Publisher: Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
2022, Vol. 12, No.39
PP: 103-120
DOI: https://doi.org/ 10.52547/JFMP.12.39.103
© Copyright: Author(s)

P-ISSN: 2645-4637
E-ISSN: 2645-4645

Optimal Daily Scalping Stock Trading Portfolio Based on Interval-Valued Prediction with ANN Approach

Sajjad Soleimani Sarvestani[*], Sayyed Mohammad Reza Davoodi[**], Ali kheradmand[***]

Research Paper

Abstract

TIn the present study, using the method of neural networks, the interval related to the lowest and highest daily prices is predicted and, then based on it, a daily scalping trading system is formed, including buying and selling in the forecasted amounts. To reduce the risk of the trading system and increase the number of trading positions, the optimal daily scalping trading portfolio is developed in the mean-variance framework. The sample portfolio includes five shares of the Tehran Stock Exchange in 190-day period, taking into account trading costs, shows that the average daily return is 0.0028and the Sharpe ratio is 0.6379, which is better than the Sharpe ratio of individual daily scalping trading of portfolio assets. The daily average of the total index in the research period is 0.0014and the Sharp ratio is0.0749, which shows that the trading system has a much better performance than the buy-hold strategy in equal-weighted portfolio.

Keywords: Interval-Valued Prediction Artificial; Neural Network; Mean-Variance Portfolio; Scalping Stock Trading.

Received: 2022. July. 31, Accepted: 2022. December. 13.
[*] PhD Candidate in Industrial Management, Dehaghan Branch, Islamic Azad University, Dehaghan, Iran. E-Mail: soleymanissajad@gmail.com
[**] Assistant Prof.. Department of Management ,Dehaghan Branch, Islamic Azad University, Dehaghan, Iran. (Corresponding Author). E- Mail: Smrdavoodi@ut.ac.ir
[***] Assistant Prof.. Department of Accounting, Sarvestan Branch, Islamic Azad University, Sarvestan, Iran. E-Mail: khmi_2000@yahoo.com

ناشر: دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
۱۴۰۱، دوره ۱۲، شماره ۳۹
ص‌ص. ۱۰۳- ۱۲۰
© نویسندگان
شاپای چاپی: ۴۶۳۷- ۲۶۴۵
شاپای الکترونیکی: ۴۶۴۵- ۲۶۴۵

سبد بهینه نوسان‌گیری روزانه بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار با رهیافت شبکه‌های عصبی

سجاد سلیمانی سروستانی*، سید محمدرضا داودی، علی خردمند*****

مقاله پژوهشی

چکیده

در پژوهش حاضر به کمک شبکه‌های عصبی، پیش‌بینی بازه‌ای مقدار مربوط به کمترین و بیشترین قیمت روزانه صورت می‌گیرد و سپس بر اساس آن یک سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه شامل خرید و فروش در مقادیر پیش‌بینی شده شکل می‌گیرد. برای کاستن از ریسک سیستم معاملاتی و افزایش تعداد موقعیت‌های معاملاتی، سبد بهینه نوسان‌گیری روزانه در چهارچوب میانگین–واریانس توسعه می‌یابد. سبد نمونه‌ای پژوهش شامل پنج سهم از بورس اوراق بهادار تهران در یک دوره ۱۹۰ روزه با احتساب هزینه‌های معاملاتی خرید و فروش نشان می‌دهد که میانگین بازده روزانه سبد نوسان‌گیری پژوهش ۰/۰۰۲۸ و نسبت شارپ آن ۰/۶۳۷۹ می‌باشد که از نسبت شارپ سیستم نوسان‌گیری روزانه انفرادی دارایی‌های سبد، بهتر است. میانگین روزانه سبد هم‌وزن در دوره پژوهش ۰/۰۰۱۴ و نسبت شارپ آن ۰/۰۷۴۹ می‌باشد که نشان می‌دهد که سیستم معاملاتی عملکردی به مراتب بهتر از سیستم خرید و نگهداری در سبد هم‌وزن روزانه دارد.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی بازه‌ای مقدار؛ سبد میانگین واریانس؛ شبکه عصبی؛ نوسان‌گیری.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۵/۰۹، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۹/۲۲.

* دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی (مالی)، واحد دهاقان، دانشگاه آزاد اسلامی، دهاقان، ایران.
E-Mail: soleymanissajad@gmail.com

** استادیار، گروه مدیریت، واحد دهاقان، دانشگاه آزاد اسلامی، دهاقان، ایران (نویسنده مسئول).
E-Mail: smrdavoodi@ut.ac.ir

*** استادیار، گروه حسابداری، واحد سروستان، دانشگاه آزاد اسلامی، سروستان، ایران.
E-Mail: khmi_2000@yahoo.com

۱. مقدمه

پیش‌بینی بازارهای مالی یکی از مباحث مهم و چالش برانگیز در مالی چه در حوزه نظری و چه در حوزه عملی می‌باشد و تحقیقات زیادی به توسعه مدل‌های پیش‌بینی اختصاص یافته است. مدل‌های پیش‌بینی متداول چون مدل‌های خطی رگرسیونی و مدل‌های غیر خطی شبکه‌های عصبی دارای یک خروجی عددی یا نقطه‌ای می‌باشند که نشان‌دهنده قیمت یا بازده آتی دارایی مالی می‌باشد. پیش‌بینی بازه‌ای مقدار، مفهومی در ارتباط با پیش‌بینی دو متغیر تصادفی به صورت توام می‌باشد که با هم تشکیل یک بازه می‌دهند و بنابراین همواره مقدار ابتدای بازه از انتهای بازه کمتر می‌باشد. پویایی دو متغیر وابسته به یکدیگر وابسته می‌باشد و یک مدل پیش‌بینی بازه‌ای مقدار باید بتواند این پویایی و خاصیت ترتیب را به خوبی مدل کند. به‌عنوان نمونه پیش‌بینی بازه کمترین و بیشترین قیمت روزانه سهام، نمونه‌ای از پیش‌بینی بازه‌ای مقدار می‌باشد که در پژوهش حاضر مورد بررسی قرار می‌گیرد. ایده اصلی پژوهش حاضر تشکیل یک سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار کمترین و بیشترین قیمت روزانه سهام با رهیافت شبکه‌های عصبی می‌باشد. روند کلی این سیستم معاملاتی به این صورت است که سرمایه‌گذار با پیش‌بینی کمینه و بیشینه قیمت به کمک شبکه‌های عصبی، سفارش‌گذاری خود را سازمان‌دهی می‌کند تا بتواند از نوسان‌های روزانه سود کند. برای کاستن از ریسک در چنین سیستم معاملاتی و افزایش تعداد موقعیت‌های معاملاتی، سبد نوسان‌گیری روزانه معرفی می‌شود و بهینه‌سازی ریسک آن در چهارچوب انتخاب سبد بهینه میانگین–واریانس انجام می‌گیرد.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

پیش‌بینی مناسب دارایی‌های مالی به سرمایه‌گذاران در کسب درآمد و مدیریت دارایی‌های خود کمک می‌کند. از این رو توسعه روش‌های پیش‌بینی دارایی‌های مالی یکی از حوزه‌های پرطرفدار در تحقیقات مالی می‌باشد و پیش‌بینی بازه‌ای مقدار از مباحث نسبتاً نوین در این زمینه می‌باشد [۶]. در مقابل پیش‌بینی نقطه‌ای، مبحث پیش‌بینی بازه‌ای مقدار می‌باشد. پیش‌بینی بازه‌ای مقدار شامل پیش‌بینی یک بازه می‌باشد که حدود آن را دو متغیر تصادفی مشخص می‌کند که همواره ابتدای بازه از انتهای آن کوچکتر می‌باشد و پیش‌بینی دقیق‌تر، دارای تطابق بیشتر در کران بازه می‌باشد. پیش‌بینی بازه‌ای مقدار خصوصاً برای سرمایه‌گذاران با افق زمانی کوتاه مدت از اهمیت بیشتری برخوردار است و امکان استفاده از این اطلاعات در جهت نوسان‌گیری و سفارش‌گذاری مناسب را فراهم می‌آورد[۱۰].

