در آموزش شبکه عصبی مصنوعی^۸ دیده می‌شود؛ زمانی که جریان ورود و خروج داده به داخل شبکه به راحتی با پارامترهای شبکه، محاسبه پذیر است [۲۳]. طی دو دهه اخیر، از کاربردهای فراوانی از ANN، در زمینه‌های مختلف به خصوص در زمینه مالی [۳۷، ۳۳، ۳۰، ۲۶، ۲۵، ۱۷، ۱۶، ۱۵] استفاده شده است که بیشتر با ترکیب سایر روش‌ها و الگوریتم‌های بهینه‌سازی همانند PSO [۲۸، ۶] همراه بوده است. PSO موفقیت چشمگیری در آموزش ANN داشته است [۸]. ANN با دو مجموعه از داده‌ها، آموزش داده می‌شود: داده‌هایی که در نقش ورودی در نظر گرفته می‌شوند و داده‌های مطلوبی که در نقش خروجی شبکه لحاظ می‌شوند. داده‌هایی که در آموزش شبکه قرار دارند، با وزن ورودی^۹ (IW) وارد نرون‌های لایه مخفی می‌شوند و با وزن‌های بین لایه‌ای^{۱۰} (LW) و استفاده از تابع‌های انتقال^{۱۱} به لایه‌های بعد انتقال می‌یابند تا در نهایت به لایه خروجی برسند. هر نرون یک مقدار ثابت با نام بایاس^{۱۲} (B) و یک تابع انتقال دارد. بایاس، مقدار ثابتی است که به همراه ورودی شبکه، وارد هر نرون در لایه‌های مختلف می‌شود. هر نرونی در شبکه، یک تابع انتقال دارد که روی ورودی عمل می‌کند. مسئله بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری در صورت وجود توزیع نامتقارن بازده‌ها، همبستگی ناچیزی را متوجه بازده‌های حاصل از طول دوره نگهداری دارایی مالی می‌کند [۲۸]؛ از این رو، انتخاب یک معیار مناسب برای اولویت‌بندی گزینه‌های سرمایه‌گذاری، تشکیل سبد بهینه و

عملکرد، الگوریتم ژنتیک (GA)^۱ [۳۸] و الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات^۲ [۲۳، ۱۸، ۸] است. کندی و ابرهارت^۳ (۱۹۹۵) برای اولین بار تکنیک PSO را برای حل مسئله‌های غیرخطی به کار بردند. PSO یک تکنیک بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است که با گشت تصادفی در میان جمعیت عمل می‌کند. در PSO جمعیت را Swarm و ذرات را Particle می‌نامند. PSO با بخشی از کل جمعیت، راه‌اندازی می‌شود که در این فرایند، هر ذره با توجه به تجربه پیشین خود و سایر ذرات و با یک سرعت انطباق‌پذیر حرکت می‌کند و بهترین موقعیت‌های تجربه‌شده را در حافظه خود ثبت می‌کند. ذره‌ای که بهترین موقعیت را نسبت به سایر ذرات داشته باشد، به عنوان راهنما انتخاب می‌شود و سایر ذرات از این ذره می‌آموزند. در هر مرحله از تکرار یا نسل‌سازی، بهترین موقعیت‌های Gb^۴ و Pb^۵ تعیین می‌شود. به روزرسانی نسل‌ها در PSO تا جایی ادامه می‌یابد که یک موقعیت ثابت و نسبی یا حداکثر تکرار^۶ در نظر گرفته‌شده در الگوریتم محقق شود. PSO انعطاف بالایی دارد؛ زیرا برخی پژوهشگران با اعمال تغییرهایی بر ساختار آن، الگوریتم‌ها و الگوهای جدیدی بر مبنای آن ارائه می‌کنند [۲۸، ۱۴، ۱۲، ۶، ۲]. از PSO در مسئله‌های مربوط به بهینه‌سازی سبد نیز استفاده می‌شود [۲۸]. مزیت استفاده از روش‌های بهینه‌سازی مثل PSO، آن است که به وضوح بر گرادیان‌های مسئله بهینه‌شده مانور نمی‌دهد و موجب سهولت استفاده از آن در زمینه مسئله‌های بهینه‌سازی می‌شود. این مسئله زمانی مفید واقع می‌شود که گرادیان

8. Artificial Neural Network(ANN)
9. Input Weight (IW)
10. Layer Weight (LW)
11. Transfer Function
12. Bias (B)

1. Genetic Algorithm
2. Particle Swarm Optimization
3. Kennedy & Eberhart
4. Teacher
5. Previous Best
6. Global best
7. MaxIteration

ابتدای فروردین تا پایان اسفند سال ۱۳۹۳ به مدت یک سال است؛ به گونه‌ای که شرایط زیر را داشته باشند: قبل از ابتدای فروردین سال ۱۳۹۳ فعالیت خود را در فرابورس آغاز کرده باشد و تا پایان اسفند ۱۳۹۳، فعالیت آنها ادامه داشته باشد، موضوع شرکت مورد نظر، سهام پذیرفته شده در فرابورس باشد و شرکت، در زمینه‌های سرمایه‌گذاری و هلدینگ فعالیت نداشته باشد. با توجه به شرایط در نظر گرفته شده در این پژوهش، تعداد شرکت‌های مطالعه شده در آن پس از پالایش، ۳۶ شرکت است که در ادامه تنها از نمادهای معاملاتی آنها جهت ارائه تحلیل‌ها استفاده می‌شود. داده‌های استفاده شده در این پژوهش، از شرکت مدیریت فناوری بورس تهران^۱ و شرکت فرابورس ایران ایران گرفته شده است که با استفاده از رابطه (۱)، بازده قیمتی هفتگی و روزانه و به کمک رابطه (۲)، بازده مرکب شرکت‌های مطالعه شده محاسبه می‌شود.

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (1)$$

در رابطه (۱)، R_t بازده دور t ، G ، P_t قیمت سهام در پایان دوره نگهداری و P_{t-1} قیمت سهام در ابتدای دوره نگهداری است.

$$R = \prod_{i=1}^n (1 + r_i) - 1 \quad (2)$$

در رابطه (۲)، $n=52$ و r_i برابر با بازده هفته‌ای است. طی دوره بررسی شده برای هر شرکت ۵۲ بازده هفتگی (در مجموع ۱۸۷۲ بازده) و ۲۴۱ بازده روزانه (در مجموع ۸۶۷۶ بازده) به دست آمد که بازده هفتگی برای بررسی تسلط بین شرکت‌های بررسی شده و بازده روزانه برای آموزش الگوی ترکیبی PSO و ANN استفاده می‌شود. مشاهده می‌شود که بیشتر

بهینه‌سازی گزینه‌های سرمایه‌گذاری، امری اجتناب‌ناپذیر است. برای آموزش شبکه از روش دیگری همچون PSO استفاده می‌شود. تفاوت پژوهش حاضر با پژوهش‌های انجام شده در زمینه بهینه‌سازی سبد با استفاده از الگوی ترکیبی تشریح شده، در آن است که تشکیل سبد بهینه از بین گزینه‌هایی صورت می‌گیرد که عملکرد آنها براساس معیاری ارزیابی شده است که فارغ از نرمال یا غیرنرمال بودن توزیع بازده، گزینه‌های سرمایه‌گذاری را رتبه‌بندی کرده است و این موضوع در پژوهش‌های پیشین نادیده گرفته شده است. در این پژوهش علاوه بر فرض غیرنرمال بودن توزیع بازده‌ها، نظر به اهمیت شرکت‌های فرابورس در بازار سرمایه، سعی شده است از معیار تسلط تصادفی برای ارزیابی عملکرد گزینه‌های سرمایه‌گذاری، تعیین مرتبه‌های تسلط تصادفی بین گزینه‌های سرمایه‌گذاری و تشکیل سبد بهینه از بین گزینه‌های رتبه‌بندی شده، استفاده شود. در پایان نیز سبد بهینه با استفاده از الگوی ترکیبی PSO و ANN ارائه می‌شود.

