

Integration of interactive scheduling and selection processes in portfolio management

Aliasghar Rouholamin*, MSc, Department of Management, Faculty of Administrative Sciences and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran
a.rouholamin@ase.ui.ac.ir

Shiva Faromidi, MSc, Department of Management, Faculty of Administrative Sciences and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Abstract:

Stock prices and stock portfolios can often be considered as smooth and continuous processes, and the stock market operates stably under these conditions. However, since the stock market is easily disturbed by many factors, especially some special ones, such as the adjustment of national macroeconomic policies and emergencies in the stock-related industries, stock prices may fluctuate in the short term. show suddenness that brings risks and increases the difficulty of predicting stock prices. According to the temporal continuity of stock price data, the stock price in the previous period affects the future stock price, and the old stock price information has a weaker effect on the stock price prediction for the selection and interactive timing processes in comparison to the recent stock price information. Has a stock portfolio. Therefore, considering that the intensity of the impact of jump points on stock prices is different on each trading day, the weight is determined according to the distance between the jump point and each trading day. The closer the bounce point is to the trading day, the greater the impact weight. The existence of a jump point increases the difficulty of stock price prediction for interactive selection and timing processes in the stock portfolio. Most of the existing models use the mean square error (MSE) as the loss function, and the predicted value deviates greatly from the actual value due to the influence of the jump point. To solve the above problems, in this research, an objective function and different forms of the objective function at different time intervals to increase the anti-noise ability of the model and improve the accuracy of stock prediction for interactive selection and timing processes in the stock portfolio based on KOSPI data to create the stock portfolio and its prediction are based on the optimal particle swarm algorithm and Schwartz model.

Keywords: Interactive Scheduling, Portfolio Management, Selection Process.

ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت پورتفو (سبد سهام)

علی اصغر روح الامین*، کارشناسی ارشد مدیریت کسب و کار (MBA)، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان،

اصفهان، ایران

a.rouholamin@ase.ui.ac.ir

شیوا فرامیدی، کارشناسی ارشد مدیریت کسب و کار (MBA)، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

چکیده

قیمت سهام و سبدهای سهام، اغلب می تواند به عنوان فرآیندهای هموار و مستمر در نظر گرفته شود و بازار سهام تحت این شرایط با ثبات عمل می کند. با این حال، از آن جایی که بازار سهام به راحتی توسط عوامل بسیاری، به ویژه برخی موارد خاص، مانند تعدیل سیاست های کلان اقتصادی ملی و شرایط اضطراری در صنایع مرتبط با سهام، آشفته می شود، ممکن است قیمت سهام در کوتاه مدت تغییرات ناگهانی را نشان دهد که خطراتی را به همراه دارد و دشواری پیش بینی قیمت سهام را افزایش می دهد. با توجه به تداوم زمانی داده های قیمت سهام، قیمت سهام در دوره قبلی بر قیمت سهام آتی، تاثیر دارد و اطلاعات قدیمی قیمت سهام نسبت به اطلاعات اخیر قیمت سهام، تاثیر ضعیف تری بر پیش بینی قیمت سهام جهت فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در سبد سهام دارد. بنابراین با توجه به این که شدت تاثیر نقاط جهش بر قیمت سهام در هر روز معاملاتی متفاوت است، وزن با توجه به فاصله نقطه جهش تا هر روز معاملاتی تعیین می شود. هر چه نقطه جهش به روز معاملات نزدیک تر باشد، وزن ضربه بیشتر است. وجود یک نقطه جهش، دشواری پیش بینی قیمت سهام برای فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در سبد سهام را افزایش می دهد. اکثر مدل های موجود از میانگین مربعات خطا (MSE) به عنوان تابع ضرر استفاده می کنند و مقدار پیش بینی شده به دلیل تاثیر نقطه جهش، تا حد زیادی از مقدار واقعی منحرف می شود. برای حل مشکلات فوق، در این تحقیق، یک تابع هدف و اشکال مختلف تابع هدف در فواصل زمانی مختلف برای افزایش توانایی ضد نویز مدل و بهبود دقت پیش بینی سهام جهت فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در سبد سهام بر اساس داده های KOPSI با هدف ایجاد سبد سهام و پیش بینی آن بر پایه الگوریتم ازدحام ذرات بهینه و مدل شوارتز، اتخاذ شده است.

واژه های کلیدی: سبدهای سهام، زمان بندی تعاملی، پیش بینی سهام، الگوریتم ازدحام ذرات بهینه، مدل شوارتز.

بیان مسئله

بررسی و حدس زدن این که چه اتفاقی در آینده خواهد افتاد و یا ایجاد یک مکانیسم پیش بینی در تمامی اموری که دارای سری زمانی^۱ می باشند، همیشه دارای عدم قطعیت است. در گذشته، برای این کارها، یک راه پیش بینی، حدس و شرط بندی بوده است. پس از آن، افراد متوجه شدند که الگوها ممکن است هنگام پیش بینی آینده، وجود داشته باشند، سپس از اشتباهات قبلی

درس گرفتند و از آن درس ها برای محاسبه شانس رویدادهای خاص استفاده کردند. در نتیجه، بسیاری شروع به تخمین های آگاهانه تر با اندازه گیری احتمالات کردند و بسیاری از نظریه های احتمالاتی، وارد عمل شدند. با این حال، پیش بینی هایی با فرآیندهای بهینه سازی یا حداکثر کردن سود در حین محاسبه شانس، باعث می شود تا آمارهای ساده دیگر موثر نباشند یا مشکل پیچیده تر شود. این مسائل در حوزه امور مالی نیز وجود دارد، جایی که بسیاری از عوامل مختلف بر بازار تاثیر می گذارند و تصمیم سرمایه گذاری حتی پیچیده تر است. به عنوان مثال، در بازارهای سهام، سود خالص سالانه در صورت جریان نقدی به تنهایی نشان دهنده تغییرات قیمت در سال جاری نیست. علاوه بر عملکرد تجاری، بسیاری از عوامل خارجی از جمله رشد بازار، مسائل ژئوپلیتیکی، روندهای بین المللی و بسیاری از دلایل دیگر بر قیمت سهام تاثیر می گذارد [۱].

شاخص قیمت سهام در سبد سهم یکی از مولفه های اساسی سیستم های مالی است و عملکرد اقتصادی را در سطح ملی نشان می دهد. حتی اگر یک پیشرفت کوچک در عملکرد پیش بینی کننده آن بسیار سودآور و معنی دار باشد. این ویژگی، همراه با شاخص های اقتصاد کلان به یک چارچوب بهبود یافته پیش بینی سهام، یک مسئله مهم و داغ تحقیقاتی است. پیش بینی روند سبد سهم اوراق بهادار به عنوان یک کار مهم در نظر گرفته شده و مورد توجه بسیاری است، زیرا پیش بینی موفقیت آمیز قیمت سهام با تصمیم گیری های مناسب، ممکن است منجر به سودآوری جذاب شود. پیش بینی سبد سهام اوراق بهادار به دلیل داده های غیر ثابت، پرهیز و آشوب آور، یک چالش بزرگ است و بنابراین، پیش بینی سرمایه گذاران برای سرمایه گذاری پول جهت سودآوری، امری چالش برانگیز می شود. لذا ارائه یک ساختار بهینه در پیش بینی و تجزیه و تحلیل سبد سهام امری ضروری است که با هدف شناسایی شاخص های سهام در کشورهای رو به توسعه، صورت می گیرد.

از زمانی که کار پیشگام مارکوویتز [۱] منتشر شد، مدل میانگین واریانس، طرز تفکر مردم در مورد سبد سهم دارایی ها را متحول کرد و به عنوان ابزاری عملی برای بهینه سازی سبد دارایی ها، مقبولیت گسترده ای پیدا کرد. اما نظریه سبد سهم مدرن مارکوویتز تنها راه حلی برای تخصیص دارایی در میان دارایی های از پیش تعیین شده ارائه می دهد. سرمایه گذاران در یافتن دارایی های با کیفیت خوب به دلیل عدم تقارن اطلاعاتی و نوسانات قیمت دارایی با مشکل مواجه هستند. راه مناسب برای ساختن سبد سهم این است که ابتدا تعدادی دارایی با کیفیت خوب انتخاب شود و سپس تخصیص دارایی با استفاده از تئوری مدرن سبد سهم، بهینه شود. با تمرکز بر محاسبات تجاری، استفاده از روش های هوش مصنوعی برای طراحی، تجزیه و تحلیل و بهینه سازی سبد سهم، راه خوبی برای مقابله با این چالش است.

پاین تحقیق از داده های KOPSI200 استفاده می کند و به استفاده از یک الگوریتم هوش ازدحامی می پردازد که ساختار تغییر یافته الگوریتم ازدحام ذرات بهینه [۴-۲] است. با توجه به کاربرد تکنیک های الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای مقاله ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام، برخی مقدمات، الزامی است. اتخاذ تصمیمات موثر در زمینه های اقتصادی و مالی واقعی ممکن است مستلزم پرداختن به مسائل برنامه ریزی ریاضی پیچیده و یا حتی سخت باشد. مدل سازی بسیاری از سیستم های اقتصادی و مالی ساده نیست و ممکن است نیازمند کمک از توابع غیر تحلیلی یا یک چارچوب عدد صحیح مختلط باشد. علاوه بر این، از یک سو، این امر مستلزم در نظر گرفتن عدم اطمینان است که ساختار اصلی و اساسی محیط های اقتصادی است و دلیل آن هم وجود سری های زمانی می باشد. از سوی دیگر، اپراتورهای حرفه ای ممکن است استفاده از مدل های دست و پاگیر که به توان محاسباتی بیش از حد نیاز دارند، دشوار باشد. آن ها ممکن است ترجیح دهند به مدل های تصمیم گیری بسیار ساده شده رضایت دهند، حتی زمانی که «راه حل هایی» ارائه می کنند که نسبتا از راه حل های بهینه، فاصله دارند.

در این تحقیق سعی در استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای حل مسائل پیچیده برنامه نویسی ریاضی، پیشنهاد می گردد. این مشکل به طور کلی NP-hard یا مسئله ای سخت است که هدف و محدودیت های آن هم غیر قابل تمایز و هم غیر محدب^۲

هستند. رویکرد ارائه شده سعی دارد تا این مسئله ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام را با استفاده از یک روش جریمه (penalty) دقیق حل کند که مسئله محدود شده را به یک مشکل بدون محدودیت تبدیل می‌کند. الگوریتم ازدحام ذرات بهینه از خانواده الگوریتم های هوش ازدحامی، از روش های ترکیبی تشکیل شده است. بخش اول یعنی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه به طور مشترک هم تابع هدف اصلی و هم تمام موارد نقض محدودیت را به حداقل می‌رساند. بخش دوم یعنی قسمت بهبود یافته آن، جستجوی راه حل را مدل می‌کند، پارامترهای جریمه را به صورت تطبیقی به روز می‌کند و در نهایت برای اصلاح راه حل به دست آمده استفاده می‌شود. این تحقیق از داده های یک ماهه KOSPI200 استفاده می‌کند و از معیارهای ارزیابی برای تحلیل داده ها و اطلاعات نهایی حاصل از شبیه سازی و مقایسه با روش های پیشین بر اساس مرجع [۵] استفاده خواهد شد. همچنین مطالعات مختلفی در [۲۶-۵] در حیطه همین تحقیق صورت گرفته است که در ادامه بررسی می‌شوند.