در پژوهش‌های صورت‌گرفته برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار، مدل‌های گوناگونی توسعه داده شده است. به‌عنوان نمونه مدل‌هایی که در سیستم خطی و با استفاده از رویکرد تصحیح خطا یا

خود رگرسیون برداری[1] به مدل‌سازی تغییرات دو کران پایین و بالا در بازه مورد بحث (در اینجا کمترین و بیشترین قیمت) می‌پردازد. در این مدل‌ها، متغیر وابسته یک بردار شامل دو کران بازده موردنظر می‌باشد. مدل خودرگرسیون برداری شبیه یک سیستم از معادلات خطی می‌باشد که هر مؤلفه بردار را به وقفه‌های زمانی آن مؤلفه و سایر مؤلفه مرتبط می‌کند. یکی از محاسن این‌گونه مدل‌ها این می‌باشد که نیازی به مانایی متغیرها نمی‌باشد. مطلب اخیر از اهمیت فراوانی برخوردار می‌باشد. زیرا آنچه قرار است پیش‌بینی شود قیمت دارایی است نه بازده و غالبا قیمت دارایی دارای روند است و تشکیل یک‌سری مانا نمی‌دهد.

نوع دیگری از مدل‌ها که در پیش‌بینی بازه‌ای مقدار استفاده می‌شود، مدل‌هایی هستند که به صورت مجزا مرکز بازه و سپس طول بازه را پیش‌بینی می‌کنند و از افزودن و کاستن طول بازه به مرکز بازه به پیش‌بینی بازه مورد بررسی می‌پردازند [۱]. علاوه بر مدل‌های مذکور، مدل‌های هوش مصنوعی نیز وجود دارند که بر خلاف مدل خطی خودرگرسیونی، یک مدل غیرخطی می‌باشند. در این زمینه انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی از شبکه‌های پرسپترون تا شبکه‌های عمیق مانند شبکه‌های حافظه کوتاه مدت–بلند مدت[2] و شبکه‌های پیچشی[3] می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. در ادامه تعدادی از پژوهش‌های صورت گرفته در حوزه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار ارائه می‌شود. داوودی و ربیعی (۲۰۲۲) یک روش ترکیبی متشکل از هموارسازی نمایی هولت و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات چند خروجی را برای پیش‌بینی پایین‌ترین و بالاترین قیمت در بازار سهام به کار بردند. نتایج بر روی داده‌های هفتگی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران از سال ۱۳۷۱ تا ۱۳۹۵ نشان می‌دهد که روش ترکیبی نسبت به روش‌های خطی، میانگین مربعات خطای کمتری تولید می‌کند. ژانگ و ژانگ[4](۲۰۲۲) از فواصل تصادفی برای توصیف ریسک بازده دارایی‌های مالی استفاده کردند و معیار ارزش در معرض ریسک شرطی بازه‌ای مقدار را معرفی و مورد پیش‌بینی قرار دادند. هوانگ و همکاران[5] (۲۰۲۱) از یک رویکرد پیش‌بینی بازه‌ای مقدار دو مرحله‌ای در بازار نفت استفاده کردند. پیش‌بینی بازه‌ای مقدار مورد استفاده بر اساس رویکرد ترکیبی بوستینگ[6] و میانگین مدل در محیط نااطمینانی توسعه یافته است. نتایج تجربی نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی از سایر روش‌های میانگین‌گیری مدل‌های رقیب دارای عملکرد بهتری دارد. ماسیل و بالینی[7](۲۰۲۱) از یک سیستم استنتاج فازی یا سیستم فازی مبتنی بر قوانین فازی برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار کمترین و بیشترین مقدار نرخ تبدیل ارز یورو به دلار استفاده کردند. نتیجه پژوهش در بازه زمانی ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۶ نشان می‌دهد

[1] Vector autoregressive
[2] LSTM: long-short term memory
[3] CNN: convolutional neural network
[4] Zhang and Zhang
[5] Huang et al.
[6] Boosting
[7] Maciel and Ballini

که سیستم فازی دارای دقت بالاتری نسبت به مدل‌های سری زمانی معمولی یعنی مدل‌های آریما[1] می‌باشد. بانسینگ و همکاران[2](۲۰۲۰) یک مدل تکرار شونده برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار ارائه دادند. در این مدل بازه‌های نمونه‌ای که برای تقریب پارامترهای مدل به کار می‌رود به تعدادی زیر بازه تقسیم می‌شود و از ترکیب تمامی زیر بازه‌های متغیرهای مستقل و وابسته، برای تقریب رگرسیون‌های معمولی استفاده می‌شود. نتیجه تست روش بر روی شاخص S&P در بازه ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۶ حاکی از دقت بالاتر مدل نسبت به مدل گارچ می‌باشد. یانگ و همکاران[3](۲۰۱۹) برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار از شبکه‌های عصبی منظم استفاده کردند.

در شبکه عصبی مورد استفاده کران‌های پایین و بالا متغیرهای مستقل به‌عنوان ورودی در جهت پیش‌بینی کران‌های بالا و پایین متغیر وابسته وارد شبکه عصبی می‌شوند. زیانگ و همکاران[4] (۲۰۱۸) به ارائه مدل ترکیبی هموارسازی نمایی و رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی بازه‌ای قیمت سهام شامل بیشترین و کمترین قیمت روزانه اقدام کردند. سیستم ترکیبی بر روی سه پایگاه داده از بورس سهام و انرژی پیاده‌سازی شده است و نتیجه نشان می‌دهد که رویکرد معرفی شده از دقت مناسبی بر روی داده‌های تست برخوردار است. ردریگز و سالبش[5] (۲۰۱۸) یک مدل آستانه‌ای برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار ارائه دادند. در این رویکرد با استفاده از رویکرد میانگین مربعات خطا، پارامتر آستانه و شیب مدل مورد محاسبه قرار می‌گیرد. مدل ارائه شده بر روی شاخص S&P در بازه ۱۹۹۷ تا ۲۰۱۰ مورد بررسی قرار گرفت که محققین نتیجه حاصل شده بر روی داده‌های تست در بازه ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۰ را رضایت بخش گزارش کرده‌اند. ژانگ و همکاران[6](۲۰۱۸) امکان پیش‌بینی یک سری شاخص قیمت سهام با مقدار بازه‌ای را در افق‌های کوتاه و بلندمدت با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان چند خروجی بررسی کردند. علاوه بر این، این مطالعه یک رویکرد مبتنی بر الگوریتم کرم شب‌تاب را پیشنهاد می‌کند که بر اساس آن پارامترهای رگرسیون بردار پشتیبان چندخروجی بهینه می‌گردد. هی و همکاران[7] (۲۰۱۷) به پیش‌بینی بازه‌ای مقدار شاخص نفت وست تگزاس برای کمترین و بیشترین قیمت اقدام کردند. برای این منظور از مدل تصحیح خطا و مدل تابع انتقال برای مدل‌سازی تغییرات قیمت‌های پایین و بالا استفاده کردند. نتیجه پژوهش بر روی داده‌های تست در بازه ۱۰ ساله نشان می‌دهد که مدل مذکور در مقابسه با فرآیند گشت تصادفی و همچنین مدل‌های آریما دارای دقت بالاتری است. لیم[8] (۲۰۱۶) یک رویکرد افزودنی ناپارامتری را برای