روش پژوهش

وضعیت بازار سرمایه ایران در سال ۱۳۹۳ به دلیل‌های متعدد، پیچیدگی خاصی داشته است؛ دلیل‌هایی همچون هدفمندی یارانه‌ها و افزایش قیمت حامل‌های انرژی که در نهایت موجب رکود بازار شد، تأخیر در اجازه افزایش میزان به صنایع، تحولات و درگیری‌های منطقه‌ای، خوش‌بینی هسته‌ای، کاهش قیمت نفت و در انتها بسته شدن نمادهای شرکت‌های پالایشگاهی در قیمت نفت بالاتر از ۱۱۰ دلار و بازگشایی آنها با قیمت نفت ۵۵ دلاری. گزینه‌های سرمایه‌گذاری بررسی شده در این پژوهش، شامل همه شرکت‌های فعال در بازار فرابورس ایران در بازه زمانی

معاملاتی، از آزمون جارکو برا^۱ (JB) در نرم‌افزار متلب استفاده شد. با توجه به آزمون JB، در صورتی که فرض صفر در سطح خطای ۵٪ رد شود، $h=1$ و در غیر این صورت $h=0$ خواهد بود و توزیع موردنظر نرمال است. آمار توصیفی مرتبط با سایر نمادهای معاملاتی در جدول ۱ دیده می‌شود:

میانگین بازده هفتگی شرکت‌ها در طول دوره بررسی، مقدارهای منفی را نشان می‌دهد. با توجه به وضعیت بازار سرمایه ایران، طبق جدول ۱، مشاهده می‌شود که میانگین بازده مرکب هفتگی، شاخص عددی منفی و برابر با $-۶/۴۹\%$ است. برای بررسی نرمال یا غیرنرمال بودن توزیع بازده هریک از نمادهای

جدول (۱) آمار توصیفی نمادهای معاملاتی شرکت‌های بررسی شده

JBtest	کپی‌دگی	چولگی	انحراف معیار (%)	بازده مرکب (%)	مینیمم (%)	عکس‌توجه (%)	نماد معاملاتی
h-value							
۱	۴/۲۶۳۴	-۱/۳۶۹۳	۵/۹۳	-۲۹/۲۹	-۲۴/۶۲	۸/۴۴	آ.س.پ
۱	۲۳/۷۵۷	-۳/۸۷۰۶	۱۱/۵۸	-۷۵/۷۷	-۶۹/۶۵	۱۹/۷۵	افرا
۱	۳/۹۹۴۲	۱/۶۳۹۷	۵/۷۱	-۱۴/۸۳	-۹/۴۵	۲۱/۴۷	ارفع
۰	۱/۲۴۲۴	۰/۵۰۸۹	۶/۳۳	-۵۱/۱۵	-۱۸/۰۱	۱۷/۱۵	بالاس
۰	-۰/۰۹۶	۰/۴۱۰۴	۴/۳	-۲۵/۹۷	-۸/۲۴	۱۰/۴۵	بمپنا
۱	۴/۳۳۱۵	-۰/۰۳۹۸	۱/۶۹	۱۴/۷۲	-۵/۵۲	۶/۰۴	پپاس
۱	۲/۷۳۶۹	۱/۴۵۰۲	۴/۶۷	-۲۴/۸۹	-۶/۴۳	۱۶/۸۱	بساما
۱	۱/۸۵۲۸	-۰/۳۱۵۳	۵/۰۹	-۴۳/۷۵	-۱۶/۶۸	۱۰/۲۹	دتولید
۰	۰/۶۶۸۳	۰/۵۶۵	۴	۱/۵۴	-۸/۳۱	۱۰/۱۶	دی
۰	۰/۳۰۱۷	-۰/۱۷۱۲	۵/۱۷	-۴۲/۵۷	۱۴/۵۲	۹/۲۵	فزرین
۱	۹/۹۹۶۷	-۲/۳۱۱۵	۸/۶۷	-۶۱/۱	-۴۰/۶۹	۱۶/۹۶	فولای
۱	۱/۳۳۱۷	۰/۸۷۷	۶/۷۹	۶/۹۹	-۱۲/۸۹	۲۱/۴۹	غمینو
۰	۰/۰۶۱۱۲	-۰/۰۸۲۱	۵/۷۴	-۵۶/۵۷	-۱۴/۰۹	۱۳/۳۵	قشیر
۰	۰/۸۴۱۲	-۰/۵۵۰۱	۴/۳۶	-۵۸/۶۳	-۱۳/۲۱	۷/۹۹	قچار
۱	۹/۶۲۶۱	۱/۴۹	۹/۳۷	۱۰/۸	-۲۸/۱۶	۴۴/۰۷	حسینا
۱	۳۹/۶۳۶۷	-۵/۸۴۲۳	۸/۰۷	-۵۷/۵۵	-۵۴/۷۱	۱۱/۳۳	جم
۱	۶/۷۲۹۶	-۱/۴۰۵۴	۶/۵۱	-۶۷/۸۸	-۳۰/۳۱	۱۴/۸۱	کی بی سی
۱	۲/۲۱۲۲	۱/۲۰۴۷	۶/۸۳	-۴۱/۹۲	-۱۱/۳۴	۲۱/۵	کمرجان
۰	-۰/۳۳۹	-۰/۱۵۸۸	۲/۹۶	-۱۷/۲	-۶/۵۸	۵/۷۷	کشرق
۱	۱۵/۵۷۴۱	-۲/۲۳۰۸	۴/۳	-۳۷/۶۹	-۲۳/۳۵	۱۱/۹۹	خراسان

1. Jarque-Bera test

۱	۰/۹۷	۰/۷۵۲۲	۵/۱۷	-۲۵/۳۳	-۱۰/۷۴	۱۴/۰۶	مفاخر
۱	۱۴/۰۹۵۳	-۲/۵۱۶۵	۳/۸۹	-۱۸/۴۵	۲۰/۵۴	۸/۸۴	مارون
۰	۰/۱۵۰۴	۰/۱۹۲۶	۶/۲۸	۲/۵۵	-۱۳/۵۴	۱۴/۳۷	میهن
۰	۰/۵۳۶۸	۰/۱۰۵۱	۴/۸۳	-۳۷/۴۱	-۱۳/۳۱	۱۲/۵۳	پخش
۱	۰/۶۰۶۷	۰/۸۷۰۸	۶/۱۸	۲۸/۰۸	-۸/۸۶	۱۸/۷۶	ثباغ
۰	۰/۰۷۳۰	۰/۵۲۱۴	۵/۱۸	-۳۶/۵۶	-۱۰/۸۷	۱۱/۲۸	ثعمر
۱	۹/۱۸۵۴	-۱/۷۰۲۵	۴/۳۸	-۲۱/۵۲	-۲۱/۱۲	۸/۳۴	شرانل
۱	۴/۱۱۸۲	۰/۳۸۱۹	۴/۳۹	-۳۴/۴۷	-۱۵/۱۵	۱۵/۰۱	شپاس
۱	۳۰/۲۷۶۸	۴/۸۱۳۴	۸/۷۱	-۶۷/۲۱	-۵۵/۸۹	۹/۹۴	سبحان
۱	۱۶/۵۲۳۵	-۳/۱۱۷۱	۹/۶۵	-۷۲/۷۲	-۵۴/۲۲	۱۳/۴۹	توریل
۱	۱/۹۶۷۲	۰/۲۵۸	۶/۳۱	-۱۰/۲۱	-۱۶/۱۶	۱۹/۴۹	وگردش
۰	۰/۲۲۵	۰/۷۶۶۷	۵/۹	-۴۶/۹۲	-۱۰/۰۶	۱۵/۳۳	وگستر
۰	۰/۲۰۰۱	۰/۳۰۸۲	۶/۱۳	۴/۰۰۶	-۱۱/۰۴	۱۵/۲۹	وزمین
۱	۵/۸۸۴۲	-۱/۱۵۹۴	۳/۸۲	-۳۹/۹۲	-۱۷/۰۹	۹/۴۱	زاگرس
۰	-۰/۷	۰/۱۳۹۰	۶/۲۶	-۴۲/۱۸	-۱۲/۷۹	۱۱/۳۶	زنگان
۱	۱/۰۲۳۸	۰/۸۵۳۴	۴/۶۵	-۵۰/۸۶	-۸/۷۵	۱۱/۷۵	ذوب
۱	۳/۰۷۱۵	۰/۸۸۸	۲/۲	-۶/۴۹	-۵/۰۸	۷/۲۳	شاخص

تسلط تصادفی

به طور کلی تابع توزیع تجمعی متغیر X (در اینجا بازده) با F و به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$F = \sum_{i=1}^n p_i x_i, \quad x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n, \quad p_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad \sum p_i = 1 \quad (۳)$$

$$F(x) = \sum_{i=1}^n p_i x_i, \quad G(x) = \sum_{j=1}^m q_j y_j \quad (۴)$$

از این رو، F طبق FSD بر G مسلط است، اگر و تنها اگر داشته باشیم:

$$I_1 = \sum_{i=1}^n p_i x_i - \sum_{j=1}^m q_j y_j \geq 0 \quad (۵)$$

یا

$$I_1 = F_F(t) - F_G(t) \geq 0 \text{ for } \forall t \in R$$

در صورتی که آزمون FSD طبق رابطه (۵) برقرار نباشد، بدین معنا که $I_1 < 0$ باشد، آزمون FSD معتبر نیست و باید از آزمون SSD استفاده کرد. برای همه

که در آن x_i برابر با بازده λ و p_i برابر با احتمال وقوع بازده λ است؛ بنابراین تابع توزیع تجمعی X برابر با مجموع مقدارهای هر بازده در احتمال وقوع آن بازده است. اگر F و G دو فرصت سرمایه گذاری باشند، تابع های توزیع تجمعی آنها عبارت اند از:

تسلط یک فرصت سرمایه‌گذاری بر فرصت سرمایه‌گذاری دیگر است.