پیشینه تحقیق

در مرجع اصلی این تحقیق [۵]، به ارائه یک روش با رویکرد الگوریتم ژنتیک با هدف طراحی سبد سهم بر اساس حرکات بازار و ارزش گذاری دارایی ها پرداخته شده است. ماهیت آسیب پذیر پیش بینی های قیمت، مانند غیرقابل پیش بینی بودن آینده و تعدادی از عوامل اجتماعی-اقتصادی که بر ثبات بازار تاثیر می‌گذارد، اغلب سرمایه گذاری را مخاطره آمیز می‌کند. مطالعات قبلی در امور مالی نشان داد که ساخت یک سبد می‌تواند نویدبخش سودهای پراکنده ریسک باشد. در حالی که استانداردهای صندوق نظریه های سنتی را با کاهش پیچیدگی محاسباتی و با مرتبط کردن هر تعامل در سبد سهم بهبود بخشید، چنین روشی هنوز نمی‌تواند به یک استراتژی برنده تبدیل شود، زیرا ارزش فعلی یا قیمت نسبی هر دارایی را اندازه گیری نمی‌کند. در این مقاله، با الهام از یافتن بازده به ازای هر ریسک، سعی شده است تا با جستجوی محصولاتی که پتانسیل رشد بیشتر دارند، یک سبد بهینه طراحی شود. به طور خاص، ابتدا بازده های تعدیل شده بر اساس ریسک در دوره های قبلی تحلیل می‌شوند و از اینرسی آن ها به عنوان یک حرکت استفاده می‌گردد. با این حال، از آن جایی که تحرکات تاریخی به تنهایی تغییرات آتی را به طور کامل روشن نمی‌کند و بازده مثبت را تضمین نمی‌کند، ارزش های نسبی هر سهم برای تخمین های آگاهانه تری ارزیابی شده است. با استفاده از مدل قیمت گذاری دارایی های سرمایه ای، ارزش های هر سهم اندازه گیری شده و آن هایی که کمتر ارزش گذاری شده بودند، تعیین می‌شوند. در این مطالعه، از یک الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی سبد سهم و در عین حال ترکیب استراتژی حرکت و ارزش گذاری دارایی ها استفاده شده است. مدل ژنتیک، پیشنهادی در دو بازار جداگانه S&P500 و KOSPI200 آزمایش شد و سود بیشتری نسبت به روش قبلی با روش حرکت و شاخص های بازار پیش بینی کرد. از نتایج تجربی، روش پیشنهادی CAPM در تجزیه و تحلیل داده های مالی بسیار موثر است و زمینه ای برای اجرای سرمایه گذاری پایدار فراهم می‌کند.

به کارگیری آموزش های تحت نظارت و تقویتی^۳ برای طراحی سبد سهام مطابق با اهداف شرکت ها طراحی شده است [۶]. مدیران سبد سهام در تمامی صنایع در مواجهه با فناوری های در حال تغییر، کاهش چرخه عمر محصول و افزایش رقابت جهانی، با چالش های فزاینده ای در فرآیندهای طراحی نمونه کارها مواجه می‌شوند. همراستی سبد سهام با استراتژی های شرکت برای حفظ موفقیت بلندمدت شرکت، بسیار مهم است. با این حال، در مورد محیط های خصمانه، این امر به طور فزاینده ای چالش برانگیز می‌شود. در دهه های گذشته، تصمیمات سبد سهام بر اساس تجربه ذهنی بود، اما این دیگر کافی نیست. امروزه، از آن جایی که پیچیدگی سبد سهام به طور مداوم رشد می‌کند، رویه های پشتیبانی تصمیم گیری مبتنی بر داده ها مورد نیاز است تا بتوان تصمیمات موثر در مدیریت سبد سهام را ممکن ساخت. در زمینه مدیریت سبد سهام، تحقیقات کمی در مورد استفاده از روش های تحلیلی مبتنی بر داده انجام شده است. علاوه بر این، همسویی سبد سهام با استراتژی های شرکت هنوز تا حد زیادی ناشناخته

است و در این زمینه، استفاده از روش های تحلیلی تا حد زیادی تا کنون حذف شده است. این مقاله روشی را پیشنهاد می کند که از شبکه های عصبی با یادگیری نظارت شده برای مدل سازی همبستگی ها بین پارامترهای کنترل سبد سهام محصول و شاخص های هدف شرکت استفاده می کند. بر این اساس، یادگیری تقویتی برای استخراج توصیه های منطبق با هدف برای مدیران سبد محصولات به کار می رود. هم برای یادگیری تحت نظارت و هم برای یادگیری تقویتی، روش ارائه شده شامل مراحل کلی برای پیاده سازی است. علاوه بر این، برای هر دو روش یادگیری ماشینی، الزامات مربوط به داده های سبد سهام ضروری شرح داده شده است. روش شناسی با استفاده از مطالعه موردی تایید شده است.

در [۷] به حل مسئله بهینه سازی سبد سهام چند هدفه با استفاده از بهینه سازی تهاجمی علف های هرز^۴ پرداخته شده است. بهینه سازی سبد سهام یکی از موضوعات مهم برای سرمایه گذاری موثر و اقتصادی است. تحقیقات زیادی در ادبیات مربوط به این موضوع وجود دارد. بیشتر این بخش های تحقیقاتی تلاش می کنند تا مدل اصلی انتخاب سبد سهام مارکوویتز را واقعی تر کنند یا به دنبال حل مدلی برای به دست آوردن سبد سهام نسبتا بهینه هستند. در این مقاله، معیار P/E و توصیه های کارشناسان در مورد بخش های بازار به عنوان دو هدف به مدل اولیه میانگین واریانس مارکوویتز اضافه شده است. نسبت P/E یکی از معیارهای مهم سرمایه گذاری در بورس است که انتظارات فعلی فعالان بازار از شرکت های مختلف را نشان می دهد. از سوی دیگر، توصیه های کارشناسان برای بخش های مختلف بازار، پیش بینی های کارشناسان درباره آینده بازار سهام را نشان می دهد. روش های حل زیادی برای مسئله بهینه سازی سبد سهام وجود دارد، اما تقریبا هیچ یک از آن ها الگوریتم بهینه سازی علف های هرز مهاجم (IWO) را بررسی نمی کنند. در این تحقیق، مدل انتخاب سبد سهام چند هدفه پیشنهادی با استفاده از نرمال سازی فازی و روش طراحی یکنواخت به یک مدل برنامه نویسی تک هدفه تبدیل شده است. برخی از دستورالعمل ها برای تنظیم پارامتر در الگوریتم پیشنهادی IWO ارائه شده است. سپس مدل بر روی داده های ماهانه ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران در سال ۱۳۹۲ اعمال می شود. سپس مدل پیشنهادی با سه روش حل می شود: (۱) الگوریتم پیشنهادی IWO، (۲) الگوریتم ازدحام ذرات بهینه و (۳) روش گرادیان کاهش یافته (RGM^۵). راه حل های غیر غالب این الگوریتم ها با استفاده از تحلیل پوششی داده ها (DEA^۶) با یکدیگر مقایسه می شوند. با توجه به مقایسه ها می توان نتیجه گرفت که الگوریتم های IWO و PSO در اکثر معیارهای مهم عملکرد یکسانی دارند، اما الگوریتم IWO زمان حل بهتری نسبت به الگوریتم PSO و عملکرد بهتر در تسلط بر راه حل های ناکارآمد دارد و الگوریتم PSO نتایج بهتری در نقض کل از محدودیت ها دارد.

برای پوشش چالش های مدل مارکوویتز، برخی از مطالعات برای حل مشکل انتخاب دارایی ارائه شدند. در [۸] از شبکه عصبی مصنوعی برای انتخاب سهام ارزشمند استفاده کرد. همین طور در [۹] یک مدل انتخاب سهام مبتنی بر قانون فازی با نرخ بازده، نسبت فعلی و نرخ بازده به عنوان عوامل ورودی پیشنهاد شده است. این مدل، از الگوریتم ژنتیک برای یافتن درجه ارزیابی هر شرکت استفاده می کند و یک مدل تخصیص سرمایه تصادفی چند دوره ای را به کار می گیرد. نتایج تجربی آن نشان می دهد که سبد سهم سرمایه گذاری ساخته شده با استفاده از این روش از نظر نرخ بازده پیش بینی شده، واریانس و ارزش مطلوبیت عملکرد خوبی دارند. در [۱۰] یک مدل الگوریتم ژنتیک برای انتخاب سبد سهم پیشنهاد شده است. این مدل هر دو اوراق بهادار حقوقی و بدهی و بالعکس را در نظر می گیرد. علاوه بر این، در [۱۱] از ماشین بردار پشتیبان برای آموزش شبکه ای عصبی پیش خور سراسری (FNN) برای انجام انتخاب سهام استفاده شد. برخی از محققان، مانند مراجع [۱۲، ۱۳]، شبکه های عصبی را برای پیش بینی رفتار دارایی آموزش دادند و از شبکه عصبی برای تصمیم گیری در مورد تخصیص دارایی استفاده کردند. در [۱۴] برنامه ریزی پویا را برای ساخت یک مدل تصادفی چند مرحله ای برای حل مسئله تخصیص دارایی به کار بردند. در [۱۵] یک الگوریتم بهینه سازی ژنتیکی دو مرحله ای برای شناسایی دارایی های با کیفیت خوب طراحی شده است.

در زمینه تخمین و پیش بینی بورس، مطالعات فراوانی انجام گرفته است که سعی در مطالعه موردی جدیدترین آن ها می شود. تکنیک های مختلفی برای پیش بینی روند بورس سهام در تکنیک های موجود ابداع شده است. در [۱۶] به تحلیل داده های بورس با استفاده از روش نقشه شناختی فازی^۷ جهت خوشه بندی داده ها پرداخته شده است، اما از آن جایی که این روش در بخش آموزش، دارای ضعف می باشد، لذا از شبکه عصبی مصنوعی برای بهبود خوشه بندی استفاده شده است. داده ها برای سال های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۲ از بورس تهران می باشد. از جمله مهمترین مزایای این روش می توان به کارگیری ساختار خوشه بندی در تحلیل و پیش بینی بورس، مشخص کردن توابع عضویت فازی در روش C-Means، اشاره کرد و از معایب آن نیز می توان به مواردی هم چون عدم دقت کافی، پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا و عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار اشاره کرد.

در [۱۷] به ارائه یک رویکرد مبتنی بر گراف الگو جهت پیش بینی سهام بورس با استفاده از داده های بزرگ^۸ ارائه شده است. در ابتدا از الگوریتم تکانه زمان پویا^۹ جهت یافتن الگویی مشابه بین داده ها و یافتن داده های مجاورتی آن، استفاده شده است. در ادامه نیز از تجزیه و تحلیل رگرسیون گام به گام^{۱۰} جهت استخراج ویژگی ها، استفاده گردیده است. همین طور در ادامه از روش فاصله یابی جارووینکر^{۱۱} و تخمین نشانه نمادین به عنوان معیار دقت در پیش بینی، استفاده گردیده است. از جمله مزایای این روش می توان به کارگیری ساختارهای گراف در پیش بینی بورس، استفاده از داده های بزرگ، تحلیل رگرسیونی اشاره کرد. از جمله معایب آن نیز می توان به عدم دقت کافی، پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا و عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار اشاره نمود.