[1] ARIMA
[2] Baunsing et al.
[3] Yang et al.
[4] Xiong et l.
[5] Rodrigues & Salish
[6] Xiong et al.
[7] He et al.
[8] Lim

تجزیه و تحلیل مناسب داده‌های بازه‌ای با یک الگوی غیرخطی پیشنهاد داد و رویکرد پیشنهادی را با استفاده از یک مطالعه شبیه‌سازی و یک مثال داده واقعی بررسی کرد. نیتو و همکاران (۲۰۰۸) یک رویکرد جدید برای برازش یک مدل رگرسیون خطی به داده‌های بازه‌ای مقدار معرفی کردند که پیش‌بینی کران‌های پایین و بالایی بازه متغیر وابسته بر اساس نقطه میانی و دامنه انجام می‌شود. در نهایت، رویکردهای ارائه شده در این مقاله برای یک مجموعه داده واقعی اعمال شده و عملکرد آن‌ها مقایسه شده است.

مرور پیشینه تحقیقات نشان می‌دهد که پیش‌بینی بازه‌ای مقدار برای کمینه و بیشینه قیمت با مدل‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفته است اما طراحی یک سیستم معاملاتی نوسان‌گیری کوتاه مدت بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار که بتواند به صورت عملی از نتایج پیش‌بینی بهره ببرد، مورد بررسی قرار نگرفته است. به دلیل پیچیدگی و پویایی بازارهای مالی، غالباً از مدل‌های پیش‌بینی برای بررسی تغییرات کوتاه مدت دارایی‌های مالی استفاده می‌شود. سیستم معاملاتی طبیعی که با پیش‌بینی کوتاه مدت (به‌عنوان نمونه روزانه) بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار کمینه و بیشینه قیمت می‌توان تشکیل داد، سیستم نوسان‌گیری روزانه می‌باشد که در آن از تغییرات درون روزی یک دارایی برای کسب سود استفاده می‌شود. این سیستم معاملاتی دارای ریسک‌های خاص خود می‌باشد. به‌عنوان نمونه یکی از ریسک‌ها، ریسک امکان خرید می‌باشد که قیمت سفارش‌گذاری شده توسط سیستم معاملات دیده شود (قیمت به محدوده سفارش خرید برسد). پس از خرید دارایی، ریسک بعدی ریسک امکان فروش می‌باشد که نااطمینانی رسیدن قیمت به سطح سفارش فروش سرمایه‌گذار می‌باشد. همچنین ریسک نقدشوندگی (میزان حجم معامله) با توجه به تغییرات شدید قیمت دارایی در خلال روز یکی دیگر از ریسک‌ها می‌باشد که نااطمینانی خرید و فروش حتی با رسیدن سطح قیمت به قیمت مطلوب سرمایه‌گذار می‌باشد. در کنار موارد یاد شده، هزینه معاملاتی را نیز باید منظور کرد. برای کاستن از ریسک‌های یاد شده و افزایش تعداد موقعیت‌های معاملاتی، پژوهش حاضر از سبد نوسان‌گیری روزانه در چهارچوب بهینه‌سازی میانگین–واریانس استفاده خواهد کرد. رهیافت پژوهش حاضر در پیش‌بینی بازه‌ای مقدار برای استفاده در سبد نوسان‌گیری، استفاده از شبکه‌های عصبی می‌باشد. شبکه‌های عصبی سامانه‌های مدل‌سازی هستند که به صورت غیرخطی بر روی داده‌های ورودی تغییراتی را ایجاد می‌کنند و آن‌را به خروجی تبدیل می‌کنند. این سیستم‌ها از بدن انسان الهام گرفته‌اند و برای مدل‌سازی از مفاهیمی همچون نرون و توابع برانگیختگی استفاده می‌کند. یک شبکه عصبی برای کاربرد باید مورد آموزش قرار گیرد تا پارامترهای مجهول ساختاری آن مقداردهی بهینه شوند.

بر اساس آنچه بیان شد، هدف پژوهش حاضر ارائه یک سبد بهینه نوسان‌گیری روزانه بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار با رهیافت شبکه‌های عصبی می‌باشد. برای این منظور، کمترین و بیشترین قیمت روزانه برای دارایی‌های مالی به کمک مدل شبکه‌های عصبی مدل‌سازی می‌شود

و عملکرد مدل در داده‌های تاریخی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد تا بازده و ریسک موقعیت‌های معاملاتی ایجاد شده از نوسان‌گیری روزانه از دیدگاه آماری سنجیده شود. در اختیار داشتن بازده و ریسک روزانه برای تعدادی دارایی امکان استفاده از چهارچوب بهینه‌سازی سبد میانگین–واریانس را برای کاهش ریسک و رسیدن به یک سطح بازده مطلوب و افزایش تعداد موقعیت‌های معاملاتی فراهم می‌کند. هدف چهارچوب میانگین–واریانس، رسیدن به یک سطح بازده مطلوب، ضمن تحمل کمترین ریسک ممکن می‌باشد. در بخش بعد جزئیات مدل مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳. روش‌شناسی پژوهش

در این بخش در ابتدا به معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود که در ادامه برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار مورد استفاده قرار می‌گیرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی سامانه‌های پردازش اطلاعات هستند که ورودی‌های خود را به صورت غیر خطی و از طریق چند لایه پردازش به خروجی تبدیل می‌کنند. واحد اصلی پردازش در شبکه‌های عصبی نرون می‌باشد و یک نرون ورودی خود را دریافت می‌کند و در صورتی که از یک حد آستانه، بیشتر باشد یک خروجی تولید می‌کند که به لایه بعدی شبکه فرستاده می‌شود. نورون می‌تواند یک تابع ریاضی غیرخطی باشد، در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماع این نورون‌ها تشکیل می‌شود، نیز می‌تواند یک سامانه کاملاً پیچیده و غیرخطی باشد. در شبکه عصبی هر نورون به‌طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون‌های متعدد است. به عبارت دیگر، نورون‌ها در یک روند همکاری، یکدیگر را تصحیح می‌کنند. شبکه‌های عصبی دانش نهفته در داده‌ها را از طریق مدل‌سازی غیر خطی کشف می‌کنند.