بهینه‌سازی تجمیع ذرات (PSO)

هر ذره برای رسیدن به بهترین جواب سعی می‌کند موقعیت خود را با استفاده از مجموعه‌ای اطلاعات تغییر دهد که عبارت‌اند از: موقعیت کنونی x_i ، سرعت کنونی v_i ، فاصله بین موقعیت کنونی و $Pbest$ و فاصله بین موقعیت کنونی و $Gbest$ ؛ از این رو، سرعت ذره با استفاده از معادله زیر محاسبه می‌شود:

$$Y_i^{k+1} = w v_i^k + c_1 r_1 (Pbest_i - x_i^k) + c_2 r_2 (Gbest_i - x_i^k) \quad (8)$$

در رابطه فوق v_i^k سرعت هر ذره در تکرار k ام، w که ابرهات و شی^۱ آن را معرفی کرده‌اند، ضریب اینرسی نام دارد. پارامتر وزنی، c_1 و c_2 ضریب‌های شناخت^۲ (که با نام ضریب‌های شتاب، شناخته می‌شوند)، r_1 و r_2 عدد تصادفی در بازه $[0, 1]$ ، x_i^k موقعیت هر ذره در تکرار k ام، $Pbest_i$ برابر $Pbest$ در ذره i و $Gbest_i$ نیز $Gbest$ جمعیت است. موقعیت هر ذره نیز براساس رابطه (۹) معین می‌شود:

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (9)$$

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

در نمودار (۱)، یک ANN سه‌لایه مشاهده می‌شود که پس از ترکیب و آموزش از طریق PSO در این پژوهش به کار گرفته شده است. ورودی شبکه، ۳۶ عدد است که هریک بازده روزانه نمادهای معاملاتی بررسی شده را در بر می‌گیرد. لایه پنهان شامل دو لایه است که در لایه اول ۵ و در لایه دوم ۳ نرون وجود

سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز طبق SSD بر G مسلط است، اگر و تنها اگر داشته باشیم:

$$I_2 = \int_{-\infty}^t F_F(x) dx - \int_{-\infty}^t F_G(x) dx \geq 0 \quad \text{for } \forall t \in R \quad (6)$$

$F_F(x)$ و $F_G(x)$ به ترتیب برابر با تابع توزیع تجمعی دو فرصت سرمایه‌گذاری F و G است. شرط $I_2 \geq 0$ در SSD بیان می‌کند که محدوده بسته بین دو توزیع، باید تا هر نقطه t مثبت باشد. در صورتی که محدوده محصور بین دو توزیع F و G منفی شود $I_2 < 0$ ، آزمون SSD در تعیین مرتبه تسلط بین این دو فرصت سرمایه‌گذاری، ناکام خواهد بود و باید از آزمون TSD بهره برد. برای محاسبه TSD با فرض اینکه $F(x)$ و $G(x)$ توزیع تجمعی دو فرصت سرمایه‌گذاری F و G باشند، طبق TSD بر G مسلط است، اگر و تنها اگر داشته باشیم:

$$I_3 = \int_{-\infty}^t \int_{-\infty}^r F_F(x) dx dr - \int_{-\infty}^t \int_{-\infty}^r F_G(x) dx dr \geq 0 \quad (7)$$

$$\text{for } \forall t \in R, \quad E_F \geq E_G$$

در رابطه فوق، به مبحث فضاهای برداری واقعی منحصر است که برای تصویر کردن $F(x)$ از فضای مخروطی روی سطح استفاده می‌شود. در صورتی که رابطه (۷) برقرار نباشد $I_3 < 0$ ، باید گفت بین دو فرصت سرمایه‌گذاری F و G هیچ تسلطی وجود ندارد. ذکر این نکته مهم است که احتمال وجود شاخص میانگین بیشتر، واریانس کمتر یا چولگی مثبت، دلیل

1. Shi
2. Cognition Coefficient

- آموزش شبکه از طریق PSO با توجه به شرایط زیر است:

بیشینه تکرار^۶ در نظر گرفته شده برای توقف آموزش شبکه برابر ۴۰.

در نظر گرفتن حجم جمعیت^۷ برابر با ۲۰۰ برای راه اندازی PSO.

ارائه مقادیر IW، LW و B پس از آموزش شبکه در نقش خروجی الگو.

در پژوهش حاضر علاوه بر انتخاب تسلط تصادفی در نقش یک معیار ارزیابی عملکرد که فارغ از نرمال یا غیرنرمال بودن توزیع، کارآیی بالایی دارد، از الگوی هیبریدی PSO و ANN برای بهینه سازی، یافتن اوزان بهینه و بهینه سازی ترکیب بهینه تابع های فعال سازی استفاده می شود. ذکر این نکته لازم است که همه پژوهش های انجام شده با کاربرد PSO، ساختاری پیچیده را برای الگوریتم خود در نظر گرفته اند [۲۳]؛ اما در پژوهش حاضر با به کارگیری ساختاری ساده و ترکیبی از ANN با PSO، این رویه تغییر می یابد؛ بنابراین با اعمال محدودیت های اشاره شده برای این الگوی هیبریدی، ترکیب تابع های فعال سازی در شبکه نیز به صورت متغیر قرار در نظر گرفته شده است تا ترکیب بهینه تابع های فعال سازی با ارائه کمترین خطا معین شود.

Network = newff(PR,[5 3 variable], {'variable' 'variable' 'variable'});

6. MaxIteration
7. SwarmSize

دارد. لایه خروجی یک نرون دارد که میانگین بازده روزانه نمادهای معاملاتی رتبه بندی شده توسط معیار تسلط تصادفی را در بر می گیرد. تابع انتقال به کار گرفته شده در این مطالعه، شامل ترکیبی از سه تابع است. این تابع ها شامل تابع انتقال تانژانت سیگموئید^۱ [۸، ۱۶، ۱۷] تابع انتقال خطی^۲ [۱۵، ۳۷] و لگاریتم سیگموئید^۳ است. ترکیبی از تابع ها که کمترین خطا را ارائه کند، بهترین ترکیب معرفی خواهد شد؛ بنابراین تعداد ترکیب های سه تایی تابع های انتقال برای شبکه مورد نظر این پژوهش برابر است با $3 \times 3 \times 3 = 27$. همچنین، برای ارزیابی عملکرد شبکه از معیار اندازه گیری خطا^۴ RMSE استفاده می شود؛ ولی ابتدا باید مفهوم $MSE^{۵}$ ارائه شود.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{ts_i} - Y_{tr_i})^2 \quad (10)$$

در رابطه ۱۰، n برابر با تعداد داده ها، Y_{ts_i} برابر با داده های آزمون و Y_{tr_i} برابر با داده های آموزش است. RMSE برابر با ریشه دوم است؛ بنابراین طبق رابطه ۱۱ داریم:

$$RMSE = (Sqrt(MSE) / 2) * 100 \quad (11)$$

آموزش شبکه با استفاده از PSO

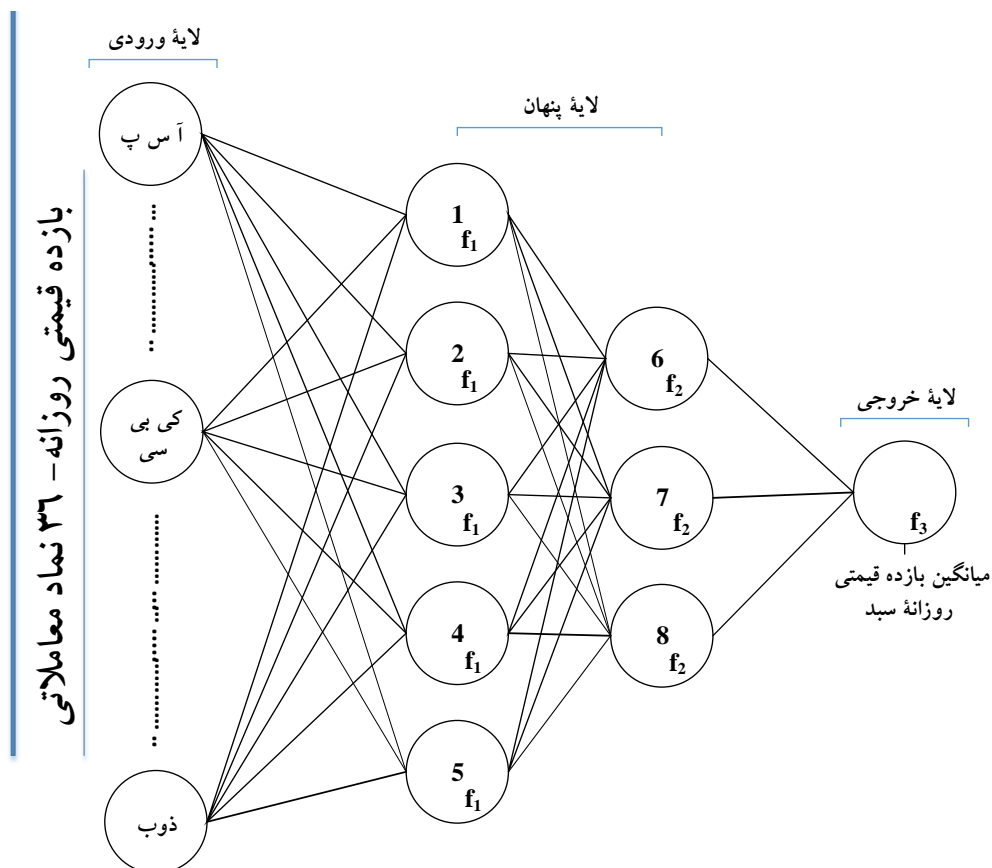
- فرایند آموزش شبکه، طبق الگوریتم زیر است:

نرمال سازی داده های ورودی و انتخاب ۸۰٪ داده ها به صورت داده های آموزش.

