



Modeling Portfolio Optimization based on behavioral Preferences and Investor's Memory

Vahideh Mousavi Kakhki *

*Corresponding Author, M.Sc. Student, Department of Financial Management, Damavand Branch, Islamic Azad University, Damavand, Iran. E-mail: v.mousavi@irfintech.com

Sanaz Khatabi

Assistant Prof., Department of Financial Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. E-mail: sanaz_khatabi@yahoo.com

Abstract

Objective

The optimization of asset portfolios, taking into account market advancements, has emerged as a pivotal subject in financial economics. Constructing asset portfolios is acknowledged as a critical decision for investors. Consequently, researchers focus on identifying factors that influence the selection of portfolios with high returns and controlled risk. Portfolio optimization, a cornerstone of financial economics, has gained prominence in the face of ever-evolving market dynamics. Investors' decision-making plays a pivotal role in portfolio construction, prompting researchers to explore factors that influence the selection of portfolios with high returns and controlled risk. Numerous models have addressed the optimization problem of stock portfolio management, each tailored to specific conditions and constraints. This research focuses on developing a multi-objective optimization model that incorporates investor memory and behavioral preferences. The literature on portfolio optimization is vast and diverse, encompassing various approaches and methodologies. Traditional optimization models, such as Markowitz's Mean-Variance model, aim to maximize expected returns while minimizing risk. However, these models often fail to capture the complexities of real-world investment decisions, which are often influenced by behavioral factors. Investor memory refers to the tendency of investors to base their current investment decisions on past experiences. This can lead to biases and suboptimal outcomes. Behavioral preferences, on the other hand, encompass a range of psychological factors that influence investor behavior, such as risk aversion, overconfidence, and herding.

Methods

We perceive stock portfolio optimization as a multi-objective challenge, considering two primary criteria. The first criterion involves investor memory, which encompasses utilizing historical price data and market trends to anticipate future performance. The second criterion pertains to behavioral preferences, which involves integrating investor risk aversion, overconfidence, and herding behavior into the model. We employ a Genetic

Algorithm (GA) to optimize portfolios under both criteria. GA is a robust optimization technique that can effectively handle complex problems with multiple constraints. The study population comprises companies listed on the Tehran Stock Exchange for the year 2021.

Results

The achieved results suggest that investor memory serves as a more suitable criterion for optimal portfolio construction compared to behavioral preferences because investor memory incorporates market data and trends, providing a more objective basis for decision-making. Additionally, incorporating market return alongside investor memory data yielded superior results than using behavioral preferences with market return. This indicates that the combination of investor memory and market data can lead to more efficient and profitable portfolios. Pairwise comparisons of portfolios created using investor memory and behavioral preference criteria revealed that investor memory consistently outperformed behavioral preferences across different risk levels. This finding highlights the importance of considering investor memory when constructing optimal stock portfolios.

Conclusion

This study contributes to the literature on portfolio optimization by demonstrating the effectiveness of incorporating investor memory and behavioral preferences into the decision-making process. The findings suggest that investor memory is a more suitable criterion for portfolio optimization than behavioral preferences. Moreover, the combination of investor memory and market return data can lead to more efficient and profitable portfolios. The findings of this study have important implications for investors and portfolio managers. Investors should consider incorporating investor memory into their decision-making process when constructing stock portfolios. Additionally, portfolio managers can use the proposed multi-objective optimization model to create more efficient and profitable portfolios for their clients. This study provides a foundation for future research on portfolio optimization. Future studies can explore other factors that influence investor behavior, such as social media sentiment and news sentiment. Additionally, researchers can investigate the application of other optimization techniques, such as machine learning algorithms, to portfolio optimization.

Keywords: Stock portfolio optimization model, Behavioral preferences, Investor memory, Genetic algorithm, Tehran stock exchange.