در یک تحقیق دیگر که در [۱۸] ارائه شده است، پیش بینی سهام بورس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام گرفته است. داده های NASDAQ در سه ماه دوم سال ۲۰۱۵ مدنظر این تحقیق می باشد که پیشینی بر روی آن انجام شده است که در فاصله زمانی از ۲۸ ژانویه ۲۰۱۵ الی ۱۸ ژوئن ۲۰۱۵ این کار لحاظ گردیده است. اصلی ترین مزیت این روش، بررسی ساختاری شبکه عصبی مصنوعی می باشد و نقاط ضعف آن شامل عدم دقت کافی، پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا، عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار و عدم مدل سازی دقیق مسئله است.

استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات بهینه^{۱۲} به همراه شبکه عصبی به همراه توابع فازی^{۱۳} جهت پیش بینی سهام بورس مکزیکی، در [۱۹] ارائه شده است. استفاده از نوع اول و دوم فازی به همراه شبکه عصبی جهت طبقه بندی و الگوریتم ازدحام ذرات بهینه جهت استخراج ویژگی ها از داده های سهام بورس، مدنظر واقع شده است. دارا بودن دقت بالا، مشخص کردن دقیق نوع ویژگی های استفاده شده و استخراج شده و تاثیرات آن ها در پیش بینی به عنوان اصلی ترین مزایای این روش می باشند. همین طور نقاط ضعف آن شامل عدم مقایسه روش فازی نوع اول و نوع دوم در پیش بینی بورس، زمان اجرای بالا و عدم مقایسه بین روش های پیشین دیگر است. ارائه یک روش طبقه بندی به صورت با ناظر و همراه با تقویت ورودی و آموزش در [۲۰] انجام شده است که از مجموعه داده ای استاندارد به نام KOSPI استفاده می کند. بررسی ساختاری روش باناظر و مشخص کردن برجسب های داده های بورس اصلی ترین مزیت این روش محسوب می شود. همین طور عدم دقت کافی، پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا، عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار و عدم مدل سازی دقیق مسئله به عنوان نقاط ضعف این روش می باشند.

در [۲۱] به ارائه یک چارچوب یکپارچه برنامه نویسی شبکه ژنتیکی و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای پیش بینی بازده روزانه سهام پرداخته شده است. این مقاله در حوزه برنامه ای در بورس اوراق بهادار تهران، ایران است که از روش برنامه نویسی شبکه ژنتیکی برای استخراج ویژگی ها و از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای طبقه بندی داده ها استفاده می نماید. در مقایسه با روشی به نام ARMA، روش ارائه شده ترکیبی این مقاله دارای قدرت پیش بینی بسیار بالاتر با کاهش ۱۶٪ خطا در پیش بینی بوده است. مقایسه با روش قدرتمند ARMA و کاهش خطا تا ۱۶٪، افزایش دقت، مشخص کردن حجم داده های آموزش و آزمون

بعد از شناسایی ویژگی ها به عنوان مزیت این روش محسوب می شود. عدم قید کردن دقیق نوع ویژگی های استفاده شده و استخراج شده حاصل از الگوریتم ژنتیک، پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا و عدم مدل سازی دقیق بخش ژنتیک به عنوان نقاط ضعف این روش می باشند.

در [۲۲] به پیش بینی بازار بورس و سهام در استانبول، ترکیه، پرداخته شده است. استفاده از سیستم استنتاج فازی تطبیقی به صورت عصبی یا ANFIS به عنوان روش اصلی در آموزش و آزمون داده ها بوده است. هدف از این مطالعه، تعیین این است که آیا یک الگوریتم ANFIS قادر به پیش بینی دقیق بازده بازار سهام هست یا خیر. استفاده از شش متغیر کلان اقتصادی و سه شاخص به عنوان متغیر ورودی استفاده شده است. نتایج تجربی نشان می دهد که این مدل با موفقیت بازده ماهانه ISE National 100 Index با میزان دقت ۹۸٪ را پیش بینی می کند. روش ANFIS جایگزینی امیدوارکننده برای پیش بینی بازار سهام ارائه می دهد و می تواند ابزاری مفید برای اقتصاددانان و دست اندرکاران معامله گر با پیش بینی بازده شاخص قیمت سهام باشد. مزیت این روش به کارگیری ساختار خوشه بندی در تحلیل و پیش بینی بورس، مشخص کردن توابع عضویت فازی، دقت بالا است. معایب آن نیز شامل پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا و عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار است.

استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات بهینه مبتنی بر شبکه های عصبی گروهی^{۱۴} با ترکیب منطق فازی برای پیش بینی سری های زمانی در شناسایی بورس در کشور مکزیک در [۲۳] مورد مطالعه قرار گرفته است. سری زمانی که در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته است، برای مقایسه رویکرد ترکیبی با روش های سنتی در بورس مکزیک است و نتایج نشان داده شده برای بهینه سازی ساختار شبکه عصبی گروه با فازی نوع ۱ و نوع ۲ است. نتایج شبیه سازی نشان می دهد که رویکرد شبکه عصبی گروهی بهینه سازی شده، پیش بینی خوبی از بورس مکزیک می کند. مزیت این روش به کارگیری ساختار خوشه بندی در تحلیل و پیش بینی بورس، مشخص کردن توابع عضویت فازی و دقت بالا است. معایب آن نیز شامل پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا و عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار است.

در یک تحقیق دیگر که در [۲۴] ارائه شده است، پیش بینی بورس اوراق بهادار به صورت کارآمد مبتنی بر ساختارهای محلی و جهانی با استفاده از یادگیری عمیق^{۱۵} مدنظر قرار گرفته است. در این مطالعه، چهار کشور آمریکا، هنگ کنگ، ترکیه و پاکستان را از لیست اقتصادهای توسعه یافته، نوظهور و توسعه نیافته در نظر گرفته اند. تاثیر رویدادهای مهم مختلفی را که در طی سال ۲۰۱۲ الی ۲۰۱۶ میلادی رخ داده است، در بازارهای سهام بررسی نموده اند. برای محاسبه تحلیل تاثیرات برای هر یک از این رویدادها از مجموعه داده های تویتر استفاده شده است. مجموعه داده شامل ۱۱۴۲ میلیون توییت است که برای تعیین احساسات و تاثیرات این رویداد مورد استفاده قرار گرفت. برای پیش بینی بورس از رگرسیون خطی^{۱۶}، رگرسیون بردار پشتیبانی^{۱۷} و یادگیری عمیق استفاده کرده اند. عملکرد سیستم با استفاده از میانگین مربعات خطای ریشه^{۱۸} و خطای میانگین مطلق^{۱۹} ارزیابی می شود. نتایج نشان می دهد که عملکرد با استفاده از احساسات در پیش بینی بورس برای این رویدادها بهبود می یابد. مزیت این روش دارا بودن دقت بالا، مشخص کردن دقیق نوع ویژگی های استفاده شده و استخراج شده و تاثیرات آن ها در پیش بینی است. معایب آن نیز شامل عدم مقایسه روش فازی نوع اول و نوع دوم در پیش بینی بورس، زمان اجرای بالا و عدم مقایسه بین روش های پیشین دیگر است.

در [۲۵] یک رویکرد جدید برای استخراج دانش از یک سیستم مبتنی بر قانون فازی ممدانی^{۲۰} برای پیش بینی بازار سهام و بورس ارائه شده است. استخراج دانش که مهمترین مولفه سیستم مبتنی بر قانون فازی ممدانی است، دو مولفه اصلی دارد: مبتنی بر قوانین^{۲۱} و پایگاه داده^{۲۲}. در مدل پیشنهادی، مبتنی بر قوانین با استفاده از هرس افزایشی مکرر برای تولید خطای کاهش یا RIPPER^{۲۳}، که از بهترین هنرهای القاء قانون طبقه بندی است، یاد می گیرد. الگوریتم RIPPER برای مشکلات طبقه بندی

استفاده می شود. به منظور گسترش آن برای مشکلات رگرسیون، از گسسته سازی^{۲۴} بدون نظارت از ویژگی هدف و گسسته سازی نظارت شده از ویژگی های ورودی مداوم استفاده می شود. در مرحله بعد، قوانین طبقه بندی به دست آمده از RIPPER فازی شده و سیستم مبتنی بر قانون فازی ممدانی اولیه شکل می گیرد. بخش پایگاه های داده ای با استفاده از الگوریتم ژنتیک^{۲۵} تنظیم می شود. مدل ارائه شده در این مقاله اولین مدل است که از قابلیت ها و مزایای مستقیم سیستم های طبقه بندی مبتنی بر قانون در رگرسیون استفاده می کند. صحت مدل ارائه شده در زمینه پیش بینی بازار سهام که یک بخش پیچیده و دشوار در مسائل رگرسیون است، آزمایش شده است. مدل پیشنهادی با استفاده از چندین شاخص از بورس های مختلف از جمله شاخص بورس اوراق بهادار تایوان (TSE)، شاخص قیمت تهران (TEPIX) پیاده سازی شده است. شاخص های دیگر از جمله شاخص صنعت، فهرست ۵۰ شرکت برتر و شاخص گروه مالی از بورس اوراق بهادار تهران نیز در نظر گرفته شده است. علاوه بر این، قیمت های روزانه سهام چندین شرکت بزرگ مانند Apple، DELL، JBM، British Airlines و Ryanair Airlines گنجانیده شده است. همان طور که از میانگین خطای درصد مطلق (MAPE) و آزمون های آماری غیر پارامتری نشان داده شده است، مدل پیشنهادی عملکرد برتری را در مقایسه با سایر مدل ها ارائه می دهد. در واقع مزیت این روش، ارائه یک ساختار نوآورانه با دقت بسیار بالا می باشد. همین طور یک سری نقاط ضعف در این روش مشاهده می شود که می توان به پیچیدگی محاسباتی بالا، زمان اجرای بالا، عدم مشخص کردن دقیق ویژگی های تاثیرگذار، اشاره نمود.