تشکیل ساختار شبکه به صورت

[Input.5.3.Output]

1. Tansig
2. Pureline
3. Logsig
4. Root Mean Square Error
5. Mean Square Error



نمودار (۳) معماری شبکه عصبی

تسلط نداشتن^۱ (ND) است. نمادهای معاملاتی در هر سطر، نمادهای مسلط‌اند و نمادهای معاملاتی در هر ستون نمادهای تحت تسلط‌اند؛ برای مثال نماد معاملاتی فولای (سطر هشتم) بر اساس TSD بر نماد معاملاتی افرا (ستون هفتم) مسلط است.

ذکر این نکته مهم است که ارزش و مزیت تکنیکی پژوهش حاضر در رتبه‌بندی متناسب و تشکیل سبد بهینه بر اساس رتبه‌بندی‌های به‌دست آمده است.

یافته‌ها

برای تعیین مرتبه‌های تسلط، شاخص بازار و همه نمادهای معاملاتی به صورت زوجی با استفاده از آزمون تسلط تصادفی مقایسه شد. پس از انجام مقایسه‌ها، تسلط مرتبه‌های اول، دوم و سوم شناسایی شد. در جدول ۲ به علت زیاد بودن شرکت‌های بررسی‌شده، تنها مرتبه‌های تسلط بین ۵ شرکت اول، ۵ شرکت آخر و شاخص بازار نمایش داده شده است که در آن F بیانگر FSD، S بیانگر SSD، T بیانگر TSD و N بیانگر

جدول (۲) مرتبه‌های تسلط تصادفی بین نمادهای معاملاتی منتخب

نماد معاملاتی	قنبرا	قنغ	مفخر	کشرق	بمپنا	کمرجان	افرا	فولای	توریل	آس پ	شاخص
ثعمرا	-	N	N	N	N	S	S	S	S	S	N
ثباغ	N	-	N	N	N	S	S	S	S	S	N
مفاخر	N	N	-	N	N	S	S	S	S	S	N
کشرق	N	N	N	-	S	N	S	S	S	S	N
بمپنا	N	N	N	N	-	S	S	S	S	S	N
کمرجان	N	N	N	S	N	-	N	N	N	N	N
افرا	N	N	N	N	N	S	-	N	N	N	N
فولای	N	N	N	N	N	S	T	-	N	N	N
توریل	N	N	N	N	N	S	S	N	-	N	N
آس پ	N	N	N	N	N	S	S	N	T	-	N
شاخص	S	T	T	S	S	S	S	S	S	S	-

تصادفی از مرتبه سوم است که شناسایی این نمادها برای سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر و ریسک‌گریز موجب افزایش مطلوبیت موردانتظار خواهد شد. طبق قانون‌های تسلط تصادفی، نمادی که بیشترین تسلط را داشته باشد و کمتر تحت تسلط قرار گرفته باشد، بهترین عملکرد را دارد؛ بنابراین طبق جدول ۳، تعداد تسلط‌ها مبنای رتبه‌بندی قرار می‌گیرد.

اگر سرمایه‌گذار ریسک‌پذیری، در سهامی سرمایه‌گذاری کند که طبق FSD در تسلط قرار داشته باشد، بهتر است با تغییر گزینه سرمایه‌گذاری خود به نماد مسلط، طبق FSD درصدد افزایش مطلوبیت و ثروت، انتظار رود؛ زیرا در این مرتبه از تسلط، فرصت آربیتراژ^۱ وجود دارد. در شرایطی که SSD و TSD وجود دارد، سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر و ریسک‌گریز قادرند با تغییر سرمایه‌گذاری خود از شرکت‌های تحت تسلط به شرکت‌های مسلط، مطلوبیت موردانتظار خود را حداکثر کنند و وضعیت خود را نسبت به موقعیت قبل بهبود ببخشند. در پژوهش حاضر از مجموع ۴۸۱ تسلط تصادفی شناسایی شده، ۶ تسلط از مرتبه اول است که برای سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر، فرصت آربیتراژ به وجود می‌آورد. ۳۶۵ تسلط از مرتبه دوم و ۱۱۰ تسلط

جدول (۳) رتبه‌بندی شرکت‌های بررسی شده براساس معیار تسلط تصادفی

رتبه‌بندی	تعداد شرکت‌هایی که بر شرکت هر سطر مسلط شده‌اند به تفکیک مرتبه تسلط				تعداد شرکت‌هایی که شرکت هر سطر بر آنها مسلط شده است به تفکیک مرتبه تسلط				نماد معاملاتی
	Total	TSD	SSD	FSD	Total	TSD	SSD	FSD	
۱	۰	۰	۰	۰	۲۹	۴	۲۴	۱	ثعمرا
۲	۰	۰	۰	۰	۲۹	۴	۲۵	۰	ثباغ
۳	۱	۱	۰	۰	۲۹	۳	۲۵	۱	مفاخر
۴	۱	۰	۱	۰	۲۹	۹	۲۰	۰	کشرق
۵	۱	۰	۱	۰	۲۳	۵	۱۸	۰	بمپنا
۶	۱	۱	۰	۰	۱۸	۴	۱۴	۰	پپاس
۷	۲	۱	۱	۰	۲۳	۴	۱۸	۱	میهن
۸	۰	۰	۰	۰	۷	۰	۷	۰	حسینا
۹	۴	۱	۳	۰	۲۱	۳	۱۸	۰	وزمین
۱۰	۵	۱	۴	۰	۲۰	۳	۱۷	۰	بساما
۱۰	۵	۲	۳	۰	۱۹	۳	۱۶	۰	دی
۱۲	۶	۲	۴	۰	۱۹	۴	۱۴	۱	غمینو
۱۳	۵	۵	۰	۰	۱۵	۳	۱۲	۰	فزرین
۱۴	۵	۰	۴	۱	۱۵	۷	۸	۰	ذوب
۱۵	۶	۴	۲	۰	۱۵	۰	۱۵	۰	خراسان
۱۶	۵	۱	۴	۲	۱۲	۵	۷	۰	قچار
۱۷	۸	۱	۷	۰	۱۴	۴	۱۰	۰	ارفع
۱۸	۱۰	۱	۹	۰	۱۵	۵	۱۰	۰	وگستر
۱۹	۱۰	۴	۶	۰	۱۳	۳	۹	۱	وگردش
۲۰	۱۲	۱	۱۱	۰	۱۳	۴	۹	۰	پخش
۲۱	۱۳	۱۰	۳	۰	۱۲	۱	۱۱	۰	شرائل
۲۲	۱۴	۱	۱۱	۲	۱۰	۸	۲	۰	قشیر
۲۳	۱۷	۴	۱۳	۰	۱۲	۴	۸	۰	دتولید
۲۴	۱۵	۱۳	۲	۰	۱۱	۰	۱۱	۰	مارون
۲۵	۲۱	۳	۱۷	۱	۹	۳	۶	۰	زنگان
۲۶	۲۳	۹	۱۴	۰	۹	۲	۷	۰	سبحان
۲۷	۲۴	۴	۲۰	۰	۹	۴	۵	۰	بالاس
۲۸	۲۶	۱۰	۱۶	۰	۷	۲	۵	۰	زاگرس
۲۹	۲۶	۴	۲۲	۰	۶	۵	۱	۰	شپاس
۳۰	۳۱	۲	۲۹	۰	۵	۱	۳	۱	کی بی سی
۳۳۱	۲۶	۱۰	۱۶	۰	۴	۰	۴	۰	جم
۳۲	۲۹	۴	۲۵	۰	۴	۱	۳	۰	آس پ
۳۳	۳۱	۳	۲۸	۰	۳	۱	۲	۰	توریل
۳۴	۲۹	۳	۲۶	۰	۲	۱	۱	۰	فولای
۳۵	۳۳	۲	۳۱	۰	۱	۰	۱	۰	افرا
۳۵	۳۳	۲	۳۱	۰	۱	۰	۱	۰	کمرجان
-	۰	۰	۰	۰	۲۹	۶	۲۳	۰	شاخص