شبکه عصبی برای پیش‌بینی باید به کمک داده‌های آموزشی در دسترس یا تاریخی، مورد آموزش قرار گیرد. منظور از آموزش شبکه عصبی، محاسبه بهینه اوزان شبکه می‌باشد. فرض کنیم سری‌های زمانی $\{Y_t^L\}_{t=1}^N$ و $\{Y_t^U\}_{t=1}^N$ به ترتیب نشان‌دهنده کمینه و بیشینه قیمت در بازه زمانی به طول N باشد. در صورتی که برای متغیر اول از وقفه‌های یک تا p و برای متغیر دوم از وقفه‌های یک تا q استفاده شود، در این صورت $p+q$ فیچر یا ویژگی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. برای مشخص‌سازی وقفه بهینه می‌توان از آماره‌هایی مانند آکائیک استفاده کرد. در این صورت مجموعه داده‌های آموزشی عبارت است از:

$$D=\{Y_{t-1}^L, Y_{t-2}^L, \ldots, Y_{t-p}^L, Y_{t-1}^U + \ldots, Y_{t-q}^U\}_{t=\max\{p,q\}+1}^N \quad \text{رابطه(۱)}$$

به کمک داده‌های آموزشی، شبکه عصبی در جهت پیش‌بینی کمینه و بیشینه قیمت مورد آموزش قرار می‌گیرد. فرض کنیم برای زمان t، کمترین و بیشترین قیمت روزانه به کمک داده‌های قبل از این زمان و به کمک شبکه عصبی مورد پیش‌بینی قرار گرفته است که این دو مقدار به ترتیب با $\widehat{Y}_t^L$ و $\widehat{Y}_t^U$ نشان داده می‌شود. با توجه به اینکه در بورس اوراق بهادار تهران در یک روز معاملاتی محدوده قیمت دارای تغییرات ۰/۰۵ نسبت به قیمت بسته شدن روز قبل از خود می‌باشد، دو حالت پیش می‌آید. اول اینکه هر دوی $\widehat{Y}_t^L$ و $\widehat{Y}_t^U$ در محدوده موردنظر باشند که در این صورت این دو مقدار نیاز به اصلاح ندارند. در حالت دوم یکی یا هر دو مقدار پیش‌بینی شده از محدوده مورد نظر تجاوز کنند. در صورتی که بازه قیمتی مجاز در روز t با P_t^L و P_t^U نشان داده شود، از روابط (۲) برای اصلاح محدوده پیش‌بینی استفاده می‌شود.

رابطه(۲)

$$\hat{Y}_t^U = \begin{cases} \hat{Y}_t^U & p_t^L \le \hat{Y}_t^U \le p_t^U \\ 0.99P_t^u & \hat{Y}_t^U > P_t^U \end{cases} \qquad \hat{Y}_t^L = \begin{cases} \hat{Y}_t^L & P_t^L \le \hat{Y}_t^L \le p_t^U \\ 1.01P_t^u & \hat{Y}_t^L < P_t^L \end{cases}$$

با در اختیار داشتن مقادیر پیش‌بینی شده برای کمترین و بیشترین قیمت، فرآیند سفارش‌گذاری قیمت صورت می‌گیرد. درخواست خرید دارایی با قیمت $\widehat{Y}_t^L$ در شروع معاملات ثبت می‌شود. در صورتی که در داده‌های درون روزی قیمت به $\widehat{Y}_t^L$ برسد و عملیات خرید صورت گیرد، بلافاصله سفارش فروش در قیمت $\widehat{Y}_t^U$ ثبت می‌شود و چناچه قیمت به $\widehat{Y}_t^U$ برسد، موقعیت معاملاتی بسته می‌شود و می‌توان سود یا ضرر حاصل از نوسان‌گیری را مورد محاسبه قرار داد. بدیهی است که چنانچه قیمت به محدوده خرید نرسد، میزان بازده برابر صفر خواهد بود. حال چنان چه خرید صورت گیرد و فرآیند فروش تا زمان مشخصی صورت نگیرد (این زمان یک پارامتر است که توسط طراح سیستم معاملاتی مشخص می‌شود)، در اولین معامله بعد از این زمان مشخص، سهم فروخته می‌شود. زمانی که برای پژوهش حاضر مورد استفاده قرار گرفته است، ساعت ده و نیم می‌باشد. این زمان به صورت تجربی توسط محقق انتخاب گردیده است. دلیل انتخاب این زمان نوسان بیشتر دارایی قبل از این زمان می‌باشد در حالی که غالباً بعد از این زمان حرکت قیمتی سهام دارای روند کم نوسان و قابل پیش‌بینی‌تری می‌گردد.

آنچه بیان شد، سازو کار سیستم نوسان‌گیری روزانه برای یک دارایی می‌باشد. پژوهش حاضر برای کاستن از ریسک سیستم معاملاتی به جای یک تک دارایی از یک سبد سهام استفاده می‌کند. اوزان سبد سهام بر اساس چهارچوب بهینه سازی مارکویتز یعنی میانگین–واریانس بهینه می‌شود. در سبد میانگین–واریانس وزن پورتفوی با بردار $w = (w_1, w_2, \ldots, w_n)$ نشان داده

می‌شود که $\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$. در صورتی که بازده مورد انتظار دارایی‌ها به ترتیب برابر $\mu_1, \mu_2, ..., \mu_n$ باشد، بازده سبد که با μ_p نشان داده می‌شود برابر است با:

$$\mu_p = w_1\mu_1 + w_2\mu_2 + ... + w_n\mu_n \qquad \text{رابطه(۳)}$$

همچنین ریسک پورتفوی عبارت است از $\sigma_p^2 = w^t C w$ که C ماتریس کواریانس بازده دارایی‌ها است. در نهایت مدل میانگین–واریانس برای بهینه سازی سبد سهام به صورت رابطه (۴) می‌باشد.

$$\begin{aligned} &\min \ \sigma_p^2 = w^t C w \\ &w_1\mu_1 + w_2\mu_2 + ... + w_n\mu_n \geq \mu_0 \\ &\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_1, w_2, ..., w_n \geq 0 \end{aligned} \qquad \text{رابطه(۴)}$$

که μ_0 حداقل بازده مورد انتظار سرمایه‌گذار می‌باشد. همانطور که بیان شد، سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه طراحی‌شده، می‌تواند برای یک تک دارایی مورد استفاده قرار گیرد. به‌کارگیری این سیستم برای یک تک دارایی بر روی داده‌های تاریخی، مجموعه‌ای از بازده‌های روزانه را تشکیل می‌دهد. به‌عبارتی هر دارایی به تنهایی یک سری زمانی از بازده‌های روزانه، حاصل از سیستم معاملات نوسان‌گیری معرفی شده در پژوهش را تولید می‌کند. در نهایت با بهینه سازی مدل (۴)، اوزان بهینه سبد نوسان‌گیری روزانه محاسبه می‌شود. در بخش بعد جزئیات عملی پیاده‌سازی مدل بهینه سبد سهام نوسان‌گیری تشریح می‌گردد.