ارائه یک چارچوب پیشبینی بازار بورس به صورت بهبود یافته با اعمال مدل های گروهی مبتنی بر درخت تصمیم^{۲۶} و الگوریتم های یادگیری عمیق در [۲۶] مدنظر قرار داده شده است. الگوریتم جنگل تصادفی^{۲۷}، درختان بسیار تصادفی^{۲۸}، تقویت شدید شیب^{۲۹} و دستگاه تقویت کننده شیب سبک^{۳۰}، که مربوط به الگوریتم های مبتنی بر درخت تصمیم و شبکه های عصبی بازگشتی، شبکه عصبی بازگشتی دو طرفه^{۳۱}، شبکه عصبی با حافظه کوتاه مدت طولانی و لایه واحد عود بازگشتی^{۳۲} که مربوط به الگوریتم های یادگیری عمیق است، به عنوان طبقه بندی کننده پایه در لایه اول قرار می گیرند. سپس روش اعتبارسنجی متقابل برای تولید مکرر ورودی برای طبقه بندی کننده سطح دوم به منظور جلوگیری از اضافه شدن اتصالات اجرا می شود. در لایه دوم، رگرسیون لجستیک^{۳۳} و همچنین نسخه منظم آن، به عنوان طبقه بندی متا، دسته بندی می شوند تا الگوی یادگیری منحصر به فرد طبقه بندی کننده های پایه را مشخص کنند. نتایج تجربی بیش از سه شاخص اصلی سهام ایالات متحده نشان می دهد که روش بهبود یافته پیش بینی بورس بهتر از الگوریتم های یادگیری گروه پیشرفته و مدل های یادگیری عمیق است و دستیابی به سطح بالاتری از دقت، حساسیت، نرخ ویژگی ها، منحنی ROC^{۳۴} و نرخ AUC^{۳۵} را دارد. علاوه بر این، یکی دیگر از بخش های مهم در این مقاله، طراحی یک طبقه بندی متا طبقه بندی شده مبتنی بر Lasso (حداقل مطلق انقباض و انتخاب انتخاب^{۳۶}) است که قادر به وزن دهی خودکار برای کار پیشبینی است. اصلی ترین مزیت این روش شامل بررسی روش های مختلف درخت تصمیم و یادگیری عمیق در پیش بینی بورس، به کارگیری ویژگی های مختلف و تاثیرگذار در پیش بینی بورس است. معایب آن نیز شامل ارائه یک سری روش های درخت تصمیم و یادگیری عمیق به صورت مناسب، ولی عدم قید کردن مدل اصلی و نوآورانه، عدم مقایسه صحیح بین روش ها، پیچیدگی محاسباتی به شدت بالا در صورتی که مدل صحیحی هم به صورت ساخت یافته و منظم ارائه نشده است و زمان اجرای بالا می باشد.

در [۲۷] از تخصیص دارایی بیزی در ۵ شرکت با استفاده از مدل بلک لیترمن استفاده کرد. آن ها همچنین از یک مدل-ECM LSTM برای یادگیری بازده مورد انتظار و تحلیل احساسی سطح جمله مفهومی محاسبات سنتی برای تخصیص دارایی استفاده کردند. در [۲۸] نوع جدیدی از استراتژی سبد سهام را پیشنهاد کرده اند که از یادگیری نیمه نظارتی بر روی پست ها در میکرو بلاگ های سهام برای به حداکثر رساندن بازده تجمعی با استفاده از رویکرد Follow-the-Loser استفاده می کند. یکی دیگر

از کارهای اخیر در [۲۹]، چندین الگوریتم یادگیری ماشین را برای تخصیص سبد سهام با ۱۵ شرکت از بورس اوراق بهادار نیویورک (NYSE) و داده های احساسات از StockFluence API مقایسه کرد. علاوه بر این، در [۳۰] اخیرا یک رویکرد تشخیص قطبی پیشرفته به نام SenticNet 6 را پیشنهاد کرده اند که نه تنها از روش های یادگیری سنتی از پایین به بالا (معروف به ابزارهای هوش مصنوعی زیر نمادین) برای پیش بینی توالی حروف و کلمات با استفاده از یادگیری عمیق طراحی شده است، بلکه برای ادغام یک روش یادگیری از بالا به پایین (از طریق منطق نمادین) که مدل را با استدلال منطقی، برگرفته از درک پایه از جهان و هنجارهای اجتماعی، آگاهی فرهنگی، دانش عقل سلیم و غیره آشنا می کند. تشخیص قطبیت مبتنی بر متن در درک احساسات بازار بهتر می شود که نشان دهنده پتانسیل بزرگی برای استفاده از آن برای بهبود بسیاری از برنامه های مالی، از جمله تخصیص سبد سهام است.

مرجع دیگری مانند [۲۷-۴۷] به بررسی روش ها و شاخص هایی در تحلیل فنی و احساسات محور در بورس و طراح سبد سهام پرداخته اند. همچنین در [۴۸] به ارائه یک روش بهینه سازی سراسری برای طراحی سبد سهام دوسطحی مبتنی بر بینش اقتصادی از شاخص داو جونز پرداخته شده است. فرض بر این است که ساختار تصمیم گیری دو جنبه دارد: یک کارگزار-معامله وجود دارد که کارمزدهای دریافتی از اوراق بهادار مختلف را به منظور به حداکثر رساندن سود خود کنترل می کند و یک سرمایه گذار وجود دارد که سبد سهام خود را انتخاب می کند تا ریسک را به حداقل برساند و در عین حال اطمینان حاصل شود که حداقل سطح بازده این ساختار باعث ایجاد یک رقابت سلسله مراتبی ضمنی می شود که شامل پیش بینی تصمیم منطقی عامل دیگر به منظور بهینه سازی معیارهای خود تصمیم گیرندگان است. بسته به این که چه کسی در سلسله مراتب اول است، موقعیت های مختلف تجزیه و تحلیل می گردد: دلال-معامله یا سرمایه گذار. این مقاله مدل های برنامه ریزی ریاضی غیرخطی و غیرمحدب مختلف را برای موقعیت های مختلف ارائه می نماید و یک مطالعه محاسباتی گسترده ایجاد کرده که در آن بینش های اقتصادی بعدی را برای مدل های مبتنی بر داده های شاخص داو جونز مورد بحث قرار داده است.

در [۴۹] طراحی سبد سهام برای ریسک پراکنده از طریق بهینه سازی متوالی محدب انجام شده است. از زمان بحران مالی ۲۰۰۸، مدیریت ریسک اهمیت بیشتری پیدا کرد و رویکردهای سبد سهام، مانند سبد سهام با حداقل واریانس و دارای وزن یکسان، محبوبیت پیدا کردند. با این حال، چنین سبدهای سهامی هنوز ریسک را به معنای واقعی متنوع نمی کنند. اخیرا، سبد سهام برابری ریسک به دلیل مزایای آن در تنوع بخشیدن به مشارکت ریسک (قبلی) در بین دارایی ها، از دیدگاه نظری و عملی مورد توجه قابل توجهی قرار گرفته است. با این حال، این نوع سبد سهام معمولا منجر به وزن های غیرصفر در تمام دارایی ها می شود که در عمل به معنای هزینه بالای معامله است. علاوه بر این، در صورت در نظر گرفتن سایر عوامل عملکرد، به عنوان مثال، بازده سالانه، تنها تمرکز بر جنبه ریسک می تواند این نوع سبد سهام را رضایت بخش نباشد. در این مقاله، به طور مشترک انتخاب دارایی و تنوع ریسک از طریق تحمیل منظم سازی پراکنده و برابری ریسک در فرمول بندی مسئله سبد سهام در نظر گرفته می شود که به نظر می رسد یک چارچوب کلی و انعطاف پذیر سبد سهام است. سپس یک الگوریتم متوالی کارآمد بر اساس چارچوب بهینه سازی محدب متوالی پیشنهاد شده است. نتایج عددی بر روی داده های تاریخی نشان می دهد که رویکرد سبد سهام ایجاد شده، در مقایسه با سبدهای سهام معیار، می تواند به تعادل خوبی بین انتخاب دارایی، تنوع ریسک و سایر معیارهای ارزیابی دست یابد و بهترین عملکرد را در سود و زیان و/یا کاهش به دست آورد.

در [۵۰] اتصال زمان و فرکانس و تنوع سبد سهام بین ارزشهای دیجیتال و بازارهای سهام انرژی تجدیدپذیر در طول COVID-19 مورد بحث واقع شده است. ارزیابی زمان و اتصال فرکانس بین ارزشهای رمزپایه و بازارهای سهام انرژی تجدیدپذیر از نکات کلیدی برای تنوع سبد سهام است. در این مقاله، از داده های هفتگی از ۰۷ اوت ۲۰۱۵ تا ۲۶ مارس ۲۰۲۱ برای مستندسازی پویایی

و تنوع سبد سهام از منظر ارزشهای دیجیتال جدید - انرژی تجدیدپذیر استفاده شده است. نتایج شبیه سازی، سرریزهای دامنه فرکانس زمانی را نشان می دهد که ذخایر انرژی تجدیدپذیر عامل اصلی سرریز در سیستم اتصال هستند و سرریزهای کوتاه مدت بر همتایان بلندمدت خود تسلط دارند. علاوه بر این، سرمایه گذاران می توانند از طریق تراکنش های کوتاه مدت در طراحی این سبد سهام سود بیشتری کسب کنند و می توان با سرمایه گذاری بخش بزرگی در ارزشهای دیجیتال، سبدهی سهام را بهینه نمود. یک واقعیت شگفت انگیز این است که همه گیری COVID-19 می تواند اثربخشی استراتژی پوشش ریسک را معکوس کند.

در [۵۱] پیوندهای نامتقارن و پویا در سهام صکوک شورای همکاری خلیج فارس با بررسی مفاهیمی برای مدیریت سبد سهام قبل و در طول همه گیری COVID-19 مورد بحث واقع شده است. این مقاله به بررسی پیوندهای نامتقارن و پویا بین صکوک^{۳۷} و سهام اسلامی - متعارف برای کشورهای شورای همکاری خلیج فارس می پردازد. این تحقیق از رویکرد مدل سازی-VARMA-AGARCH در شاخص های بازده روزانه برای دوره زمانی ۱۳ آگوست ۲۰۱۳ تا ۳۱ دسامبر ۲۰۲۰ استفاده می کند. نتایج تجربی وجود وابستگی متقابل را هم در پویایی بازده و اثرات شوک و همچنین در سرریزهای نوسانات و سرریزهای شوک نامتقارن بین بازاری نشان می دهد. نتایج همچنین به تاثیر متقابل پویا و معنادار بین شاخص های سهام اسلامی و متعارف اشاره می کند. اثربخشی پوشش ریسک نشان می دهد که گنجاندن سهام در یک سبد سهام صکوک کامل بر واریانس تاثیر نمی گذارد، اما به جز شاخص سهام DJIM GCC در دوره نمونه کامل، بازده تعدیل شده با ریسک را اندکی کاهش می دهد. از طرف دیگر، گنجاندن صکوک در یک سبد سهام کامل بدون پوشش به طور قابل توجهی واریانس آن را کاهش می دهد و بازده تعدیل شده بر اساس ریسک را به جز شاخص سهام DJIM GCC افزایش می دهد. همچنین خاطرنشان می شود که صکوک هم برای طراحی سبد و هم برای استراتژی های پوشش دهی دارای اضافه وزن است و بهترین سبد سودآور را ارائه می دهد.