Citation: Mousavi Kakhki, Vahideh & Khatabi, Sanaz (2024). Modeling Portfolio Optimization based on behavioral Preferences and Investor's Memory. *Financial Research Journal*, 26(1), 130-158. <https://doi.org/10.22059/FRJ.2023.354113.1007438> (in Persian)



ارائه الگوی بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار

وحیده موسوی کاخکی*

* نویسنده مسئول، دانشجوی ارشد، گروه مدیریت مالی، واحد دماوند، دانشگاه آزاد اسلامی، دماوند، تهران، ایران. رایانامه: v.mousavi@irfintech.com

سازان خطابی

استادیار، گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: sanaz_khatabi@yahoo.com

چکیده

هدف: با توجه به پیشرفت بازارهای مالی، مقوله بهینه‌سازی سبد دارایی به یکی از موضوعات مهم مطرح شده در اقتصاد مالی تبدیل شده است؛ به گونه‌ای که تشکیل سبد دارایی به عنوان یک تصمیم‌گیری حساس برای سرمایه‌گذاران شناخته می‌شود و از این رو، شناسایی عوامل مؤثر بر انتخاب سبد دارایی با نرخ بازده بالا و ریسک کنترل شده، از موضوعاتی است که توجه محققان را به خود جلب کرده است. تاکنون الگوهای بسیاری برای حل مسئله مدیریت سبد سهام و بهینه‌سازی پرتفوی ارائه شده که هر یک با توجه به وضعیت و محدودیت‌هایی طراحی شده است. بهینه‌سازی عبارت است از به حداقل رسانی (حداکثرسانی) یک تابع هدف، متشکل از چندین متغیر تصمیم که محدودیت‌های عملکردی را برآورده کند. از طرفی سرمایه‌گذاری، فرایندی در وضعیت عدم اطمینان است. از آنجایی که سرمایه‌گذاری یک تصمیم فردی است و هر انسانی بر اساس روحیه و ویژگی‌های فردی خود آن را اتخاذ می‌کند، معیارهای مختلفی دارد. با توجه به رفتار غیرخطی سرمایه‌گذاران، هدف اصلی پژوهش حاضر، ارائه الگوی بهینه‌سازی سبد سهام، بر اساس ترجیح رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار است؛ به گونه‌ای که پرتفوی حاصل، ضمن بیشینه نمودن بازده، ریسک سرمایه‌گذاری را کمتر کند.

روش: معتقدیم مسئله بهینه‌سازی سبد سهام، یک مسئله چندهدفه است. جامعه مطالعاتی پژوهش حاضر، شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. دوره زمانی پژوهش، سال ۱۴۰۰ در نظر گرفته شد. در پژوهش حاضر، از الگوریتم فراابتکاری ژنتیک جهت بهینه‌سازی سبد سهام استفاده شد؛ زیرا الگوریتم ژنتیک از جمله تئوری‌های بهینه‌سازی است که می‌تواند با در نظر گرفتن سطوح متفاوت ریسک، مسئله بهینه‌سازی سبد سهام را با موفقیت حل کند. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم نام برده، به بهینه‌سازی سبد سهام تحت دو معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار پرداخته شد و پس از آن، به منظور انتخاب مؤثرترین معیار در بهینه‌سازی سبد سهام، مدل‌های یادشده دوجه دو مقایسه شدند. در انتها، ضریب تأثیر هر یک از روش‌های استفاده شده در پژوهش، روی جواب نهایی بررسی شد.

یافته‌ها: نتایج مقایسه الگوی بهینه‌سازی تحت دو معیار حافظه سرمایه‌گذار و ترجیحات رفتاری، نشان‌دهنده آن است که حافظه سرمایه‌گذار در مقایسه با ترجیحات رفتاری، معیار مناسب‌تری برای بهینه‌سازی سبد سهام است. در اجرای مدل با بازدهی بازار برای دو معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار، نتایج به دست آمده گویای مناسب بودن حافظه سرمایه‌گذار با بازده بازار در بهینه‌سازی سبد سهام است.