حداکثر ۱۰ سهم دارد. ۲- خروجی شبکه در هر مرحله برابر با بازده قیمتی روزانه هر نماد معاملاتی در آن مرحله و سایر نمادهای مرحله‌های قبل است. ۳- برای ارزیابی عملکرد شبکه، مقدار RMSE برای داده‌های آموزش و تست، معیار سنجش در نظر گرفته می‌شود. ابتدا میانگین بازده روزانه سبدهای در دسترس طبق محدودیت‌های در نظر گرفته شده، برای تعیین خروجی شبکه محاسبه می‌شود؛ اما طبق جدول ۴، میانگین میانگین بازده‌های روزانه محاسبه شده برای ۶ سبد در دسترس ابتدایی، منفی است که طبق فرض عقلانی بودن سرمایه‌گذاران در بازار سرمایه و ترجیح بازده بیشتر بر کمتر، پیش‌بینی می‌شود هیچ‌یک از سرمایه‌گذاران عقلانی در ۶ سبد ابتدایی سرمایه‌گذاری نکنند؛ بنابراین تنها گزینه‌های پیش روی آنها انتخاب یکی از سبدهای ۸، ۷ و ۹ به دلیل مثبت بودن میانگین میانگین بازده روزانه و قرار گرفتن در نقش خروجی شبکه است تا از این طریق شبکه آموزش ببیند و مقدارهای بهینه و درنهایت بهترین سبد انتخاب شود.

طبق جدول ۳، نماد معاملاتی ثعمرا براساس FSD بر ۱ نماد، براساس SSD بر ۲۴ نماد و براساس TSD بر ۴ نماد مسلط است که در مجموع بر ۲۹ نماد مسلط است و در تسلط هیچ نمادی قرار ندارد و رتبه اول را از نظر عملکرد دارد. پس از نماد معاملاتی ثعمرا، نمادهای معاملاتی ثباغ و مفاخر به ترتیب در جایگاه دوم و سوم قرار دارند. در انتهای جدول ۳ نیز نمادهای معاملاتی افرا و کمرجان به دلیل تشابه وضعیت در رتبه‌های تسلط به صورت مشترک در رتبه سی و پنجم قرار دارند. درباره رتبه‌های تسلط بین شاخص و سایر نمادهای معاملاتی، مشاهده می‌شود طبق جدول ۳، شاخص بر ۲۳ نماد براساس SSD و بر ۶ نماد طبق TSD مسلط است که در مجموع بر ۲۹ نماد معاملاتی مسلط است و در هیچ تسلطی قرار ندارد. در ادامه با استفاده از رتبه‌بندی ارائه شده در معیار تسلط تصادفی در جدول ۳، یک سبد بهینه تشکیل می‌شود. لازم است قبل از تشکیل سبد بهینه، فرضیه‌های محدودکننده‌ای برای محاسبه‌ها در نظر گرفته شود که عبارت‌اند از: ۱- سبد بهینه موردنظر حداقل ۲ و

جدول (۴) ساختار و میانگین بازده روزانه سبدهای بررسی شده

سبد	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
نمادهای رتبه‌بندی شده براساس تسلط تصادفی	۲ و ۱	۳ تا ۱	۴ تا ۱	۵ تا ۱	۶ تا ۱	۷ تا ۱	۸ تا ۱	۹ تا ۱	۱۰ تا ۱
(%) میانگین میانگین بازده قیمتی روزانه	-۰/۰۲۹۳	-۰/۰۲۹۸	-۰/۰۸۳	-۰/۰۹۶	-۰/۰۴۵	-۰/۰۴۴	۱/۷۰۶	۰/۹۴۷	۰/۴۳۶

الگوهای دارای کمترین خطا، در نقش نتایج حاصل از آموزش شبکه برای هر یک از سبدهای ۸، ۷ و ۹ به ترتیب در جدول‌های ۵ تا ۷ ارائه شده است که طبق این جدول‌ها برای سبدهای ۷ سهمی، ۸ سهمی و ۹ سهمی به ترتیب الگوهای TPT، TPT و PTT کمترین خطا و الگوهای PPP، LTP و LTP بیشترین خطا را داشته است.

با توجه به وجود سه حالت خروجی و ۲۷ ترکیب سه‌تایی از تابع‌های فعال‌سازی برای آموزش شبکه ($3 \times 27 = 81$)، باید در مجموع ۸۱ الگو بررسی شود تا الگویی که کمترین خطا را به وجود می‌آورد، الگو و سبد بهینه معرفی شود و وزن‌های بهینه متناسب با آن، در نقش مقدارهای بهینه ارائه شود. با مشخص شدن بهینه‌بودن برخی الگوها طی فرایند آموزش شبکه، تنها

*فرض کنید: T (tansig), P (purelin) & L (logsig)

جدول (۷) الگوهای بهینه برای سبد شماره ۹

سبد شماره ۹		
ترکیب تابع فعال سازی	RMSE _{tr} (%)	RMSE _{ts} (%)
PTT	۰/۱۱۵	۰/۱۷۳۲
TTT	۰/۱۸۰۲	۰/۲۴۴۹
TPT	۰/۲۱۲۱	۰/۳۴۶۴
PPT	۰/۲۳۴۵	۰/۳۳۹۱
LPT	۰/۳۳۵۴	۰/۳۳۹۱
TPP	۰/۳۷۷۴	۰/۲۰۶۱
LPP	۰/۴۷۹۵	۰/۲۵
PLT	۰/۱۰۶۱	۱/۳۰۹۵
PTP	۰/۱۲۳۳	۱/۳۵۰۹
LLT	۰/۱۳۱۶	۱/۳۱۳۳
PPP	۰/۶۱۸۴	۰/۴۵
TLP	۱/۲۹۵۱	۱/۳۵۰۹
LTT	۱/۳۳۴۱	۱/۳۳۱۳
TLT	۱/۳۵۰۹	۱/۳۲۷۵
LTP	۱/۰۶۳	۰/۸۸۱۷

*فرض کنید: T (tansig), P (purelin) & L (logsig)

با مقایسه الگوهای مطرح شده در جدول‌های ۵ تا ۷، مشاهده می‌شود بهترین الگوی بهینه برای آموزش شبکه حاضر، برابر با ترکیب TPT است که علاوه بر در نظر گرفتن میانگین بازده ۷ سهم اول براساس معیار تسلط تصادفی در نقش خروجی، به ترتیب ۰/۱۶۵۸٪ برای داده‌های آموزش و ۰/۲۱۷۲٪ برای داده‌های آزمون، خطا ایجاد می‌کند که نسبت به سایر الگوها کمترین مقدار است؛ بنابراین پارامترهای بهینه، طبق الگوی بهینه شناسایی شده TPT در سبد هفت سهمی شامل مقدارهای IW طبق جدول ۸، مقدارهای LW طبق جدول ۹، مقدارهای Bias (B) طبق جدول‌های ۱۰ و ۱۱ برای شبکه حاضر به دست آمده است.

جدول (۵) الگوهای بهینه برای سبد شماره ۷

سبد شماره ۷		
ترکیب تابع فعال سازی	RMSE _{tr} (%)	RMSE _{ts} (%)
TPT	۰/۱۰۸۶	۰/۰۸۲۹
PTT	۰/۰۷۶۹	۰/۱۷۳۲
TPP	۰/۱۴۶۲	۰/۱۸۰۲
TTT	۰/۱۳۹	۰/۴۸۷۳
LPT	۰/۱۸۷	۰/۱۷۳۲
LTP	۰/۰۴۵۲	۱/۳۲۱۹
LLT	۰/۰۵۷۶	۱/۳۱۶۲
TLP	۰/۰۷۲۸	۱/۳۰۷۶
LPP	۰/۰۸۲۳	۱/۳۱۱۴
PLT	۰/۰۸۲۷	۱/۲۸۶۴
TLT	۰/۰۸۵۵	۱/۳۰۹۵
PTP	۰/۰۸۷۶	۱/۳۰۷۵
LTT	۰/۰۸۷۶	۱/۳۰۷۶
PPT	۰/۲۶۴۵	۰/۵۱۲۳
PPP	۰/۵۱۹۶	۰/۳۶۰۵

*فرض کنید: T (tansig), P (purelin) & L (logsig)