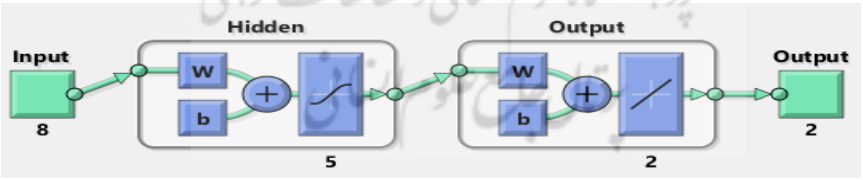
٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

در این بخش، نحوه تشکیل سبد سهام بهینه میانگین–واریانس نوسان‌گیری روزانه بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار، ضمن یک مثال نمونه‌ای مورد بررسی و عملکرد آن مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. سبد نمونه‌ای پژوهش متشکل از پنج دارایی می‌باشد که نام سهام و شماره آن‌ها در جدول (۱) ارائه شده است. دارایی‌های مذکور از ۵ صنعت مختلف می‌باشد و بر اساس سابقه تجربی محقق در نوسان‌گیری روزانه انتخاب گردیده است.

جدول۱. دارایی‌های مورد استفاده در سبد نوسان‌گیری پژوهش

شماره	دارایی
۱	سرمایه‌گذاری ایران خودرو(خگستر)
۲	پالایش نفت اصفهان(شپنا)
۳	ملی صنایع مس ایران(فملی)
۴	دارو زهراوی(دزهراوی)
۵	بانک اقتصاد نوین(ونوین)

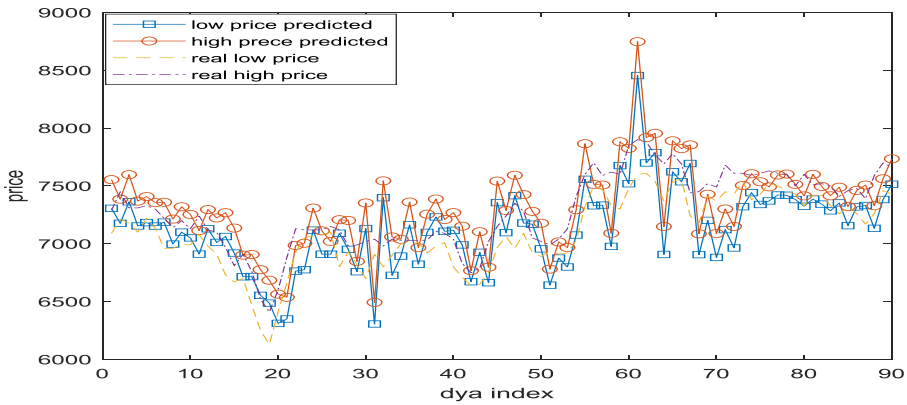
مدل پژوهش برای پیاده سازی و بررسی عملکرد، احتیاج به داده‌های درون روزی (لیست کامل معاملات روزانه) دارد. این نوع داده از راه‌های متداول قابل دسترسی نمی‌باشد. برای این منظور به کمک کتابخانه ریکویست[1] در زبان برنامه‌نویسی پایتون اقدام به استخراج داده‌های لحظه‌ای از وب سایت Tsetmc.ir گردید. تعداد داده‌هایی که بر این اساس استخراج گردید برابر ۱۹۰ داده از تاریخ ۱۴۰۰/۵/۴ تا تاریخ ۱۴۰۱/۳/۱ می‌باشد که تمام تعداد داده‌ای می‌باشد که بدین طریق امکان استخراج آن وجود دارد. در ابتدا داده‌های کمینه قیمت و بیشینه قیمت با تاخیر ۱۰۰ روزه به صورت گردایه‌ای از داده‌های آموزشی نرمال شده در آمدند. بدین صورت که با استفاده از داده‌های ۱ تا ۱۰۰، اولین شبکه عصبی تقریب زده می‌شود و از آن برای برآورد بردار وابسته (کمینه و بیشینه قیمت) در روز ۱۰۱ استفاده می‌شود. سپس به کم داده‌های ۲ تا ۱۰۱ به‌عنوان داده‌های آموزشی، دومین شبکه عصبی آموزش می‌بیند و سپس به کمک آن قیمت کمینه و بیشینه برای روز ۱۰۲ پیش‌بینی می‌شود و با توجه به اینکه هر رگرسیون از ۱۰۰ داده ماقبل به‌عنوان داده‌های آموزشی استفاده می‌کند و تعداد کل داده‌ها ۱۹۰ داده می‌باشد، ۹۰ داده پایانی به‌عنوان داده‌های آزمون برای اجرای سیستم معاملاتی انتخاب گردید. برای انتخاب وقفه بهینه از کمینه آماره‌های آکائیک، حنان کویین و شوارتز[2] استفاده گردید و برای آموزش شبکه عصبی از نرم‌افزار متلب استفاده گردید. به‌عنوان نمونه برای دارایی دوم وقفه بهینه برابر ۴ می‌باشد. بنابراین ورودی شبکه عصبی ۴ وقفه کمینه و ۴ وقفه بیشینه قیمت و در مجموع ۸ ویژگی می‌باشد. مدل شبکه عصبی مورد استفاده در پژوهش حاضر دارای یک لایه پنهان با ۵ نورون می‌باشد و لایه آخر نیز دارای دو خروجی می‌باشد که اولی پیش‌بینی کمینه قیمت و دومی پیش‌بینی بیشینه قیمت برای روز آتی می‌باشد که نمای آن در شکل(۱) ارائه شده است.



شکل۱. شبکه عصبی مورد استفاده برای دارایی دوم

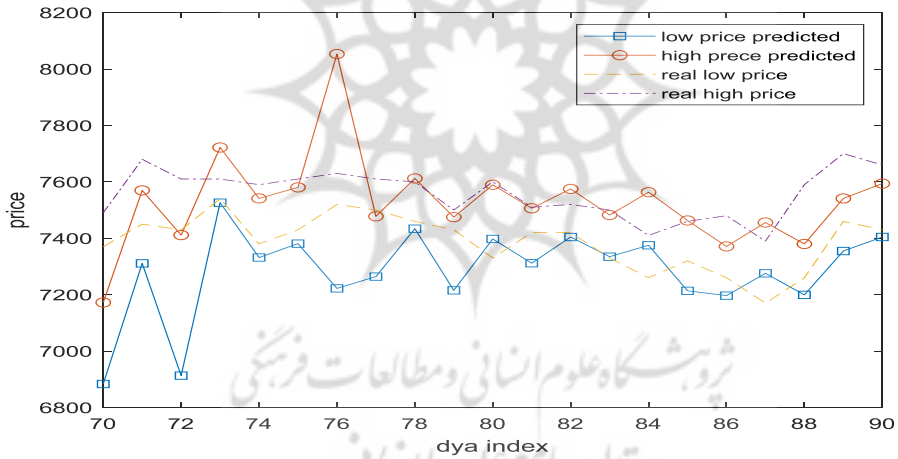
[1] Request
[2] AIC, HQ, SC

بر اساس داده‌های آموزشی، شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی کمینه و بیشینه قیمت مورد آموزش قرار گرفتند. با تکرار تقریب مدل به صورت بسته‌های ۱۰۰ تایی، پیش‌بینی کمینه و بیشینه قیمت روزانه بر روی۹۰ روز پایانی به‌عنوان داده‌های آزمون، حاصل گردید. به‌عنوان نمونه، نمودار داده‌های پیش‌بینی و واقعی برای کمینه و بیشینه قیمت برای دارایی شماره سه در نمودار(۲) ارائه شده است.