در [۵۲] مدل سازی و حل بهینه سازی سبد سهام با فاصله چند هدفه برای معاملات مارجین^{۳۸}، مورد بحث قرار گرفته است. معاملات مارجین بخش مهمی از بازار سهام است. در مقایسه با کسب و کار کانال سنتی، سود اضافی هم برای موسسات مالی و هم برای سرمایه گذاران به ارمغان می آورد. به عنوان یک مشکل مهم بهینه سازی در حوزه مالی، بهینه سازی سبد سهام با هدف پخش ریسک و بهبود بازده، جوهره معاملات مارجین است. در این مقاله، با هدف دستیابی به بهینه سازی سبد سهام برای معاملات مارجین چند دوره ای، یک روش بهینه سازی سبد سهام بازه ای چندهدفه، شامل ساخت مدل و بهینه سازی پیشنهاد گردیده است. بر اساس قوانین واقعی کسب و کار، فرآیند ساخت مدل از سه مرحله تشکیل شده است. اول، یک روش تخمین فاصله ای از بازده و ریسک اوراق بهادار با توجه به بازخورد بازار طراحی می شود تا سبدهای سهام تحت نوسانات بازار قوی باقی بمانند. دوم، یک مسئله چند هدفه حداکثر کردن بازده و به حداقل رساندن ریسک برای جستجوی سبد سهام هایی با ریسک و بازده متعادل ساخته شده است. ثالثاً، یک مکانیسم سرمایه گذاری متحرک بر اساس بازده واقعی سبد سهام در هر دوره شکل می گیرد تا سرمایه گذاری مستمر، موثر حفظ شود. برای بهینه سازی مدل، یک الگوریتم تکاملی بهینه سازی بازه ای چند هدفه با تصمیم گیری مبتنی بر ریسک توسعه داده شده است. رویکرد ارائه شده، راه حل هایی برای بخش های مختلف ریسک به دست می آورد تا نیازهای سرمایه گذاری سرمایه گذاران با اولویت های ریسک متفاوت را برآورده کند، به طوری که تصمیمات سرمایه گذاری آن ها نیازی به اتکا به بیان کمی ترجیحاتشان نداشته باشد. علاوه بر این، با تطبیق با مدل فاصله، یک روش بهینه سازی بازه ای برای افزایش استحکام نقاط ریسک ایجاد شده است. نتایج تجربی روی چندین مسئله معیار و مسئله بهینه سازی سبد سهام واقعی برتری مدل و الگوریتم پیشنهادی را نشان می دهد.

وجه تمایز رویکرد پیشنهادی نسبت به روش های مطالعه شده که در فصل بعدی ارائه خواهد شد، بهبود عملکرد، دقت پایین پیش بینی، کاهش خطا و کاهش زمان اجرا در پیش بینی بورس بر اساس تجزیه و تحلیل سبد سهام است. همچنین روش

پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم ازدحام ذرات بهینه کوانتومی برپایه روش جایگزین شوارتز به عنوان نوآوری در مدل سازی خواهد بود.

رویکرد پیشنهادی

مشکلی که در نظر گرفته می شود، یافتن یک استراتژی موثر تخصیص سبد سهام بر اساس تحرکات بازار و ارزش دارایی ها است، یعنی ورودی های محیطی بازار سهام - از جمله قیمت های تاریخی سهام، اطلاعات احساسی و ویژگی های سبد فعلی مانند میزان نگهداری هر یک از سهام در سبد سهام، و موجودی موجودی که سرمایه گذار دارد. از نظر اصطلاحات در الگوریتم های تکاملی و هوش ازدحامی، هدف عامل معامله گر هوشمند ما ایجاد یک خط مشی بهینه است که بازدهی را با حداقل ریسک به حداکثر برساند. تنظیم مسئله ما به شرح زیر است: ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام بر اساس مجموعه سهامی که برای سبد سهام عامل معامله گر خود در نظر می گیریم شامل ۳۰ شرکت است که بخشی از شاخص میانگین صنعتی داوجونز^{۳۹} در داده های موجود یعنی KOPSI200 بوده اند. این شرکت ها یک سبد همه کاره را تشکیل می دهند که چندین صنعت است - بنابراین، عملکرد موفق عامل معامله گر با این سبد می تواند نشان دهنده استحکام آن در طیف گسترده ای از شرکت ها باشد. جدول زمانی که ما در نظر می گیریم مربوط به دو دهه گذشته است - از سال ۲۰۰۰ تا سال ۲۰۱۹. ما موجودی اولیه سبد سهام ۱۰۰۰۰ دلاری را به نماینده معامله گر خود ارائه می دهیم تا عامل را برای شروع تجارت تسهیل کند.

عامله گر می تواند سهام مربوط به هر یک از شرکت ها را خریداری، بفروشد یا نگهداری کند. معامله گر می تواند این اقدام را یک بار در روز انجام دهد. ما حد بالایی امن از ۵ سهم را قرار می دهیم که معامله گر می تواند یکباره بخرد یا بفروشد تا تصمیمات افراطی که توسط نماینده گرفته شود محدود شود. برای دریافت تاثیر معامله گر که بازار سهام واقعی را مشاهده می کند، ورودی های محیطی را ارائه می کنیم که نشانه های مناسبی را برای جنبه های کمی و کیفی ارائه می دهد - به ویژه، برای هر روز معاملاتی واجد شرایط از جدول زمانی در نظر گرفته شده، به معامله گر اندازه گیری تمام قیمت های بسته شده داده می شود. از سهام داوجونز و احساسات بازار ۳۰ شرکت برگرفته از سرفصل های مربوط به Google News و توییت های توییت در KOPSI200 الهام گرفته شده است. در تنظیم مسئله توصیف شده، معامله گر باید به صورت پویا سبد سهام را پیگیری کند و روزانه آن را به روز کند و با یادگیری کامل استفاده از مشاهدات ارائه شده در بازار سهام، از جمله احساسات بازار، تصمیمات سرمایه گذاری درستی را اتخاذ کند.

نقش احساسات بازار در تخصیص سبد سهام یک موضوع تحقیقاتی رو به رشد بوده است. ما نظریه مربوطه را مورد بحث قرار می دهیم تا تاثیر احساسات بر معامله گران را هنگام تصمیم گیری های مرتبط با سرمایه گذاری در بازار سهام برجسته کنیم. مطالعات تخصیص سبد سهام سنتی، سرمایه گذاران را در تصمیم گیری های خود «غیر احساسی» می دانند و قیمت سهام به طور تصادفی تحت تاثیر اطلاعات جدید قرار می گیرد. ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام تنها بخشی از تخصیص سبد سهام را تشکیل می دهد - اتخاذ تصمیم های سرمایه گذاری بهینه چالش اصلی دیگر است و حتی با وجود این که ارتباط احساسات بازار به طور مداوم در حال افزایش است، کار نسبتاً کمی در مورد مشکل ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام منتشر شده است که بازار را تحت تاثیر قرار می دهد. احساسات سرمایه گذار بر بازار تاثیر می گذارد و می تواند عملکرد تخصیص سبد سهام را بهبود بخشد. در جدول (۱) لیست ۳۰ شرکت داوجونز در نظر گرفته شده است.

در جدول (۱)، لیست ۳۰ شرکت داوجونز در نظر گرفته شده است.

صنعت	NYSE Tickers	شرکت های داوجونز
Conglomerate	MMM	3 M Corporation
Financial Services	AXP	American Express Company
Financial Services	TRV	Travellers Companies Inc.
Financial Services	V	Visa Inc.
Financial Services	JPM	JP Morgan Chase & Co.
Financial Services	GS	Goldman Sachs Group Inc.
Information Technology	AAPL	Apple Inc.
Information Technology	MSFT	Microsoft Corporation
Information Technology	INTC	Intel Corporation
Information Technology	IBM	IBM Corporation
Information Technology	CSCO	Cisco Systems Inc.
Aerospace and Defense	BA	Boeing Corporation
Aerospace and Defense	RTX	Raytheon Technologies Corporation
Construction and Mining	CAT	Caterpillar Inc.
Petroleum Industry	CVX	Chevron Corporation
Petroleum Industry	XOM	Exxon Mobil Corporation
Food Industry	MCD	McDonalds Corporation
Food Industry	KO	Coca-Cola Corporation
Pharmaceutical Industry	JNJ	Johnson & Johnson Corporation
Pharmaceutical Industry	PFE	Pfizer Inc.
Pharmaceutical Industry	MRK	Merck & Co. Inc.
Pharmaceutical Industry	DWDP	DuPont de Nemours Inc.
Pharmaceutical Industry	WBA	Walgreens Boots Alliance Inc.
Retailing	WMT	Walmart Inc.
Retailing	HD	Home Depot Inc.
Apparel	NKE	Nike Inc.
Managed Healthcare	UNH	UnitedHealth Group Inc.
Fast-moving Consumer Goods	PG	Proctor & Gamble Corporation
Telecommunication	VZ	Verizon Communications Inc.
Broadcasting and Entertainment	DIS	Walt Disney Company

داده های مربوط به قیمت سهام این شرکت ها از ۱ ژانویه ۲۰۰۱ تا ۲ اکتبر ۲۰۱۸ مجموعه داده مورد نیاز بود و در پایگاه داده KOPSI200 موجود بود که از طریق خدمات داده تحقیقاتی Wharton (WRDS) قابل دسترسی بود. داده های قیمت گذاری سهام بر اساس محدوده تاریخ به مجموعه های آموزشی و آزمایشی تقسیم می شود. داده های قیمت گذاری سهام از ۱ ژانویه ۲۰۰۱ تا ۳۰ دسامبر ۲۰۱۳ (شامل ۳۲۶۸ روز معاملاتی) به عنوان داده آموزشی استفاده می شود و از داده های قیمت گذاری باقی مانده سهام از ۲ ژانویه ۲۰۱۴ تا ۲ اکتبر ۲۰۱۸ (شامل ۱۱۹۰ روز معاملاتی) به عنوان آزمایش استفاده می شود. تئوری مدرن سبد سهام (MPT) مسئله بهینه سازی سبد سهام یک مدل پیشین از تجزیه و تحلیل سبد برای ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام است، بنابراین برای به دست آوردن بهترین عملکرد در یک زمینه قبلی، مدل میانگین واریانس نیاز به پیش بینی دقیق بازده و ساختار ریسک آینده دارد. ساده ترین و پُرکاربردترین روش برای تولید چنین ورودی های آتی، تکیه بر ارزش های پیشین تاریخی آن ها است. با این حال، استفاده از یک روش انتخاب سبد سهام بر اساس پارامترهای تاریخی که این واقعیت را نادیده می گیرد، احتمالاً در دوره های بعدی نتایجی کمتر از بهینه ایجاد می کند. با این حال، مدیریت سبد سهام نه تنها بر حداکثر کردن بازده، بلکه بر کاهش ریسک نیز تمرکز دارد. بنابراین، رتبه بندی سهام خوب برای مدیریت سبد سهام کافی نیست. عوامل ریسک و بازده باید از نظر تئوری مدرن سبد سهام در نظر گرفته شوند. تئوری مدرن سبد سهام مبتنی بر یک مبادله معقول بین بازده مورد انتظار و ریسک است. مدل بهینه سازی سبد سهام را می توان با برنامه نویسی درجه دوم (QP^۲) حل کرد. اما با

الگوریتم ازدحام ذرات بهینه نیز قابل حل است. از آن جایی که تجزیه و تحلیل سبد سهام بر اساس تحرکات بازار و ارزش دارایی ها یک مسئله بهینه سازی معمولی است، الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای این کار مناسب است.

ویژگی اصلی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه، سادگی در پیاده سازی و راندمان محاسباتی بالا در حل مسائل بهینه سازی است. ما در این تحقیق به کمک الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام مخاطره آمیز بهینه با استفاده از شکل اصلی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه، پیاده سازی را انجام می دهیم. برای روش اصلی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای این مسئله، یک نمایش ذره مناسب برای رمزگذاری فضای حل آن ارائه شده و یک تابع هدف مناسب طراحی شده است. تابع هدف یک موضوع مهم در الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای حل مسئله است. در ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام، تابع هدف باید یک معاوضه منطقی بین حداقل کردن ریسک و حداکثر کردن بازده ایجاد می کند.