جدول (۶) الگوهای بهینه برای سبد شماره ۸

سبد شماره ۸		
ترکیب تابع فعال سازی	RMSE _{tr} (%)	RMSE _{ts} (%)
TPT	۰/۱۲۱۱	۰/۰۷۳۴
TTT	۰/۱۲۹	۰/۱۱۱۲
TLT	۰/۱۵۸۱	۰/۰۸۷۳
TTP	۰/۱۷۳۲	۰/۱۷۳۲
LPT	۰/۲۰۶۱	۰/۱۸۷
LTT	۰/۲۲۹۱	۰/۲۰۶۱
PPT	۰/۲۴۴۹	۰/۲
PTT	۰/۳۸۷۲	۰/۳۶۴
PLP	۰/۴۳۳	۰/۱۸۰۲
LPP	۰/۴۳۵۸	۰/۴۷۱۶
PTP	۰/۱۵۲۸	۰/۶۵۳۸
PPP	۰/۵۴۰۸	۰/۳۴۲۷
LLT	۰/۵۵۹	۰/۱۸۷
LLP	۰/۵۸۳	۰/۲۰۶۱
PLT	۰/۰۸۵۱	۱/۲۹۹
LTP	۰/۰۵۴۷	۱/۳۴۵۳

جدول (۸) مقادارهای IW برای الگوی TPT در سبد شماره ۷

نماد معاملاتی	دی	دتولید	بساما	پپاس	بمپنا	بالاس	ارفع	افرا	آس پ
نرون اول	۰/۹۳۵۷	-۰/۳۹۴۳	۰/۷۲۹۷	-۰/۹۷۸۷	۰/۰۳۵	-۰/۰۲۴۱	۰/۰۱۵۷	۰/۲۵۷۴	۰/۰۹۵۹
نرون دوم	۰/۳۰۶۸	-۰/۴۳۸۶	-۰/۳۴۴۴	۰/۹۹۴۱	-۰/۳۸۳۴	-۰/۹۶۰۲	-۰/۱۶۸۲	-۰/۴۱۰۶	-۰/۳۶۵۸
نرون سوم	۰/۱۸۵۷	-۰/۲۰۱۶	-۰/۱۹۸	۰/۵۰۲۶	۰/۴۱۴۸	-۰/۴۴۶۸	۰/۵۳۶۲	-۰/۸۲۵۷	-۰/۵۴۳۷
نرون چهارم	-۰/۴۶۵۷	۰/۷۶۷	۰/۰۱۲۷	-۰/۱۶۱۲	۰/۳۶۰۸	۰/۰۷۸۲	-۰/۷۶۹۸	۰/۸۶۳	-۰/۹۹۴۹
نرون پنجم	۰/۹۶۳۸	-۰/۹۹۵۴	-۰/۲۰۴۷	۰/۹۹۹۹	-۰/۰۵۶۸	-۰/۹۰۳۱	-۰/۸۹۱۷	-۰/۳۱۶۲	-۰/۱۳۶۸
نماد معاملاتی	کمرجان	کی بی سی	جم	حسینا	قچار	قشیر	غمینو	فولای	فرزین
نرون اول	۰/۰۰۱۵	۰/۷۴۴۷	-۰/۱۱۰۳	-۰/۱۴۲۷	-۰/۵۴۵۳	۰/۳۸۱۵	۰/۱۴۹	۰/۹۰۴۹	-۰/۸۲۰۵
نرون دوم	-۰/۲۰۷	-۰/۵۲۷۴	۰/۳۱۲۳	۰/۵۵۶۷	-۰/۰۲۸۱	۰/۷۱۲۳	۰/۹۹۱۱	۰/۲۲۴۱	۰/۷۲۶۹
نرون سوم	۰/۵۹۱۷	۰/۹۷۰۲	-۰/۷۰۱۱	۰/۸۵۳	-۰/۱۲۶۲	۰/۱۰۶۳	۰/۴۴۹۴	-۰/۷۰۴۷	-۰/۰۰۵۵
نرون چهارم	۰/۳۸۶	۰/۰۵۸۹	-۰/۴۱۰۸	-۰/۳۹۵۶	۰/۶۱۸۲	۰/۲۴۱۹	-۰/۸۰۱۷	۰/۹۹۷۴	-۰/۴۲۵۳
نرون پنجم	-۰/۳۵۹۵	-۰/۹۷۳۷	۰/۳۳۹۹	۰/۹۳۸۹	-۰/۲۸۴۶	-۰/۳۸۵۵	۰/۵۳۸۷	۰/۳۰۳۹	-۰/۱۵۵۱
نماد معاملاتی	شرائل	ثعمر	ثباغ	پخش	میهن	مارون	مفاخر	خراسان	کشرق
نرون اول	۰/۰۲۱۱	۰/۶۰۶۳	۰/۵۰۷۴	-۰/۴۲۸۸	-۰/۲۸۲۴	-۰/۳۳۱۵	-۰/۸۹۸۹	-۰/۵۳۶۵	-۰/۸۷۸۴
نرون دوم	-۰/۴۹۰۴	-۰/۹۹۲۶	۰/۴۰۸۲	۰/۰۲۵	-۰/۶۱۲۱	۰/۳۵۹۸	۰/۰۱۵	۰/۰۹۴	۰/۱۸۱۱
نرون سوم	۰/۰۲۹۱	-۰/۵۳۵۵	۰/۷۹۷۱	-۰/۳۶۸۶	۰/۵۲۷۶	-۰/۵۲۴۶	-۰/۶۵۲	۰/۷۵۹	۰/۳۴۲۴
نرون چهارم	-۰/۷۲۶۸	۰/۱۱۸	۰/۹۹۸۱	۰/۰۷۵۸	۰/۵۳۷۸	-۰/۱۳۷۷	۰/۵۲۸۲	-۰/۲۰۷۴	۰/۳۵۰۶
نرون پنجم	۰/۲۳۵۱	-۰/۹۶۲۷	۰/۰۷۱۳	۰/۰۳۴۸	-۰/۱۶۴۴	۰/۳۹۷۳	۰/۳۹۶۱	۰/۲۷۸۸	-۰/۵۰۰۸
نماد معاملاتی	ذوب	زنگان	زاگرس	وزمین	وگستر	وگردش	توریل	سبحان	شپاس
نرون اول	۰/۱۶۹۴	-۰/۱۲۰۹	۰/۳۲۸۹	۰/۹۴۳۳	-۰/۲۰۱۱	۰/۷۶۰۱	-۰/۶۵۶	۰/۶۷۷۳	۰/۵۲۰۲
نرون دوم	۰/۱۷۴	۰/۹۲۸۱	-۰/۸۰۲۶	۰/۱۷۵۱	۰/۴۸۱۴	-۰/۳۰۹۹	۰/۹۸۱۱	-۰/۶۶۵۷	-۰/۶۱۵۷
نرون سوم	-۰/۰۵۳۹	-۰/۵۸۷۱	۰/۰۱۵۹	۰/۴۶۷۳	-۰/۰۷۱۲	۰/۱۴۷۷	۰/۶۴۷۷	-۰/۹۰۸۵	۰/۸۷۱
نرون چهارم	-۰/۲۹۹۸	-۰/۴۷۱۴	۰/۱۴۵۴	-۰/۱۸۰۴	-۰/۰۸۰۲	۰/۲۶۰۵	-۰/۹۱۳۸	۰/۵۱۳۷	۰/۰۸۸۴
نرون پنجم	-۰/۷۵۱۷	-۰/۲۲۷۱	-۰/۲۸۵۵	-۰/۰۴۸۷	۰/۰۹۸۶	۰/۰۲۲۷	۰/۲۰۷۹	-۰/۱۹۰۲	-۰/۹۴۷۱

جدول (۹) مقادارهای LW برای الگوی TPT در سبد شماره ۷

نرون	نرون ششم	نرون هفتم	نرون هشتم
نرون اول	-۰/۳۱۵۳	-۰/۰۸۶۴	-۰/۰۲۱۴
نرون دوم	۰/۰۵۱۲	۰/۷۹۰۳	-۰/۳۵۳۶
نرون سوم	-۰/۵۰۴۶	۰/۸۸۴۷	-۰/۵۱۸۵
نرون چهارم	۰/۴۶۹۱	۰/۲۰۵۹	-۰/۰۱۰۴
نرون پنجم	-۰/۰۵۳۸	-۰/۰۱۹۷	-۰/۴۵۹۵

جدول (۱۰) مقادارهای بایاس (B) در لایه پنهان برای الگوی TPT در سبد شماره ۷

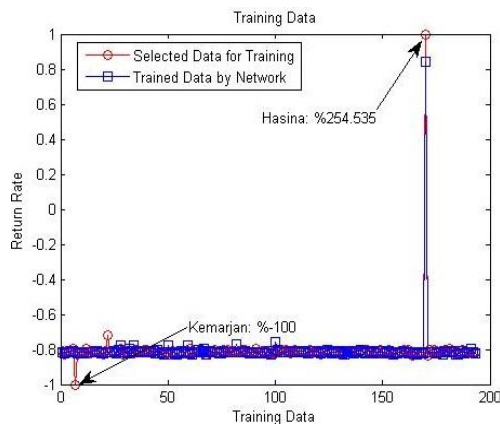
نرون	اول	دوم	سوم	چهارم	پنجم	ششم	هفتم	هشتم
B	۰/۳۸۹۹	-۰/۸۰۰۳	-۰/۳۶۳۵	-۰/۰۱۰۸	۰/۰۸۷۵	۰/۲۷۱۵	-۰/۲۲۹۸	-۰/۳۱۳۶