نمودار۲. پیش‌بینی بازه‌ای مقدار در مقابل بازه واقعی برای دارایی سوم

برای وضوح بیشتر، ۲۰ داده اخر نمودار (۲) در نمودار (۳) نشان داده شده است.



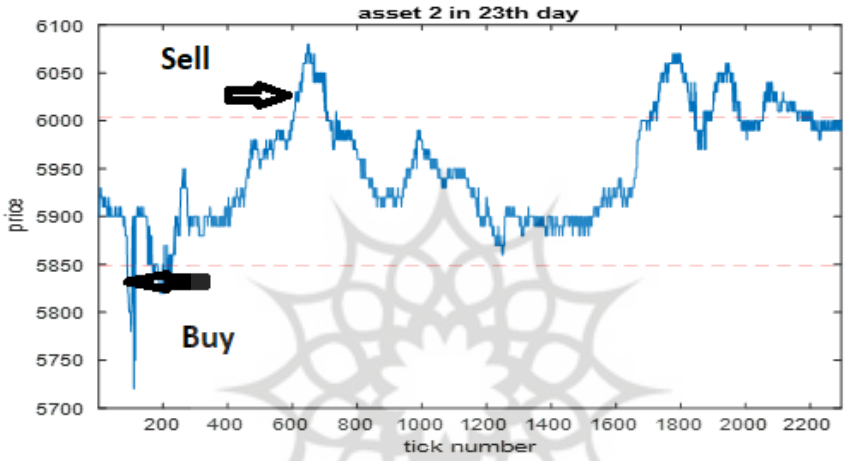
نمودار۳. کمینه و بیشینه قیمت پیش‌بینی شده در مقابل داده‌های واقعی

مجموع میانگین مربعات خطای پیش‌بینی صورت گرفته برای کمینه و بیشینه قیمت در جدول (۲) ارائه شده است.

جدول۲. خطای پیش‌بینی در معیار میانگین مربعات خطا

دارایی	مجموع میانگین مربعات خطای پیش‌بینی برای کمینه و بیشینه قیمت
سرمایه‌گذاری ایران خودرو(خگستر)	۲۱/۱۱۷۰
پالایش نفت اصفهان(شپنا)	۴۱/۲۵۳۵
ملی صنایع مس ایران(فملی)	۳۸/۳۶۸۶
دارو زهراوی(دزهراوی)	۱۵/۷۵۵۰
بانک اقتصاد نوین(ونوین)	۴۲/۶۰۴۱

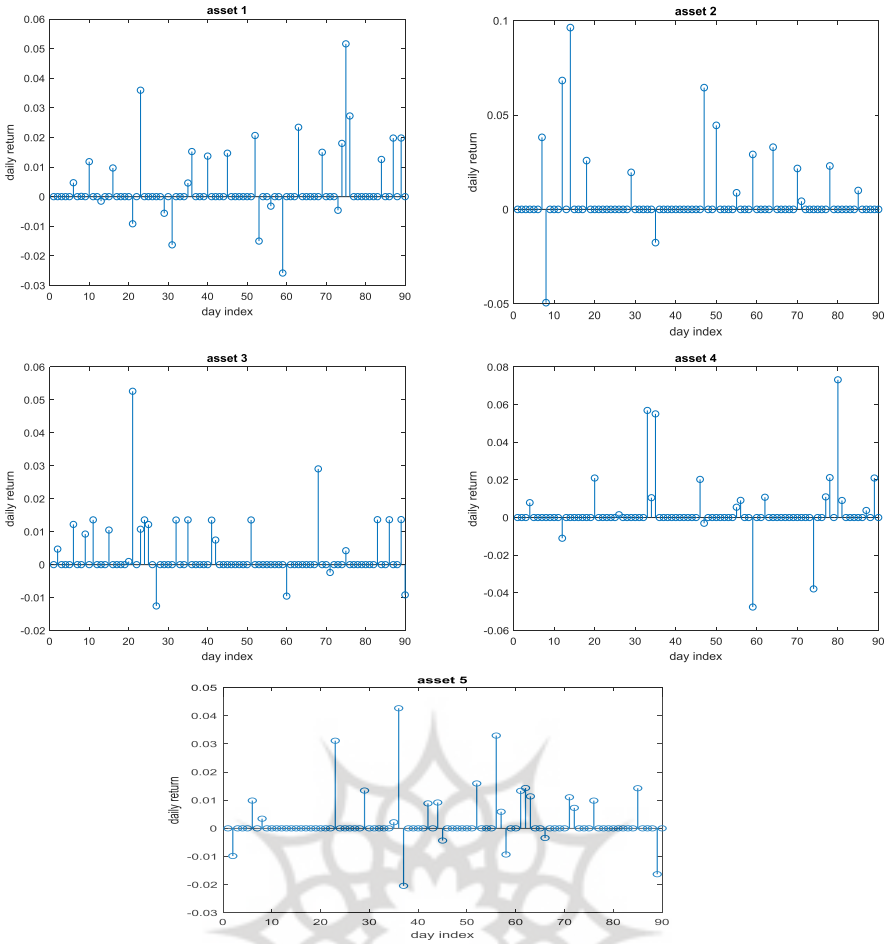
با پیش‌بینی‌های صورت گرفته، برای هر دارایی به صورت انفرادی امکان پیاده‌سازی سیستم نوسان‌گیری روزانه ارائه شده در بخش مدل پژوهش وجود دارد. به‌عنوان نمونه در روز۲۳ام از داده‌های تست برای دارایی دوم موقعیت معاملاتی نمودار (۴) در داده‌های لحظه‌ای روزانه شناسایی گردید.



نمودار۴. نمونه‌ای از شناسایی موقعیت نوسان گیری بر اساس رویکرد پژوهش

بازده حاصل شده بر روی داده‌های تست برای هر پنج دارایی در نمودار (۵) ارائه شده است. توجه شود که هزینه معاملاتی در مجموع خرید وفروش برابر ۰/۰۱۵ در بازده‌های ارائه شده منظور گردیده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



نمودار۵. بازده‌های روزانه حاصل شده از پیاده سازی سیستم نوسان‌گیری روزانه پژوهش

عملکرد سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه برای هر سهم به صورت مجزا در معیارهای میانگین بازده روزانه، ریسک بر پایه انحراف معیار و نسبت شارپ (بازده تعدیل‌شده با ریسک) در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول۳. عملکرد سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه به صورت انفرادی