در میان روش های مختلف پیشنهادی، محبوب ترین روش مبتنی بر به حداکثر رساندن نسبت معروف شارپ است، کمیتی که نشان دهنده میزان بازده اضافی (بالاتر از نرخ بدون ریسک) است که یک سبد در مقایسه با ریسکی که دارد، ارائه می کند. این کار به این دلیل انجام می شود که بیشتر سرمایه گذاران علاقه اساسی به دستیابی به بهترین معاوضه ریسک/بازده سبد سهام دارند. سبد سهام مماس شارپ از جذابیت خاصی برخوردار است، زیرا این سبد دارای بالاترین میانگین بازدهی پس از فروش به ازای هر واحد ریسک است. بنابراین، الگوریتم ازدحام ذرات بهینه را می توان با به حداکثر رساندن این تابع هدف انجام داد. تابع هدف برای هر ذره نشانگر الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای انجام، انتخاب است. هنگامی که مدل الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای انتخاب سبد سهام اتخاذ می شود، تنظیم وزن سبد سهام را می توان تحت کنترل بهینه سازی نسبت شارپ انجام داد. در ادامه، نشان داده می شود که چگونه می توان به این امر دست یافت، در شرایطی که هم فروش کوتاه و هم قرض گرفتن پول مجاز نباشد. در نتیجه، بازده یک نمونه کار معمولی در نظر گرفته می شود که توسط [۵۲] ارائه شده است و به صورت رابطه (۱) است.

$$R_t = (1 - a_t)r^f + a_t \sum_{j=1}^m \beta_t^{(j)} x_t^{(j)},$$

$$\text{subject to: } \begin{cases} 0 \leq a_t \leq 1, \\ \sum_{j=1}^m \beta_t^{(j)} = 1, \\ 0 \leq \beta_t \leq 1, \end{cases} \quad (1)$$

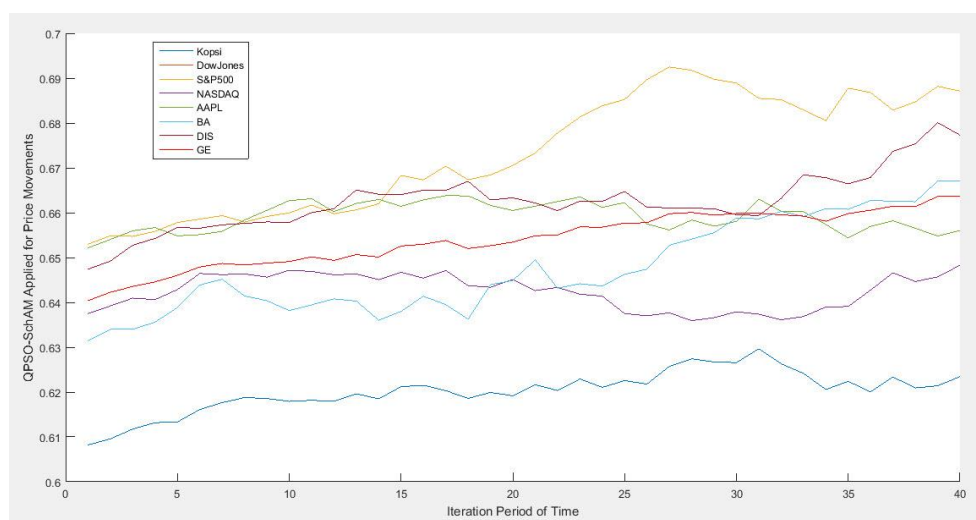
در این رابطه r^f نشان دهنده نرخ بازده بدون ریسک است، x_t نشان دهنده بازده اوراق بهادار پُرخطر است، a_t نسبت کل سرمایه ای که باید در j امین اوراق بهادار ریسک سرمایه گذاری شود، $\beta_t^{(j)}$ نسبت a_t برای سرمایه گذاری در دارایی پُرخطر j است. به جای تمرکز بر مرز کارآمد واریانس متوسط، ما به دنبال بهینه سازی نسبت شارپ (S_p) در مرجع [۵۱] با $S_p = M(R_T) / \sqrt{V(R_T)}$ ارائه شده در [۵۲] هستیم. به عبارت دیگر، تابع هدف برای به حداکثر رساندن به صورت رابطه (۲) است که بر اساس تحرکات بازار و نوسانات و ارزش دارایی ها مورد بررسی قرار می گیرد [۵، ۵۲، ۵۱]:

$$\max S_p = \frac{M(R_T)}{\sqrt{V(R_T)}} \quad (2)$$

در این رابطه، $M(R_T) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_t$ به عنوان بازده مورد انتظار مشروط است، $V(R_T) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [R_t - M(R_T)]^2$ معیاری برای ریسک یا نوسانات است، $\{x_t\}_{t=1}^T$ سری زمانی از سری بازگشتی مشاهده شده است که به نوبه خود، وزن نمونه کارها را به ترتیب a_t و $\beta_t^{(j)}$ تنظیم می کند. به حداکثر رساندن نسبت شارپ سبد سهام، در عمل، تعادل بین حداکثر کردن بازده مورد انتظار و در عین حال به حداقل رساندن ریسک برای ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام متعادل می کند. در پیاده سازی به سادگی می توان از الگوریتم ازدحام ذرات بهینه استفاده کرد. از طریق فرآیند بهینه سازی در الگوریتم ازدحام ذرات بهینه، با ارزش ترین سبد سهام، یعنی ترکیب سهام خوب با تخصیص بهینه دارایی، می توان آن را استخراج و کشف کرد تا از تصمیم گیری سرمایه گذاران حمایت کند.

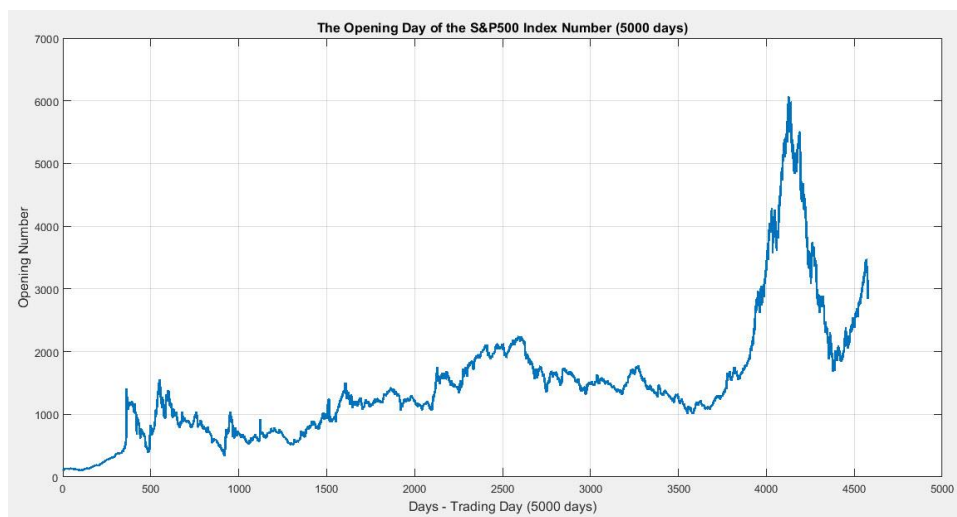
شبیه سازی

شبیه سازی در محیط MATLAB انجام می شود و از داده های June- KOSPI 200 الی July - KOSPI 200 Historical Data استفاده می گردد. هر دو داده دارای ۲۱ سطر و ۷ ستون است که ویژگی های هر ستون به ترتیب شامل تاریخ، قیمت جاری، قیمت لحظه باز شدن، بالاترین قیمت روز، پایین ترین قیمت روز، ارزش واقعی و درصد تغییرات قیمتی در روز می باشد. الگوریتم ازدحام ذرات بهینه برای اجرا نیاز به یک سری تنظیمات دارد. بدین صورت که جمعیت اولیه ذرات برابر ۱۰۰، سرعت ذرات برابر ۳ و دارای دو مقدار C_1 برابر ۱،۵ و C_2 برابر ۱،۵ (دقت شود مجموع C ها باید برابر سرعت ذرات شود یعنی $V = C_1 + C_2$) در ۵۰۰ دور تکرار و نرخ وزن برابر ۱،۵ فرض شده است. همین طور ترکیب الگوریتم ازدحام ذرات بهینه با روش جایگزین شوارتز در ابتدا صورت می گیرد تا روش جایگزین شوارتز بتواند همان ابتدا به کاهش ابعاد داده به دلیل حساسیت در شرایط اولیه پرداخته و عملکرد بهینه سازی انتخاب و طراحی سبد سهام را بهینه تر نماید. این تحقیق داده های داوجونز برای لیست ۳۰ شرکت آن را مدنظر قرار می دهد و در ابتدا بعد از ورود داده به برنامه از ماه ژوئن الی جولای که مجموعاً ۴۰ روز واقعی مدنظر واقع می گردد، نمایشی از ساختارهای تحرک قیمتی سهام را در ۴۰ روز نمایش می دهد. در همین جا، رویکرد ترکیبی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه و روش جایگزین شوارتز (QPSO-SchAM) به داده ها برای نمایش تغییرات قیمت داده شده و خروجی آن به صورت شکل (۱) است.



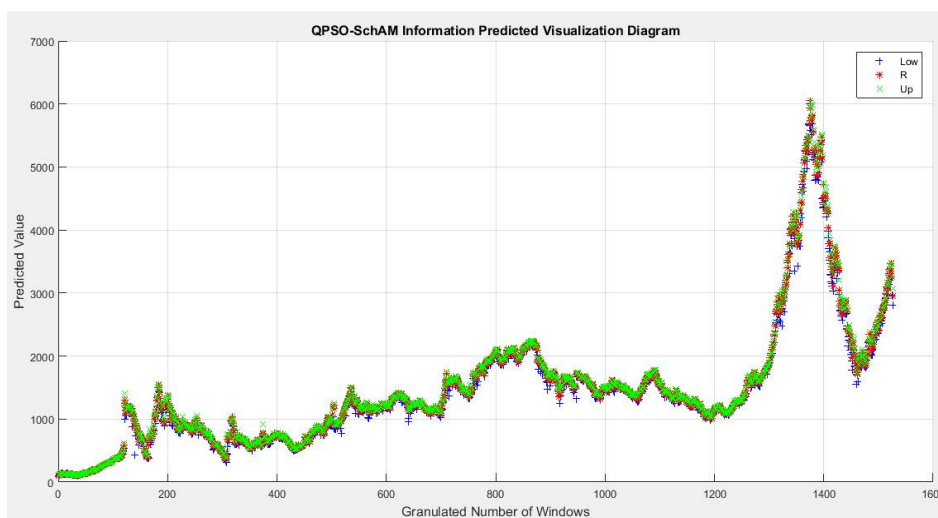
شکل (۱)، نمایش تغییرات قیمت سهام بعد از اعمال رویکرد ترکیبی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه و روش جایگزین شوارتز (QPSO-SchAM)