نتیجه‌گیری: هدف اصلی در مدیریت سبد سهام، کمک به سرمایه‌گذار در چیدمان سبد بهینه با توجه به ترجیحات، علایق وی، تجربه‌های گذشته سرمایه‌گذاری و محیط تصمیم است؛ از این رو سرمایه‌گذار همواره به دنبال تشکیل سبدهایی است تا مطلوبیت وی را افزایش دهد. با توجه به نتایج به دست آمده در این پژوهش، می‌توان گفت سبدهایی که با استفاده از اطلاعات حافظه سرمایه‌گذار و متغیر

بازده بازار ایجاد شده‌اند، در مقایسه با ترجیحات رفتاری و متغیر بازده بازار، از کارایی بیشتری برخوردارند. در مقایسه دویه‌دو سبدهای ایجاد شده با معیار حافظه سرمایه‌گذار و ترجیحات رفتاری، معیار حافظه سرمایه‌گذار نیز معیار مناسب‌تری برای بهینه‌سازی سبد سهام شناخته شد.

کلیدواژه‌ها: الگوی بهینه‌سازی سبد سهام، ترجیحات رفتاری، حافظه سرمایه‌گذار، الگوریتم ژنتیک، بورس اوراق بهادار تهران.

استناد: موسوی کاخکی، وحیده و خطابی، ساناز (۱۴۰۳). ارائه الگوی بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار. *تحقیقات مالی*، ۲۶(۱)، ۱۳۱-۱۵۸.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۰۸

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۰۳/۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۱۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۱/۲۵

doi: <https://doi.org/10.22059/FRJ.2023.354113.1007438>

تحقیقات مالی، ۱۴۰۳، دوره ۲۶، شماره ۱، صص. ۱۳۱-۱۵۸

ناشر: دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

نوع مقاله: علمی پژوهشی

© نویسندگان

مقدمه

سرمایه‌گذاری به‌عنوان یک تصمیم مالی، همواره دارای دو جزء ریسک و بازده بوده است که تبادل این دو، ترکیب‌های مختلفی از سرمایه‌گذاری را ارائه می‌دهد. سرمایه‌گذاران از یک سو به دنبال بیشینه کردن درآمد خود از سرمایه‌گذاری هستند و از سوی دیگر، با شرایط نااطمینانی حاکم بر بازارهای مالی مواجهند که کسب عواید سرمایه‌گذاری را نامطمئن می‌سازد. به‌عبارت دیگر، تمامی تصمیم‌های سرمایه‌گذاری بر اساس روابط میان ریسک و بازده صورت می‌پذیرد (خادمی گراشی و قاضی‌زاده، ۱۳۸۶).

سبد سهام مجموعه‌ای از سهام است که هر سهم موجود در آن، بازدهی و ریسک مشخصی دارد. در بازارهای سرمایه، روش‌ها و تکنیک‌های گوناگونی برای انتخاب سهام و چیدمان سبد سرمایه‌گذاری استفاده می‌شود. بهینه‌سازی سبد سهام با تکنیک‌های گوناگون از آن جهت حائز اهمیت است که با به‌کارگیری ابزارها و روش‌های متنوع و هوشمند جدید در بازار سرمایه، بازدهی سرمایه‌گذار افزایش می‌یابد و کسب عایدی بیشتر برای سرمایه‌گذار، تخصیص بهینه‌تر منابع را موجب خواهد شد.

مقوله بهینه‌سازی سبد دارایی با توجه به پیشرفت بازارهای مالی، به یکی از موضوعات مهم مطرح در اقتصاد مالی تبدیل شده است؛ به‌گونه‌ای که تشکیل سبد دارایی به‌عنوان یک تصمیم‌گیری حساس برای سرمایه‌گذاران شناخته می‌شود و از این رو، شناسایی عوامل مؤثر بر انتخاب سبد دارایی با نرخ بازده بالا و ریسک کنترل شده، از موضوعاتی است که توجه محققان را به خود جلب کرده است.

در سبد سهام کارایی ارائه شده مارکوویتز، دو معیار ریسک و بازده به‌عنوان دو عنصر اصلی و مؤثر شناخته شده است؛ اما در دنیای واقعی، وجود شوک‌های ناگهانی بازار سرمایه و سقوط قیمت‌ها، وجود نوسان‌های ناگهانی، رفتارهای هیجانی سرمایه‌گذاران و تخصیص نادرست منابع مالی، مهم‌ترین و اصلی‌ترین مشکل روز است و شناسایی پارامترها و معیارهایی که بتواند توصیف درستی از شرایط دارایی‌های مالی در بازار سرمایه داشته باشد، بر این مشکل می‌افزاید. معمولاً سرمایه‌گذاران انتظار دارند که شاخص‌ها و معیارها و محدودیت‌های خود را در انتخاب سبد سهام در نظر بگیرند. در نظر گرفتن همه این عوامل در انتخاب بهینه سبد سرمایه‌گذاری، نیازمند است به استفاده از مدل و روشی جامع و فراگیر تا سرمایه‌گذاران را از پیش‌بینی مناسب آینده و انتخاب صحیح سبد سهام مطمئن سازد (هریس و مازیباز، ۲۰۲۲).