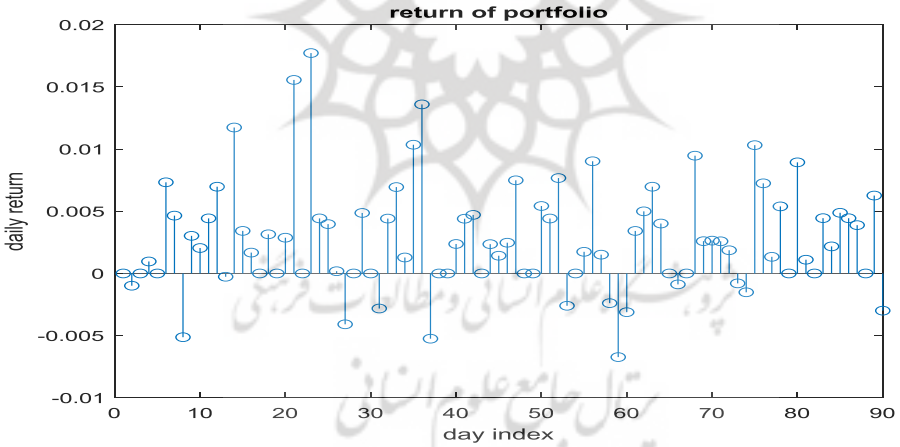
شماره دارایی / معیار عملکرد	۱	۲	۳	۴	۵
میانگین بازده روزانه	۰/۰۰۲۶۴	۰/۰۰۴۶۶۷	۰/۰۰۲۶۹۷	۰/۰۰۲۶۴۸	۰/۰۰۲۱۴۸
انحراف معیار	۰/۰۰۹۹۲۴	۰/۰۱۷۲۵۸	۰/۰۰۷۹۸۱	۰/۰۱۳۹	۰/۰۰۸۲۷۲
نسبت شارپ	۰/۲۶۶۰۰۸	۰/۲۷۰۴۳۴	۰/۳۳۷۹۳۲	۰/۱۹۰۴۸۲	۰/۲۵۹۷۰۱

به‌عنوان نمونه دارایی اول در این سیستم معاملاتی متوسط بازده‌ای روزانه‌ای برابر ۰/۰۰۲۶۴ تولید می‌کند که برای رسیدن به آن باید متجمل ریسکی (انحراف معیار) برابر۰/۰۰۹۹۲۴ گردید. نسبت شارپ یکی از معیارهای سودآوری می‌باشد که از تقسیم بازده بر ریسک به‌دست می‌آید و نشان می‌دهد که به ازای یک واحد ریسک بیشتر، چه میزان بازده اضافه حاصل می‌گردد. برای سیستم معاملاتی اخیر این مقدار برابر ۰/۲۶۶۰۰۸می‌باشد. همانطور که در مدل پژوهش بیان گردید، برای کاستن از ریسک و پایداری سود و افزایش تعداد موقعیت‌های معاملاتی، از چهارچوب میانگین–واریانس برای بهینه‌سازی سبد نوسان‌گیری روزانه استفاده می‌شود تا سهم هر دارایی از سبد نوسان‌گیری بهینه مشخص شود. برای بهینه سازی مدل میانگین–واریانس، بازده دارایی‌ها برابر سطر اول جدول (۳) و ماتریس ضریب همبستگی نیز محاسبه گردید. سپس اوزان بهینه حاصل از بهینه‌سازی مدل (۴) توسط روش fmincon در متلب محاسبه گردید. در مدل (۴) فقط به کمینه‌سازی ریسک پرداخته شد و محدودیت حداقلی برای بازده در نظر گرفته نشد. نتیجه بهینه سازی، اوزان بهینه ارائه شده در جدول (۴) می‌باشد.

جدول۴. اوزان بهینه سبد نوسان گیری

شماره دارایی	۱	۲	۳	۴	۵
وزن بهینه	۰/۱۷۳۱۴۶	۰/۱۲۱۹۱۵	۰/۳۲۵۹۶۴	۰/۱۲۲۱۰۹	۰/۲۵۶۸۶۶

بازده حاصل‌شده توسط سبد بهینه بر روی داده‌های تست در نمودار (۶) ارائه شده است. توجه شود که هزینه معاملاتی در بازده‌های ارائه شده منظور گردیده است و این مقدار از بازده حاصل شده، کسر گردیده است.



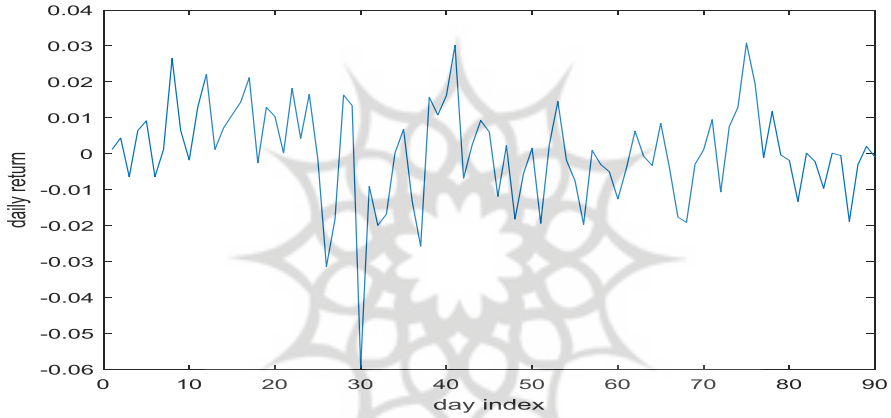
نمودار۶. بازده‌های روزانه حاصل شده از سبد بهینه نوسان‌گیری روزانه پژوهش

عملکرد سبد بهینه نوسان‌گیری در معیارهای میانگین بازده روزانه، ریسک بر پایه انحراف معیار و نسبت شارپ در جدول (۵) ارائه شده است.

جدول۵. عملکرد سبد بهینه نوسان‌گیری پژوهش

مقدار	معیار
۰/۰۰۲۸	میانگین بازده روزانه
۰/۰۰۴۴	انحراف معیار
۰/۶۳۷۹	نسبت شارپ

سبد بهینه، متوسط بازده روزانه‌ای برابر ۰/۰۰۲۸ تولید می‌کند که برای رسیدن به آن باید متجمل ریسکی (انحراف معیار) برابر ۰/۰۰۴۴ گردید. نسبت شارپ سبد بهینه نیز برابر ۰/۶۳۷۹ می‌باشد. نسبت شارپ حاصل شده از سبد نوسان‌گیری نسبت به نسبت‌های شارپ سیستم‌های انفرادی ارائه شده در جدول (۲)، بهبود حداقل دو برابری را نشان می‌دهد و همچنین بیان‌کننده این واقعیت است که چهارچوب میانگین-واریانس موجب کاهش ریسک سیستم معاملاتی در ضمن حفظ بازده‌ای متناسب با آن شده است. در پایان برای مقایسه سودآوری سبد پژوهش با سیستم خرید و نگهداری روزانه (انتخاب یک روز به صورت تصادفی و خرید و فروش)، بازده‌های روزانه شاخص کل در بازه همزمان با داده‌های آزمون پژوهش، مطابق نمودار (۷) استخراج گردید.