با توجه به رویکرد پیشنهادی QPSO-SchAM، مشاهده می شود که تحرک قیمت ها بر اساس دوره زمانی شناسایی ۴ روزه برای S&P500 با نمودار نارنجی، بیشترین تحرک را داشته است. بعد از آن DIS با نمودار سرخابی، BA با نمودار فیروزه ای، GE با نمودار قرمز، AAPL با نمودار سبز، NASDAQ با نمودار بنفش، DowJones با نمودار صورتی و Kopsi با نمودار آبی پُر رنگ، قرار گرفته اند. پس بهترین ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام و انتخاب در سبد سهام، S&P500 است که به پیش بینی آن بایستی پرداخته شود. قابل ذکر است که اگر داده های دیگری داده شود و تحرک قیمتی هر کدام در بازه زمانی تعیین شده ۴ روز از داده ها، عملکرد بهتری داشته باشد، آن سهامی که بهترین عملکرد را داشته است، به عنوان ذره شایسته (بر مبنای الگوریتم ازدحام ذرات بهینه) و در کل به عنوان سهام شاخص برای قرارگیری در سبد سهام، انتخاب می شود و داده آن از سال ۲۰۰۶ الی ۲۰۲۲، مورد بررسی واقع می گردد (حدود ۵۰۰۰ روز در خرید و فروش). کاملاً مشخص است که رویکرد پیشنهادی بر اساس داده های KOPSI موجود، شاخص S&P500 را برای انتخاب در سبد سهام قرار داده است. در ادامه مراحل پیش بینی و شناسایی موقعیت های خرید و فروش آن مورد بحث واقع می گردد. نمودار نرخ برای خرید در ۵۰۰۰ روز نمایش داده می شود که از روی فراخوانی داده برای S&P500 این کار صورت می گیرد که به صورت شکل (۲) است.



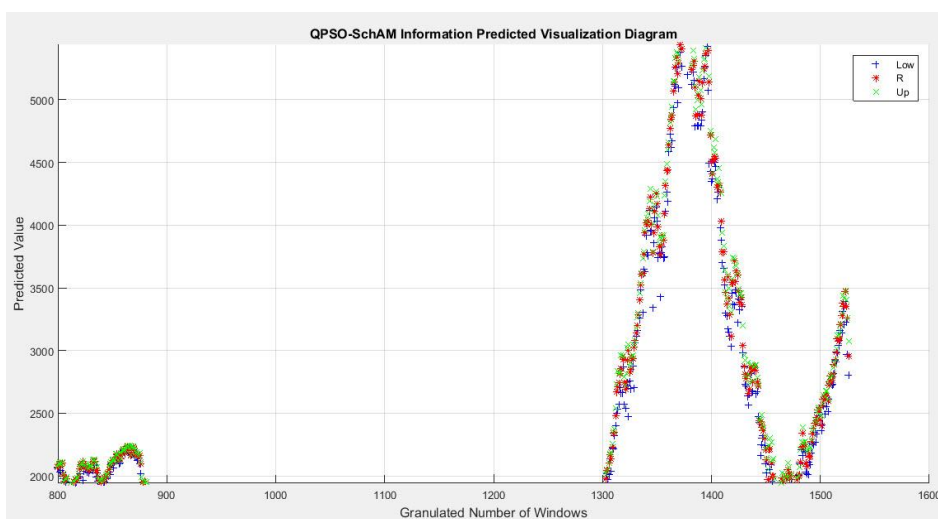
شکل (۲)، نمودار نرخ برای خرید در ۵۰۰۰ روز از روی فراخوانی داده برای S&P500

سپس رویکرد ترکیبی الگوریتم ازدحام ذرات بهینه و روش جایگزین شوارتز (QPSO-SchAM) به نمودار S&P500 در شکل (۲) اعمال می شود تا بتوان تمامی نقاط را برای شناسایی حد پایین، حد میانه و حد بالا جهت خرید و فروش، مورد نظر قرار داد. نتیجه آن در شکل (۳) مشخص است.



شکل (۳). شناسایی حد پایین، حد میانه و حد بالا جهت خرید و فروش شاخص S&P500 در بهترین حالات ممکن در ۱۶۰۰ روز

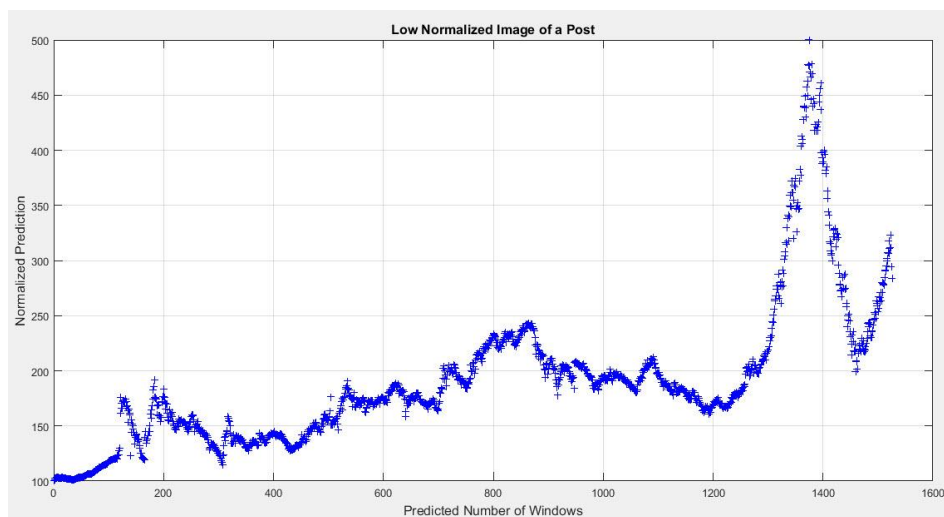
در شکل (۳)، شناسایی حد پایین (علامت آبی رنگ)، حد میانه (علامت قرمز رنگ) و حد بالا (نمودار سبز رنگ) جهت خرید و فروش شاخص S&P500 در بهترین حالات ممکن در ۱۶۰۰ روز انتخاب شده به کمک الگوریتم ازدحام ذرات بهینه و روش جایگزین شوارتز (QPSO-SchAM) انتخاب و نمایش داده می شود. تمامی نقاط نام برده در نمودار قیمتی S&P500 در ۱۸۰۰ روز انتخابی، دقیقاً مشابه همان ۵۰۰۰ روز در شکل (۲) مورد نظر واقع شده است و همان الگو را مورد بررسی قرار داده است. برای درک بهتر شکل (۳)، یک بزرگنمایی روی آن انجام می شود که به صورت شکل (۴) خواهد بود.



شکل (۴)، بزرگنمایی در شکل (۳-۲) برای نمایان سازبزرگتر شناسایی حد پایین، حد میانه و حد بالا جهت خرید و فروش شاخص S&P500 در بهترین حالات ممکن در ۱۶۰۰ روز

انتخاب سهام S&P500 برای خرید در زمان های سقوط در نقاط آبی رنگ بهترین حالات را دارد و برای فروش، نقاط سبز رنگ می باشد. در حالت سکون قیمتی نیز بخش قرمز است که می توان برای خرید یا فروش، ریسک نمود. سپس یک نمودار برای بهترین حالات ممکن در زمان خرید S&P500 مورد بررسی واقع شده است که تمامی فرصت های خرید در زمان رشد را

بررسی می کند و خطای آن در جایی است که بیشتری سقوط را بیت روز ۱۳۵۰ الی ۱۴۵۰ داشته است که آن ها خطای کار می باشند. خروجی این بخش نیز در شکل (۵) مشهود است.



شکل (۵)، بررسی فرصت های خرید در زمان رشد و وقوع خطا در پیش بینی در زمان سقوط بزرگ

پیش بینی دقیق و مناسب برای ایجاد سبد سهام با شاخص S&P500 با هدف ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام را می توان در شکل (۵) مشاهده کرد که این مقدار در حال حاضر بر اساس تحلیل ها حتی فراتر از مقدار پیش بینی شده خواهد بود و احتمال رشد بیشتر را نشان می دهد. نتیجه دقت رویکرد پیشنهادی بعد از اجرا برابر ۹۲٪ و نرخ خطای آن ۸٪ می باشد.

نتیجه گیری

به طور خلاصه می توان عمده ترین مطالب این تحقیق را به شرح زیر خلاصه کرد:

- برای توضیح این واقعیت که یک سهم نمی تواند به طور کامل اطلاعات بازار را منعکس کند، از یک نمودار دانش و فناوری جاسازی گراف برای استخراج روابط ضمنی بین سهام و محاسبه ارتباط آن ها استفاده شده است. با توجه به ارتباط بین سهام، سهام مربوط به سهام هدف برای ساخت ماتریس اطلاعات بازار مربوطه، مورد بررسی قرار می گیرد تا سبد سهامی جهت ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام، ایجاد گردد.
- با هدف حل مشکل خطاهای بزرگ در نزدیکی نقاط جهش در پیش بینی قیمت سهام برای ادغام فرآیندهای انتخاب و زمان بندی تعاملی در مدیریت سبد سهام، با استفاده از محدوده تغییر قیمت، ماتریس وزن در الگوریتم ازدحام ذرات بهینه، نقطه جهش را با استفاده از فاصله بین نقطه جهش و روزهای معاملاتی ایجاد می نماید و از یک مدل شوارتز استفاده می کند.
- به دلیل وجود نقاط جهش در داده های سری زمانی سهام، خطا در فرآیند آموزش بسیار زیاد است. بنابراین، از یک تابع هدف برای بخش های بازه ای مختلف برای بهبود عملکرد پیش بینی مدل استفاده می گردد. وجود خطاها در ساختار آموزشی با الگوریتم ازدحام ذرات بهینه، به دلیل انتخاب تصادفی آن ها و حجم پردازشی بالای آن ها خواهد بود که این مشکل را روش جایگزین شوارتز، تا حدی برطرف می نماید.

- ارائه یک مدل انتخاب و طراحی سبد سهام با توجه به تحرکات قیمتی و انتخاب یک شاخص سهام به عنوان مدلی برای پیش بینی که این تحقیق S&P500 را دارای بهترین نرخ سوددهی در میانگین ۴۰ روز شناسایی نمود، مورد نظر قرار می دهد.