جدول (۱۱) مقدار بایاس (B) در لایه خروجی برای الگوی TPT در سبد شماره ۷

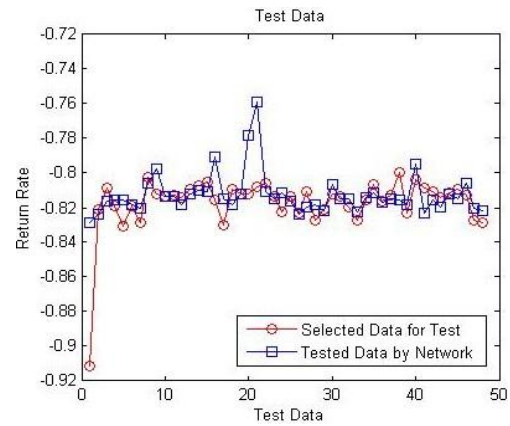
نرون	نرون لایه خروجی
B	۰

هماهنگی خوبی با یکدیگر دارند. نمودار ۵ نمایشی از آموزش داده‌های آزمون از طریق شبکه است که نحوه انطباق داده‌های انتخاب شده از طریق شبکه برای آزمون و داده‌های آزمون شده به وسیله شبکه را نشان می‌دهد. با توجه به این نمودار به جز چند بازده معدود، شبکه عملکرد خوبی را درباره داده‌های آزمون ارائه کرده است. نمودار ۶ و نمودار ۷ [۱۷] نمایشی از پراکندگی داده‌های آموزش و آزمون، پیرامون خط برازش است که با توجه به هر دو نمودار (به جز در برخی موارد معدود) بیشتر بازده‌ها بر خط برازش یا با فاصله ناچیزی در نزدیکی آن پراکنده شده است که این موضوع عملکرد خوب شبکه را نشان می‌دهد.

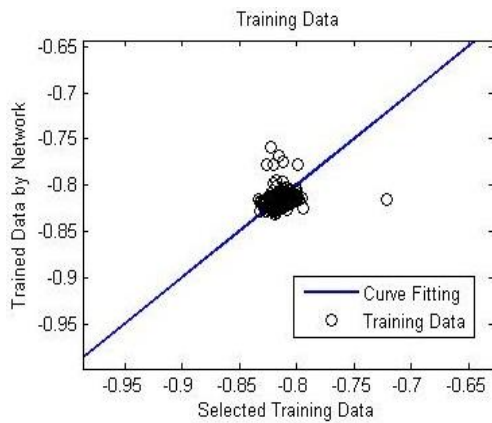
سرانجام برای نمایش دقت آموزش شبکه از نمودارهای متفاوتی استفاده شده است که برخی از آنها در قالب نمودارهای ۴ تا ۷ نشان داده شده است. نمودار ۴ نمایشی از آموزش شبکه برای داده‌های آموزش است. موفقیت شبکه در زمینه آموزش، با توجه به نمودار استنباط می‌شود؛ در دو مورد مشخص شده برای بازده نمادهای معاملاتی حسینا و کمرجان (که به صورت تصادفی در فرایند آموزش قرار گرفته‌اند)، آموزش داده‌های انتخاب شده از شبکه برای آموزش و داده‌های آموزش دیده از شبکه، انطباق کافی ندارند؛ اما در مجموع شبکه، عملکرد خوبی در زمینه آموزش داشته است و داده‌های آموزش در حالت کلی انطباق و



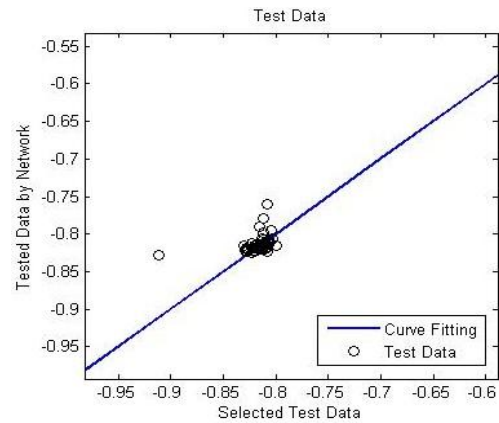
نمودار (۵) مقایسه آموزش داده‌های آموزش



نمودار (۴) مقایسه آموزش داده‌های آزمون



نمودار (۷) نمایش پراکنش داده‌های آموزش



نمودار (۶) نمایش پراکنش داده‌های آزمون

توزیع، اعم از نرمال و غیرنرمال، کارآیی بالایی داشت. سپس برای تشکیل سبدی بهینه با استفاده از شرکت‌های رتبه‌بندی شده با استفاده از معیار تسلط تصادفی و اعمال محدودیت‌هایی در این زمینه، از یک الگوی هیبریدی تشکیل یافته از ANN ساده و آموزش دیده شده با PSO استفاده شد تا از این طریق پارامترهایی که شایستگی بهینه‌سازی شبکه را دارند، همانند تابع‌های فعال‌سازی و موارد دیگر بهینه شوند. با توجه به شبکه استفاده شده در این پژوهش، ۲۷ ترکیب از تابع‌های فعال‌سازی Logsig، Purelin، Tansig و وجود ۳ حالت ممکن برای سرمایه‌گذاری در سبدهای ۱۰، ۹ و ۸ سهمی،

نتایج و پیشنهادها

تمرکز اصلی مطالعه حاضر بر ارزیابی عملکرد و بهینه‌سازی سبد شرکت‌های فرابورس ایران در بازه زمانی ابتدای فروردین تا پایان اسفند ۱۳۹۳ است. بازه زمانی در نظر گرفته شده برای بررسی این پژوهش، همزمان با چالش‌ها و تغییرهای اساسی در وضعیت سیاسی و اقتصادی ایران و تأثیر مستقیم آن بر بازار سرمایه کشور است. برای ارزیابی عملکرد شرکت‌های بررسی شده از بازه هفتگی و روزانه این شرکت‌ها و برای تجزیه و تحلیل رتبه‌بندی‌های صورت گرفته، از معیار تسلط تصادفی استفاده شد که فرضیه‌های محدودکننده نسبت به توزیع را نداشت و برای هر نوع

هوانگ^۳ و همکاران (۲۰۱۵) را تأیید می‌کند؛ بنابراین انتظار می‌رود براساس پژوهش افرایم و کنستانتینوس^۴ (۲۰۱۴) این سبد، بازده غیرنرمال ایجاد کند. همچنین علاوه بر سبد شماره ۷، سرمایه‌گذاران قادرند سبدهای شماره ۸ و ۹ را، گزینه‌های دیگری برای سرمایه‌گذاری خود انتخاب کنند؛ زیرا این سبدها تعداد TSD و SSD بیشتری را نسبت به سبد شماره ۷ در خود دارند و این امر موجب افزایش مقاومت این سبدها در برابر شرایط بحران و ناپایداری بازار و تثبیت اثربخشی اصل تنوع‌بخشی در سبد می‌شود. از طرف دیگر، میانگین بازده روزانه این سبدها نسبت به سبد شماره ۷ کاهش پیدا می‌کند؛ اما به علت بالابودن تعداد TSD و SSD در آنها، برای سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز مناسب است. علاوه بر این، پژوهش حاضر نتایج به‌دست آمده در پژوهش زمردیان (۲۰۱۵) مبنی بر قدرت تبیین بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در بازار سرمایه ایران را نسبت به سایر روش‌ها تأیید می‌کند. استفاده از الگوی هیبریدی ANN و PSO در این پژوهش، موفقیت چشمگیری در ارائه نتایج بهینه و ترکیب‌های تابع‌های فعال‌سازی مناسب دارد؛ بنابراین نتایج حاصل از پژوهش گیانش^۵ و همکاران (۲۰۱۳) تأیید می‌شود و به دنبال آن نتایج حاصل از استفاده از PSO ساده در پژوهش پدرسون و چیپرفیلد^۶ (۲۰۱۰) تأیید می‌شود.