نمودار۷. بازده روزانه شاخص کل در دوره همزمان با داده‌های آزمون

عملکرد شاخص کل در معیارهای میانگین، ریسک بر پایه انحراف معیار و نسبت شارپ (بازده تعدیل شده با ریسک) در جدول (۶) ارائه شده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول۶ : عملکرد روزانه شاخص

مقدار	معیار
۰/۰۰۰۱۰	میانگین بازده روزانه
۰/۰۱۲۱	انحراف معیار
۰/۰۸۳۵	نسبت شارپ

همچنین عملکرد سبد هم‌وزن خرید و فروش روزانه پنج دارای پژوهش در جدول (۷) ارائه شده است.

جدول۷ : عملکرد روزانه سبد هم‌وزن

مقدار	معیار
۰/۰۰۱۴	میانگین بازده روزانه
۰/۰۱۸۷	انحراف معیار
۰/۰۷۴۹	نسبت شارپ

همانطور که از مقایسه جدول (۵) با جدول‌های (۶) و (۷) دیده می‌شود، سبد بهینه نوسان‌گیری پژوهش و همچنین سیستم‌های نوسان‌گیری انفرادی جدول (۳)، در معیارهای میانگین بازده روزانه و نسبت شارپ، بهبود چشمگیری را نسبت به شاخص کل (سیستم خرید و نگهداری) و سبد هم‌وزن روزانه نشان می‌دهد.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با ایده اصلی استفاده از پیش‌بینی بازه‌ای مقدار کمینه و بیشینه قیمت در جهت تشکیل یک سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه شکل گرفت و سپس آن را به یک سبد بهینه میانگین–واریانس نوسان‌گیری روزانه توسیع داد. ابزاری که برای پیش‌بینی بازه‌ای مقدار در پژوهش حاضر مورد استفاده قرار گرفت، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. مدل پژوهش بر روی یک سبد با ۵ دارایی مورد بررسی قرار گرفت و عملکرد سیستم معاملاتی پژوهش بر روی تک تک دارایی در معیارهای میانگین بازده روزانه، ریسک و نسبت شارپ مورد محاسبه قرار گرفت. سپس در جهت کاستن از ریسک سیستم نوسان‌گیری معرفی شده، سبد بهینه میانگین–واریانس نوسان‌گیری معرفی و بهینه گردید و معیارهای عملکرد آن مورد محاسبه قرار گرفت. بر اساس نتایج حاصل شده بر روی سبد نمونه‌ای پژوهش، سبد بهینه در مقایسه با عملکرد سیستم معاملاتی نوسان‌گیری با دارایی‌های انفرادی دارای نسبت شارپ بهتر (حداقل دو برابر) می‌باشد که نشان از مدیریت ریسک و ریسک به اندازه در سبد بهینه دارد. نسبت شارپ بالاتر استفاده از این سیستم معاملاتی را برای سرمایه‌گذاران ریسک گریز (که تمایل به ریسک به اندازه دارند) پیشنهاد می‌دهد. به‌علاوه مقایسه عملکرد مدل پژوهش با سیستم خرید و نگهداری (کسب یک

بازده تصادفی از بازار) حاکی از بهبود همه جانبه و بسیار چشمگیر در میانگین بازده، ریسک و نسبت شارپ می‌باشد.

٦. پیشنهادات و محدودیت‌های پژوهش

محدودیت اصلی تحقیق، فرض نقدشوندگی به مفهوم انجام معامله با رسیدن سطح قیمت روزانه به قیمت‌های سفارش‌گذاری شده برای خرید و فروش سهام می‌باشد. در حالت کلی، چنین فرضی می‌تواند در بورس اوراق بهادار تهران به‌عنوان یک بازار کم عمق، درست نباشد. از این رو نیاز است تا نقدشوندگی سهام به‌عنوان یک عامل مهم در تحقق عملی سیستم معاملاتی نوسان‌گیری روزانه پژوهش مدنظر قرار گیرد.

با توجه به عملکرد حاصل‌شده از سبد نوسان‌گیری روزانه ی پژوهش به سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز علاقمند به استراتژی نوسان‌گیری روزانه پیشنهاد می‌شود تا رویکرد سبد بهینه معرفی‌شده در پژوهش حاضر را پس از بررسی و ارزیابی دقیق سودآوری و ریسک بر روی مجموعه سهام موردنظر خود مورد استفاده قرار دهند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

1. Buansing, T., Golan. A., & Ullah,A. (2020), An information-theoretic approach for forecasting interval-valued SP500 daily returns. *International Journal of Forecasting*. 12(1), 1-14.
2. Davoodi, S., Rabiei, M. (2022). Interval Forecasting of Stock Price Changes using the Hybrid of Holt's Exponential Smoothing and Multi-Output Support Vector Regression. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 7(2), 405-421.
3. He, A. W., Kwok, J. T., & Wan, A. T. (2017). An empirical model of daily highs and lows of West Texas Intermediate crude oil prices. *Energy Economics*, 32(6), 1499–1506.
4. Huang, B., Sun, Y., & Wang, S. (2021). A new two-stage approach with boosting and model averaging for interval-valued crude oil prices forecasting in uncertainty environments. *Frontiers in Energy Research*, 402.
5. Lim, C. (2016). Interval-valued data regression using nonparametric additive models. *Journal of the Korean Statistical Society*, *45*(3), 358-370.
6. Maciel, L., & Ballini, R. (2021). Functional fuzzy rule-based modeling for interval-valued data: An empirical application for exchange rates forecasting. *Computational Economics*, *57(2)*, *743-771*.
7. Neto, E. D. A. L., & De Carvalho, F. D. A. (2008). Centre and range method for fitting a linear regression model to symbolic interval data. *Computational Statistics & Data Analysis*, *52*(3), 1500-1515.
8. Rodrigues, P. M., & Salish, N. (2018). Modeling and forecasting interval time series with threshold models. *Advances in Data Analysis and Classification*, 9(1), 41–57.
9. Xiong, T., Bao, Y., & Hu, Z. (2014). Multiple-output support vector regression with a firefly algorithm for interval-valued stock price index forecasting. *Knowledge-Based Systems*, *55*, 87-100.
10. Xiong .T., Chongguang, L., & Yukun, B. (2018). Interval-valued time series forecasting using a novel hybrid HoltI and MSVR model, *In Economic Modelling*, 60, 11-23.
11. Yang, Z ., Lin, D., & Zhang, A. (2019). Interval-valued Data Prediction via Regularized Artificial Neural Network. *Neurocomputing*, 71(14),4102–4032.
12. Zhang, J., & Zhang, K. (2022). Portfolio selection models based on interval-valued conditional value at risk (ICVaR) and empirical analysis. *arXiv preprint arXiv*:2201.02987.

استناد

سلیمانی سروستانی، سجاد؛ داودی، سید محمدرضا و خردمند، علی (۱۴۰۱). سبد بهینه نوسان‌گیری روزانه بر پایه پیش‌بینی بازه‌ای مقدار با رهیافت شبکه‌های عصبی. *چشم‌انداز مدیریت مالی*، ۱۲(۳۹)، ۱۰۳-۱۲۰.

Citation

Soleimani Sarvestani, Sajjad; Davoodi, Sayyed Mohammad Reza & kheradmand, Ali (2022). Optimal Daily Scalping Stock Trading Portfolio Based on Interval-Valued Prediction with ANN Approach. *Journal of Financial Management Perspective*, 12(39), 103 - 120. (*in Persian*)