مراجع

- [1] Markowitz, H. M. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 7, 77-91.
- [2] Sanyal, S. (2021). An Introduction to Particle Swarm Optimization (PSO) Algorithm. *Analyticsvidhya*. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/an-introduction-to-particle-swarm-optimization-algorithm/>
- [3] Yang, X. -S. (2021). *Nature-Inspired Optimization Algorithms (Second edition): Particle Swarm Optimization*. Elsevier Science Publishers B. V. <https://doi.org/10.1016/C2019-0-03762-4>
- [4] Wang, D., Tan, D., & Liu, L. (2018). Particle swarm optimization algorithm: an overview. *Soft Computing*, 22(2), 387-408.
- [5] Lim, S., Kim, M. -J., & Ahn, C. W. (2020). A Genetic Algorithm (GA) Approach to the Portfolio Design Based on Market Movements and Asset Valuations. *IEEE Access*, 8, 140234-140249.
- [6] Riesener, M., Dölle, C., Dierkes, C., & Jank, M. -H. (2020). Applying Supervised and Reinforcement Learning to Design Product Portfolios in Accordance with Corporate Goals. *Procedia CIRP*, 91, 127-133.
- [7] Pouya, A. R., Solimanpur, M., & Rezaee, M. J. (2016). Solving multi-objective portfolio optimization problem using invasive weed optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, 28, 42-57.
- [8] Levin, A. (1995). Stock selection via nonlinear multi-factor models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 8, 966-972.
- [9] Chan, M. C., Wong, C. C., Tse, W. F., Cheung, B. K. S., & Tang, G. Y. N. (2002, August). Artificial intelligence in portfolio management. In *International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning* (pp. 403-409). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [10] Venugopal, M. S., Subramanian, S., & Rao, U. S. (2004). USEFULNESS OF GENETIC ALGORITHM MODEL FOR DYNAMIC PORTFOLIO SELECTION. *Journal of Financial Management & Analysis*, 17(1), 45-53.
- [11] Fan, A., & Palaniswami, M. (2001, July). Stock selection using support vector machines. In *IJCNN'01. International Joint Conference on Neural Networks. Proceedings (Cat. No. 01CH37222) (Vol. 3, pp. 1793-1798)*. IEEE.
- [12] Casas, C. A. (2001, July). Tactical asset allocation: an artificial neural network based model. In *IJCNN'01. International Joint Conference on Neural Networks. Proceedings (Cat. No. 01CH37222) (Vol. 3, pp. 1811-1816)*. IEEE.
- [13] Chapados, N., & Bengio, Y. (2001). Cost functions and model combination for VaR-based asset allocation using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 890-906.
- [14] Mulvey, J. M., Rosenbaum, D. P., & Shetty, B. (1997). Strategic financial risk management and operations research. *European Journal of Operational Research*, 97(1), 1-16.
- [15] Lai, K. K., Yu, L., Wang, S., & Zhou, C. (2006, October). A double-stage genetic optimization algorithm for portfolio selection. In *International Conference on Neural Information Processing* (pp. 928-937). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [16] Rezaee, M. J., Jozmaleki, M., & Valipour, M. (2018). Integrating dynamic fuzzy C-means, data envelopment analysis and artificial neural network to online prediction performance of companies in stock exchange. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 489, 78-93.
- [17] Jeon, S., Hong, B., & Chang, V. (2018). Pattern graph tracking-based stock price prediction using big data. *Future Generation Computer Systems*, 80, 171-187.
- [18] Moghaddam, A. H., Moghaddam, M. H., & Esfandyari, M. (2016). Stock market index prediction using artificial neural network. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 21(41), 89-93.
- [19] Pulido, M., Melin, P., & Castillo, O. (2014). Particle swarm optimization of ensemble neural networks with fuzzy aggregation for time series prediction of the Mexican Stock Exchange. *Information Sciences*, 280, 188-204.
- [20] Kim, H., & Han, S. T. (2016). The enhanced classification for the stock index prediction. *Procedia Computer Science*, 91, 284-286.
- [21] Ramezani, R., Peymanfar, A., & Ebrahimi, S. B. (2019). An integrated framework of genetic network programming and multi-layer perceptron neural network for prediction of daily stock return: An application in Tehran stock exchange market. *Applied soft computing*, 82, 105551.
- [22] Boyacioglu, M. A., & Avci, D. (2010). An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: the case of the Istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7908-7912.

- [23] Pulido, M., Melin, P., & Castillo, O. (2014). Particle swarm optimization of ensemble neural networks with fuzzy aggregation for time series prediction of the Mexican Stock Exchange. *Information Sciences*, 280, 188-204.
- [24] Maqsood, H., Mehmood, I., Maqsood, M., Yasir, M., Afzal, S., Aadil, F., and Muhammad, K. (2020). A local and global event sentiment based efficient stock exchange forecasting using deep learning. *International Journal of Information Management*, 50, 432-451.
- [25] Asadi, S. (2019). Evolutionary fuzzification of RIPPER for regression: Case study of stock prediction. *Neurocomputing*, 331, 121-137.
- [26] Jiang, M., Liu, J., Zhang, L., & Liu, C. (2020). An improved Stacking framework for stock index prediction by leveraging tree-based ensemble models and deep learning algorithms. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 541, 122272.
- [27] F.Z. Xing, E. Cambria, R.E. Welsch. **Intelligent asset allocation via market sentiment views** *IEEE Comput. Intell. Mag.*, Volume 13, 2018, Pages 25-34.
- [28] S. Koyano, K. Ikeda, Online portfolio selection based on the posts of winners and losers in stock microblogs, in: P. Bonissone, D. Fogel (Eds.), 2017 IEEE Symp. Ser. Comput. Intell., Honolulu, 2018, Pages 1-4.
- [29] L. Malandri, F.Z. Xing, C. Orsenigo, C. Vercellis, E. Cambria. **Public mood-driven asset allocation: the importance of financial sentiment in portfolio management**. *Cognit. Comput.*, Volume 10, 2018, Pages 1167-1176.
- [30] E. Cambria, Y. Li, F.Z. Xing, S. Poria, K. Kwok, SenticNet 6: ensemble application of symbolic and subsymbolic AI for sentiment analysis, in: M. d'Aquin, S. Dietze (Eds.), Proc. 29th ACM Int. Conf. Inf. Knowl. Manag. (CIKM '20), New York, 2020, Pages 105-114.
- [31] E.F. Fama. **The behavior of stock-market prices**. *J. Bus.*, Volume 38, 1965, Pages 34-105.
- [32] A.W. Lo, A.C. MacKinlay. **Stock market prices do not follow random walks: evidence from a simple specification test**. *Rev. Financ. Stud.*, Volume 1, 1988, Pages 41-66.
- [33] J.B. De Long, A. Shleifer, L.H. Summers, R.J. Waldmann. **Noise trader risk in financial markets**. *J. Polit. Econ.*, Volume 98, 1990, Pages 703-738.
- [34] J.R. Nofsinger, Social mood and financial economics, *J. Behav. Financ.*, Volume 6, 2005, Pages 144-160.
- [35] A. Shleifer, R.W. Vishny. **The limits of arbitrage**. *J. Finance.*, Volume 52, 1997, Pages 35-55.
- [36] N. Oliveira, P. Cortez, N. Areal. **Stock market sentiment lexicon acquisition using microblogging data and statistical measures**. *Decis. Support Syst.*, Volume 85, 2016, Pages 62-73.
- [37] X. Luo, J. Zhang, W. Duan. **Social media and firm equity value**. *Inf. Syst. Res.*, Volume 24, 2013, Pages 146-163.
- [38] E. Cambria. **Affective computing and sentiment analysis**. *IEEE Intell. Syst.*, Volume 31, 2016, Pages 102-107.
- [39] J. Smilović, M. Grčar, N. Lavrač, M. Žnidaršič. **Stream-based active learning for sentiment analysis in the financial domain**. *Inf. Sci. (NY)*, Volume 285, 2014, Pages 181-203.
- [40] W. Antweiler, M.Z. Frank. **Is all that talk just noise? The information content of Internet stock message boards**. *J. Finance*, Volume 59, 2004, Pages 1259-1294.
- [41] J. Bollen, H. Mao, X. Zeng. **Twitter mood predicts the stock market**. *J. Comput. Sci.*, Volume 2, 2011, Pages 1-8.
- [42] Q. Li, T. Wang, Q. Gong, Y. Chen, Z. Lin, S.K. Song. **Media-aware quantitative trading based on public web information**. *Decis. Support Syst.*, Volume 61, 2014, Pages 93-105.
- [43] Q. Li, T. Wang, P. Li, L. Liu, Q. Gong, Y. Chen. **The effect of news and public mood on stock movements**. *Inf. Sci. (Ny)*, Volume 278, 2014, Pages 826-840.
- [44] A. Picasso, S. Merello, Y. Ma, L. Oneto, E. Cambria. **Technical analysis and sentiment embeddings for market trend prediction**. *Expert Syst. Appl.*, Volume 135, 2019, Pages 60-70.
- [45] J. Kennedy, and R. C. Eberhart, with Y. Shi. *Swarm intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [46] L. Xu. **BYY harmony learning, independent state space and generalized APT financial analyses**. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Volume 12, No. 4, 2001, Pages 822-849.
- [47] K.K. Hung, C.C. Cheung, and L. Xu. **New Sharpe-ratio-related methods for portfolio selection**. *Proceedings of Computational Intelligence for Financial Engineering, CIFER 2000*, Pages 34-37.
- [48] Julio González-Díaz, Brais González-Rodríguez, Marina Leald, and Justo Puerto. **Global optimization for bilevel portfolio design: Economic insights from the Dow Jones index**. *Omega*, Volume 102, July 2021, 102353.
- [49] Linlong Wu, Yiyong Feng, and Daniel P. Palomar. **General sparse risk parity portfolio design via successive convex optimization**. *Signal Processing*, Volume 170, May 2020, 107433.
- [50] Zijian Li, and Qiaoyu Meng. **Time and frequency connectedness and portfolio diversification between cryptocurrencies and renewable energy stock markets during COVID-19**. *The North American Journal of Economics and Finance*, Volume 59, January 2022, 101565.

- [51] Mongi Arfaoui, Walid Chkili, Aymen Ben Reje. Asymmetric and dynamic links in GCC Sukuk-stocks: Implications for portfolio management before and during the COVID-19 pandemic. Elsevier the Journal of Economic Asymmetries, Volume 25, June 2022, e00244.
- [52] Quying He, Zhenan He, Suling Duan, and Yuyanzhen Zhong. Multi-objective interval portfolio optimization modeling and solving for margin trading. Swarm and Evolutionary Computation, Volume 75, December 2022, 101141.

پی نوشت:

- ¹ Time Series
- ² Non-convex
- ³ Reinforcement Learning (RL)
- ⁴ invasive weed optimization
- ⁵ Reduced Gradient Method
- ⁶ Data Envelopment Analysis
- ⁷ Fuzzy Cognitive Map
- ⁸ Big Data
- ⁹ Dynamic Time Warping
- ¹⁰ Stepwise Regression Analysis
- ¹¹ Jaro–Winkler
- ¹² Particle Swarm Optimization (PSO)
- ¹³ Fuzzy
- ¹⁴ Ensemble Neural Networks (ENN)
- ¹⁵ Deep Learning
- ¹⁶ Linear Regression
- ¹⁷ Support Vector Regression
- ¹⁸ Root Mean Square Error (RMSE)
- ¹⁹ Mean Absolute Error (MAE)
- ²⁰ Mamdani fuzzy rule based system
- ²¹ Rule Base
- ²² Database (DB)
- ²³ repeated incremental pruning to produce error reduction
- ²⁴ discretization
- ²⁵ Genetic Algorithm (GA)
- ²⁶ Decision Tree
- ²⁷ Random Forest
- ²⁸ Extreme Random Tree (ERT)
- ²⁹ Extreme Gradient Boosting (XGBoost)
- ³⁰ Light Gradient Boosting Machine (LightGBM)
- ³¹ Bidirectional RNN
- ³² Gated Recurrent Unit (GRU)
- ³³ Logistic Regression
- ³⁴ Receiver operating characteristic
- ³⁵ Area Under Curve
- ³⁶ Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)
- ³⁷ Sukuk
- ³⁸ margin trading
- ³⁹ Dow Jones
- ⁴⁰ quadratic programming