References

- [1] Al-Khazali, O., Lean, H. H. & Samet, A. (2014). Do islamic stock indexes outperform conventional stock indexes? A stochastic dominance approach. *Pacific-Basin Finance Journal* 28: 29 – 46.
- [2] Bagheri, A., Peyhani, H. M. & Akbari, M. (2014). Financial forecasting using ANFIS

3. Hoang
4. Ephraim & Konstantions
5. Gvanesh
6. Pedersen & Chipperfield

موجب شد در مجموع ۸۱ الگو بررسی شود و در نهایت برخی ترکیب‌های تابع‌های فعال‌سازی برای سبدهای شماره ۹ و ۸، ۷ به ترتیب براساس جدول‌های ۶ تا ۷ ارائه شود که با مقایسه آنها با یکدیگر، ترکیب‌های تابع‌های فعال‌سازی TPT برای سبد شماره ۷ به‌عنوان ترکیب بهینه تابع‌های فعال‌سازی انتخاب شد که به ترتیب ۰/۱۰۸۶٪ و ۰/۰۸۲۹٪ خطا برای داده‌های آموزش و آزمون ایجاد کرد که در مقایسه با سایر ترکیب‌ها، کمترین خطا را دارد. در نهایت مقادارها و وزن‌های بهینه برای آموزش شبکه براساس ترکیب تابع‌های فعال‌سازی TPT طبق جدول‌های ۸ تا ۱۱ ارائه شد. برای بررسی دقت نتایج و هماهنگی آن در شرایط واقعی، اطلاعات مربوط به آمار توصیفی شاخص بازار فرابورس ایران و مرتبه‌های تسلط بین شاخص و سایر شرکت‌ها به ترتیب طبق جدول‌های ۱ و ۲ ارائه شده است. سبد شماره ۷ طبق جدول ۳ با ترکیب تابع‌های فعال‌سازی TPT به‌عنوان سبد بهینه، در مجموع ۳ تسلط از مرتبه F، ۱۵۱ تسلط از مرتبه S و ۳۳ تسلط از مرتبه T دارد. با توجه به وجود سهمی با مرتبه FSD در این سبد، فرصت بهره‌گیری از شرایط آربیتراژ، با توجه به وسعت منطقه موجه، برای سرمایه‌گذاران مهیاست. سبد بهینه ۸ سهمی، عملکرد بهتری را نسبت به شاخص بازار فرابورس ایران دارد. به گونه‌ای که به اعمال هیچ محدودیت کاردینالیته‌ی نیاز ندارد و به ایجاد تغییرهای جزئی در استراتژی‌های سرمایه‌گذاران مقاوم نیاز دارد که این اتفاق درست در شرایط بحرانی و ناپایدار بازار سرمایه رخ داده است؛ اما به دلیل وجود SSD و TSD در سبد، پایداری نسبتاً خوبی در برابر تغییرها از خود نشان داده است که این موضوع نتیجه‌های کار دیانا^۱ و همکاران (۲۰۱۳)، الخزعلی^۲ و همکاران (۲۰۱۴) و

1. Diana
2. Al-Khazali

- investment portfolios. *Journal of Business*. 42: 167 – 247.
- [14] Jiahe, L., Xiu, J., Tianyang, W. & Ying, Y. (2015). Robust multi-period portfolio model based on prospect theory and ALMV-PSO algorithm. *Expert Systems with Applications*. 42(20): 7252 – 7262.
- [15] Jigar, P., Sahil, Sh., Priyank, T. & Kotecha, K. (2014). Predicting stock and stock price index movement using tren deterministic data preparation and machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*. 42: 259 – 268.
- [16] Jigar, P., Sahil, S., Priyank, T. & Kotecha, K. (2015). Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*. 42(4): 2162 – 2172.
- [17] Jonathan, L. T. (2013). A bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*. 40(14, 15): 5501 – 5506.
- [18] Kennedy, J., Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. Perth, Australia. 95: 1932 -1938.
- [19] Lean, H. H., McAleer, M. & Wong, W. (2010). Market efficiency of oil spot and futures: a mean-variance and stochastic dominance approach. *Energy economic*. 32(5): 979 – 986.
- [20] Levy, H. (2006). Stochastic dominance: investment decision making under uncertainty. *Springer*. New York: Springer US.
- [21] Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*. 7(1): 77 – 91.
- [22] Michel, M., Denuit, R. J., Huang, L. Y., Tzeng, C. & Wang, W. (2014). Almost marginal conditional stochastic dominance. *Journal of Banking & Finance*. 41: 57 – 66.
- [23] Pedersen, M. E. H., Chipperfield, A. J. (2010). Simplifying particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*. 10: 618 – 628.
- [24] PourAhmadie, Z., Najafie, A. A. (2015). Dynamics portfolio optimization with due attention to dealings. *Financial Engineering and Securities Management*. 24: 153-172. (in pershian).
- [25] Rather, A. M., Agarwal, A. & Sastry, V. N. (2014). Recurrent neural network and a hybrid model for prediction of stock networks with quantum-behaved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*. 41 (14): 6235 – 6250. (in pershian).
- [3] Diana, R., Gautam, M. & Victor, Z. (2013). Enhanced indexation based on second-order stochastic dominance. *European Journal of Operational Research*. 228: 273 – 281.
- [4] Ephraim, C., Konstantinos, K. (2014). Exploiting stochastic dominance to generate abnormal stock returns. *Journal of Financial Markets*. 20: 20 – 38.
- [5] Fong, M. W. (2010). A stochastic dominance analysis of Yen Carry trade. *Jornal of Banking & Finance*. 34 (6): 1237 – 1246.
- [6] Georgios, S., Konstantinos, T., Andreas, K., Efstratios, F. & Georgopoulos, C. D. (2013). Forecasting foreign exchange rates with adaptive neural networks using radial-basis functions and particle swarm optimization. *European Journal of Operational Research*. 225: 528 – 540.
- [7] Guang, F. D., Woo-Tsong, L. & Chih-Chung, L. (2012). Markowitz-based portfolio selection with cardinality constraints using improved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*. 39: 4558 – 4566.
- [8] Gyanesh, D., Prasant, K. P. & Sasmita, K. P. (2013). Artificial neural network trained by particle swarm optimization for non-linear channel equalization. *Expert Systems with Applications*. 41(7): 3491 – 3495.
- [9] Hadar, J., Russell, W. R. (1971). Stochastic dominance and diversification. *Journal of Economic Theory*. 3: 288 – 305.
- [10] Hanoch, G., Levy, H. (1969). The efficiency analysis of choices involving risk. *Rev. Econ. Stud*. 36: 335 – 346.
- [11] Hoang, T. H. V., Lean, H. H. & Wong, W. K. (2015). Is gold good for portfolio diversification? A stochastic dominance analysis of the Paris stock exchange. *International Review of Financial Analysis*. 42: 98 – 108.
- [12] Ireneusz, G. (2014). A new approach to particle swarm optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*. 42: 844 – 854.
- [13] Jensen, M. C. (1969). Risk, the pricing of capital assets and the evaluation of

- [37] Xinghua, F., Shasha, L. & Lixin, T. (2015). Chaotic characteristic identification for carbon price and a multi-layer perceptron network prediction model. *Expert Systems with Applications*. 42: 3945 – 3952.
- [38] Yankui, L., Xiaoli, W. & Fangfang, H. (2012). A new chance–variance optimization criterion for portfolio selection in uncertain decision systems. *Expert Systems with Applications*. 39: 6514 – 6526.
- [39] Zomorodian, G. (2015). Compare ability of making clear of nonparametric models and neural network models in evaluating value at risk of portfolio of investment corporates for optimal portfolio in capital market of Iran. *Financial Engineering and Securities Management*. 6(24): 73 - 94. (in pershian).
- returns. *Expert Systems with Applications*. 42(6): 3234 – 3241.
- [26] Ricardo, A. A., Adriano, L. I. & Oliveira, S. M. (2015). A hybrid model for high-frequency stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*. 42: 4081 – 4096.
- [27] Rothschildand, J. E., Stiglitz, M. (1970). Increasing risk: I a definition. *J. Econ. Theory* 2: 225 - 243.
- [28] Sadra, B., MohammadMehdi, S. & Edris, B. (2015). Multi-objective portfolio optimization considering the dependence structure of asset returns. *European Journal of Operational Research*. 244: 525 – 539. (in pershian)
- [29] Shayeganmehr, A., Zamanian, G. R. & ShahikiTash, M. N., (2016). Performance evaluation of mutual funds by stochastic dominance criteria and comparing with sharp ratio and sortino ratio. *Asset Management and Financing*. 3 (4): 67 - 84. (in pershian).
- [30] Tarjoman, V., Raie, R. (2011). Risk measure with stochastic dominance and comparison with common criteria in Tehran exchange. *Behavior Scholarly*. 47(2): 355 – 370.
- [31] Traynor, J. L. (1965). How to rate management of investment funds. *Harvard Business Review*. 43: 63 - 75.
- [32] Versijp, P. J. P. M. (2007). Advances in the use of stochastic dominance in asset pricing. (No 407), Tinbergen Instituut Research Series Thela Thesis, Amsterdam. In <https://repub.eur.nl/pub/10033>.
- [33] Werner, K., Anton, F. & Marcel, C. M. (2014). Volatility forecast using hybrid neural network models. *Expert Systems with Applications*. 41: 2437 – 2442.
- [34] Whitmore, G. A. (1970). Third-Degree stochastic dominance. *The American Economic Review*. 60(3): 457 - 459.
- [35] Wong, W. K. (2007). Stochastic dominance and mean-variance measures of profit and loss for business planning and investment. *European Journal of Operational Research*. 182: 829 - 843.
- [36] Wong, W. K., Chan, R. H. (2008). Prospect and Markowitz stochastic dominance. *Annals of Finance*. 4(1): 105 – 129.