رفتار سهام در بازار، همانند بسیاری از پدیده‌های طبیعی، رفتار غیرخطی است. مدل‌های خطی قادر نیستند که رفتار غیرخطی صحیح را تشخیص دهند و فقط می‌توانند بخش خطی رفتار را به‌خوبی تشخیص دهند؛ بنابراین ضرورت و شناخت الگوها و مدل‌های غیرخطی برای شناسایی رفتار سهام، در پیش‌بینی رفتار آتی سهام و اتخاذ تصمیم مناسب، تأثیر دوچندان دارد. از این رو با توجه به نااطمینانی‌ای که در بورس اوراق بهادار حاکم است و نیز در نظر داشتن تمایلات و ترجیحات مختلف سرمایه‌گذاران، یافتن روشی برای برگزیدن یک مجموعه مناسب از اوراق بهادار که از طریق آن بتوان بر عدم‌اطمینان‌ها و ترجیحات مختلف افراد غلبه کرد، لازم به نظر می‌رسد. با توجه به بازده موفق الگوریتم ژنتیک در

مسائل بهینه‌سازی، هدف پژوهش حاضر، ارائه الگوی بهینه‌سازی سبد سهام تحت معیارهای ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار بر اساس الگوریتم ژنتیک است تا با ارائه مدلی کاربردی در بهینه‌سازی سبد سهام، ایده مدیریت فعال سبد سهام را عملیاتی کند. در زمینه الگوریتم ژنتیک، تحقیقاتی صورت گرفته و بهینه‌سازی سهام بر اساس آن نیز انجام شده است؛ اما هیچ‌یک از پژوهش‌های پیشین داخلی و خارجی، کارایی سبدهای بهینه شده با الگوریتم فراابتکاری ژنتیک را از منظر مدل میانگین - واریانس مارکویتز، تحت دو معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار مقایسه نکرده است؛ از این رو مقایسه سبدهای بهینه شده، از حیث دو معیار نام برده که اغلب سرمایه‌گذاران را به چالش وامی‌دارد، از جنبه‌های نوع‌آوری مقاله محسوب می‌شود.

پیشینه نظری پژوهش

طی سال‌های اخیر تلاش‌های گسترده‌ای در راستای هدایت سرمایه‌گذاران به نحوه سرمایه‌گذاری بهینه صورت گرفته و مدل‌های متعددی عرضه شده است. از زمانی که مارکویتز مدل خود را ارائه کرد، این مدل تغییر و پیشرفت فراوانی در شیوه نگرش افراد به سرمایه‌گذاری و سبد سهام ایجاد کرد و به‌عنوان ابزاری مؤثر برای بهینه‌سازی سبد سهام به کار گرفته شد (رضازاده، پاک مرام، بحری ثالث و عبدی، ۱۳۹۹).

اگرچه کمینه‌کردن ریسک و بیشینه‌کردن بازده سرمایه‌گذاری ساده به نظر می‌رسد، در عمل روش‌های فراوانی برای ایجاد پرتفوی بهینه به کار گرفته می‌شود؛ مارکویتز نظریه پرتفولیو مدرن را به‌عنوان یک روش کلاسیک در قالب فرمول ریاضی بیان کرد (مارکویتز^۱، ۱۹۵۲). الگوی میانگین - واریانس مدل‌سازی شده توسط وی، میانگین بازده مورد انتظار را نشان می‌دهد و واریانس بیان‌کننده خطرپذیری پرتفوی است. پس از الگوی مارکویتز، محققان زیادی به توسعه و اصلاح این الگو اقدام کردند. حتی خود مارکویتز بعدها بیان کرد که «تحلیل‌های مبتنی بر نیم واریانس، نسبت به تحلیل‌های مبتنی بر واریانس، سبدهای سهام بهتری ایجاد می‌کنند». مارکویتز به سرمایه‌گذاران توصیه کرد که ریسک و بازده را هم‌زمان در نظر بگیرند و میزان تخصیص سرمایه بین فرصت‌های سرمایه‌گذاری مختلف را بر اساس ترجیح بین این دو انتخاب کنند (استویانف، لوه و فابوزی^۲، ۲۰۱۷).

به نظر می‌رسد تئوری پرتفوی مارکویتز، فقط راه‌حلی برای تخصیص سرمایه بیان می‌کند. در بازارهای سرمایه که انواع سرمایه مختلف باکیفیت بسیار خوب تا بسیار بد وجود دارد، سرمایه‌گذار با ازدحام اطلاعاتی مواجه است که انتخاب را برای او دشوار می‌کند. مدل مارکویتز با بهره‌گیری از مدل‌های برنامه‌ریزی ریاضی حل می‌شود؛ ولی زمانی که محدودیت‌های مقادیر وزنی سهام و غیره به آن افزوده می‌شود، فضای کاوش آن بسیار بزرگ و ناپیوسته می‌شود که در عمل استفاده از مدل‌های ریاضی را غیرممکن می‌سازد، از این‌رو الگوریتم‌های ژنتیک، شبکه‌های عصبی، الگوریتم مورچگان و... جایگاه ویژه‌ای پیدا می‌کنند.

الگوریتم ژنتیک یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است که می‌تواند با در نظر گرفتن سطوح متفاوت ریسک، مسئله

1. Markowitz

2. Stoyanov & Loh & Fabozzi

بهینه‌سازی سبد سهام را با موفقیت به انجام رساند. با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک می‌توان در مدت زمان کوتاهی سبد بهینه ایجاد کرد که این موضوع باعث می‌شود که در بازار سرمایه تحول ایجاد شده و به کارایی بازار سرمایه منجر شود. از جمله تئوری‌های بهینه‌سازی سبد سهام، تئوری چشم‌انداز^۱ است که برای حل نقص‌ها و کاستی‌های نظریه مطلوبیت انتظاری^۲ که انتخاب‌های عملی افراد است، ایجاد شد. تئوری چشم‌انداز سه ویژگی متمایز دارد: اول، فرض می‌شود که مقدار (ارزش) یک برآیند برای یک فرد، از تغییرات ثروت فرد نسبت به سطح مرجع به‌جای سطح نهایی ثروت او نشأت می‌گیرد. دوم، تابع ارزش S شکل است؛ یعنی از نظر سود مقعر است (منعکس‌کننده رفتار ریسک‌گریزی) و از نظر زیان محدب است (منعکس‌کننده رفتار ریسک‌پذیری) و مقدار شیب آن برای زیان بیشتر از سود است. سوم، ارزش برآیندهای مختلف با استفاده از توابع S شکل معکوس احتمالات تجمعی مقادیر مطلق سود و زیان رتبه‌بندی شده وزن می‌شود؛ در نتیجه، تئوری چشم‌انداز توصیف بهتری از الگوهای پیچیده رفتاری ارائه می‌کند که در محیط‌های آزمایشی مشاهده شده‌اند و تابع مطلوبیت تئوری چشم‌انداز را با در نظر گرفتن تأثیرهای حافظه سرمایه‌گذار بر گزینه‌های سرمایه‌گذاری وی گسترش خواهد داد (هریس و مازیاز، ۲۰۲۲).

استاتمن^۳ (۲۰۱۴) یک نظریه پورتفولیوی رفتاری را بر اساس نظریه امنیت - پتانسیل / ایدئال^۴ لوپس^۵ (۱۹۸۷) و نظریه چشم‌انداز کانمن و تورسکی^۶ (۱۹۷۹) توسعه داد. نظریه امنیت - پتانسیل / ایدئال، مانند تئوری چشم‌انداز تجمعی، از یک تابع وزن‌دهی احتمال تجمعی به‌منظور تبدیل احتمالات بازده استفاده می‌کند. تابع وزنی ترکیبی خطی از یک تابع محدب و یک تابع مقعر است؛ بنابراین تمایل فرد به امنیت، یعنی ترس و پتانسیل، یعنی امید را نشان می‌دهد. نظریه امنیت - پتانسیل / ایدئال علاوه بر این، یک محدودیت احتمالی مرتبط با سطح «ایدئال» سود را تحمیل می‌کند. بولرسلیو، گیسیون و ژو^۷ (۲۰۱۱) یک مدل انتخاب را در زمان پیوسته بر اساس سه حالت روانی - منطقی امید، ترس و ایدئال ارائه دادند و مسئله انتخاب پورتفولیوی مربوطه را تحلیل کردند. آن‌ها نشان دادند که ترس و تقعر تابع مطلوبیت، به رفتار ریسک‌گریزی و امید و آرزو به رفتار ریسک‌پذیری منجر می‌شود. نسبت امید - ترس، تمایل سرمایه‌گذار به امنیت و پتانسیل را با هم مدنظر قرار می‌دهد و آرزوی سرمایه‌گذار را نه به‌عنوان یک محدودیت احتمالی، بلکه به‌عنوان سطح بازده آستانه‌ای در نظر می‌گیرد.

الگوریتم‌های متفاوتی در امر بهینه‌سازی استفاده شده است. تیموری آشتیانی، حمیدیان و جعفری (۱۴۰۱) سعی بر آن داشتند تا با استفاده از الگوریتم فراابتکاری GWO^۸ و پانل پویا، مدل بهینه‌ای برای انتخاب سهام مبتنی بر استراتژی‌های معاملاتی مومنتوم، معکوس و هیبریدی ارائه دهند. هدف آن بود تا دریابند که استراتژی‌ها در بلندمدت عملکرد خوبی دارند یا خیر. الگوریتم گرگ خاکستری یک الگوریتم متاهیورستیک است که از ساختار سلسه‌مراتبی و رفتار

1. Cumulative Prospect Theory (CPT)
2. Expected Utility Theory (EUT)
3. Statman
4. Security-Potential/Aspiration theory (SP/A)
5. Lopes
6. Kahneman, Tversky
7. Bollerslev & Gibson & Zhou
8. Grey Wolf Optimizer

اجتماعی گرگ‌های خاکستری هنگام شکار کردن الهام گرفته شده است. بر اساس نتایج، رویکرد الگوریتم گرگ خاکستری در مقایسه با روش پنل پویا، دقت بیشتری دارد و استراتژی‌های ترکیبی نسبت به استراتژی‌های مونتوم ساده، بازده اضافه بیشتری را در بازده بلندمدت نصیب سرمایه‌گذاران می‌کند.

بهینه‌سازی سبد سهام

بهینه‌سازی شاخه‌ای از ریاضیات کاربردی است که اهمیت آن هم به خاطر تنوع گسترده توابع و هم به خاطر توانایی الگوریتم‌های کارآمد آن است. از نظر ریاضی، بهینه‌سازی عبارت است از: به حداقل‌رسانی (حداکثررسانی) یک تابع هدف متشکل از چندین متغیر تصمیم که محدودیت‌های عملکردی را برآورده کند. یک مدل متعارف بهینه‌سازی، به تخصیص دارایی‌های کمیاب از بین آلترناتیوهای ممکن می‌پردازد تا تابع هدف برای مثال، سود کل را بهینه کند. متغیرهای تصمیم، تابع هدف و محدودیت‌ها، سه بخش بنیادی هر مسئله بهینه‌سازی است.

مسائل بهینه‌سازی اشکال مختلف دارند. خطی، غیرخطی، با اعداد صحیح و... این مسائل در علوم مختلف از جمله برنامه‌ریزی و کنترل تولید و موجودی‌ها و مسائل مالی دارای کاربردهای بسیاری هستند. یکی از کاربردهای مهم این مدل‌ها در علوم مالی، مدل بهینه‌سازی پرتفوی است. موضوعی که در بهینه‌سازی پرتفوی اهمیت دارد، این است که چگونه بازده و ریسک، به‌عنوان ورودی مدل، در مسئله مورد بررسی ما تعریف می‌شوند.

مسائل متعدد بهینه‌سازی به دو دسته زیر تقسیم می‌شود:

الف) مسائل بهینه‌سازی بدون محدودیت: در این مسائل هدف، به حداکثررساندن یا به حداقل‌رساندن تابع هدف، بدون اعمال هر گونه محدودیتی روی متغیرهای طراحی است.

ب) مسائل بهینه‌سازی دارای محدودیت: اغلب در مسائل کاربردی، بهینه‌سازی با محدودیت‌هایی صورت می‌گیرد؛ محدودیت‌هایی که در زمینه عملکرد و رفتار یک سیستم وجود دارد، محدودیت‌های رفتاری و محدودیت‌هایی که در هندسه و فیزیک مسئله وجود دارد، محدودیت‌های هندسی یا جانبی هستند.

معادلات بیانگر محدودیت‌ها هستند؛ از این رو ممکن است به‌صورت مساوی یا نامساوی نشان داده شوند که در هر مورد، روش بهینه‌سازی می‌تواند متفاوت باشد. محدودیت‌ها، ناحیه قابل قبول در طراحی را مشخص می‌کنند.

مدل‌سازی

در این بخش، با ارائه یک مدل پیشنهادی مبتنی بر منطق فازی و حل آن با الگوریتم ژنتیک، سبد سهامی انتخاب می‌شود که ریسک کم و بازده بالایی داشته باشد. مدل پیشنهادی در رابطه ۱، توسعه‌یافته مدل مارکوویتز است.

$$\max \lambda \left(\sum_{i=1}^N w_i \mu_i \right) - (1 - \lambda) \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \text{cov}(\mu_i, \mu_j) \right) \quad (\text{مدل ۱})$$

$$\text{where } w_i = \frac{x_i c_i z_i}{\sum_{j=1}^n x_j c_j z_j}$$

St:

$$\sum_{i=1}^n c_i = M \leq N \quad N \in \mathbb{N}, \forall i = 1, \dots, N, z_i \in \{0, 1\} \quad (\text{محدودیت ۱})$$

$$\sum_{i=1}^n x_i c_i z_i \leq B \quad (\text{محدودیت ۲})$$

$$0 \leq B_{L_i} \leq x_i c_i \leq B_{H_i} \leq B \quad (\text{محدودیت ۳})$$

N تعداد سهم‌های در دسترس؛ M اندازه سبد؛ λ یک پارامتر وزن‌دهی است که میزان ارزش‌دهی سرمایه‌گذار به بازده سبد را مشخص می‌کند. بدیهی است که $(1 - \lambda)$ میزان ارزش‌دهی سرمایه‌گذار به واریانس سبد را مشخص می‌کند؛ μ_i بازده سهم i ام؛ $i = 1, \dots, N$ ؛ $cov(\mu_i, \mu_j)$ کواریانس بین بازده سهم i ام و بازده سهم j ام؛ x_i سهم i ام در سبد؛ c_i قیمت سهم i ام؛ w_i نسبت سهم i ام در سبد (نسبت بودجه اختصاص یافته به سهم i از کل بودجه در دسترس)؛ z_i متغیر صفر و یکی که بودن یا نبودن سهم i ام در سبد را نشان می‌دهد؛ B کل بودجه در دسترس؛ B_{L_i} حداقل بودجه قابل سرمایه‌گذاری روی سهم i ام و B_{H_i} حداکثر بودجه قابل سرمایه‌گذاری روی سهم i ام. هدف مدل، بیشینه‌کردن بازده سبد $\sum_{i=1}^N w_i \mu_i$ و همچنین کمینه‌کردن واریانس آن $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j cov(\mu_i, \mu_j)$ است (باید توجه شود که انحراف معیار بازده (جزر واریانس) را به‌عنوان ریسک سبد در نظر می‌گیرند).

این دو هدف، به‌وسیله پارامتر وزن‌دهی λ با یکدیگر ترکیب شده و در قالب یک هدف به‌صورت

$$\max \left(\lambda \left(\sum_{i=1}^N w_i \mu_i \right) - (1 - \lambda) \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j cov(\mu_i, \mu_j) \right) \right) \text{ درآمده‌اند.}$$

محدودیت ۱، اندازه سبد (تعداد سهم‌های درون سبد) را مشخص می‌کند.

محدودیت ۲، کل بودجه در دسترس را مدنظر قرار می‌دهد. بدیهی است که حداکثر مقدار $\sum_{j=1}^n x_j c_j z_j$ بایستی با بودجه سرمایه‌گذار برابر باشد.

محدودیت ۳، روی سرمایه قابل تخصیص به هر سهم از مجموعه سهم‌های در دسترس، حد بالا و حد پایین می‌گذارد. در صورت نبودن چنین محدودیتی ممکن است سرمایه اختصاص یافته به یک سهم، درصد بزرگی از بودجه در دسترس باشد که مطلوب نیست.

الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک که یکی از انواع الگوریتم‌های فراابتکاری است، در حقیقت روش جست‌وجوی کامپیوتری بر پایه

الگوریتم‌های بهینه‌سازی و بر اساس ساختار ژن‌ها و کروموزوم‌هاست. الگوریتم‌های ژنتیک یک روش کاوش کارا در فضاهای بسیار وسیع و بزرگ است که در نهایت جهت یک پاسخ بهینه را مشخص می‌کند که ممکن است نتوان در طول زندگی افراد به آن جواب بهینه دست پیدا کرد. الگوریتم‌های ژنتیک تفاوت زیادی با روش‌های بهینه‌سازی قدیمی دارند. در این الگوریتم باید فضای طراحی به فضای ژنتیک تبدیل شود. بنابراین الگوریتم‌های ژنتیک با یک‌سری متغیرهای کد شده کار می‌کنند. نکته جالب دیگر این است که اصول الگوریتم ژنتیک بر پردازش تصادفی یا به تعبیر صحیح‌تر، پردازش تصادفی هدایت شده استوار است. بنابراین عملگرهای تصادفی، فضای جست‌وجو را به صورت تطبیقی بررسی می‌کنند. برای پیاده‌سازی، الگوریتم ژنتیک کار خود را با مجموعه‌ای از کروموزوم‌های کدگذاری شده که به آن‌ها جمعیت اولیه می‌گویند، آغاز می‌شود و بر اساس تابع شایستگی، میزان مناسب بودن (شایستگی) هر کروموزوم را برحسب یک عدد بیان می‌کند (مجموعه‌ای از کروموزوم‌ها در واقع مجموعه‌ای از جواب‌های مسئله است). سپس به صورت تصادفی از بین کروموزوم‌های موجود، والدین انتخاب می‌شوند و با توجه به ویژگی‌های والدین و به کمک عملگرهای مختلف الگوریتم ژنتیک مانند ادغام، جهش و سایر عملگرها، تغییراتی در ژن‌های موجود در کروموزوم‌های والدین ایجاد می‌شود تا فرزندان تولید شده و به مرحله بعد منتقل شوند (به هر یک از مراحل الگوریتم ژنتیک، نسل گفته می‌شود). اصول کار الگوریتم ژنتیک بر این منوال قرار می‌گیرد که کروموزوم‌های هر نسل، شایستگی بیشتری نسبت به نسل قبلی داشته باشند. این عمل هزاران یا شاید میلیون‌ها بار تکرار می‌شود تا یکی از شرایط توقف الگوریتم حاصل شود و بدین ترتیب، الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی سراسری هم‌گرا می‌شود. در نهایت جواب‌های به دست آمده باید رمزگشایی شوند تا مقادیر واقعی آن‌ها نشان داده شود (دمیرچی لو، مرادخانی و آقبلاغ، ۱۳۹۰).

کارکرد الگوریتم ژنتیک برای انتخاب پرتفوی

یک الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب یک مجموعه منتخب به تعداد موردنظر از بین مجموعه دارایی‌های بالقوه ارائه می‌شود. همان گونه که می‌دانیم، سرمایه‌گذار با طیف وسیعی از ابزارهای سرمایه‌گذاری روبه‌رو است و انتخاب ابزارهای متناسب با ریسک و بازده موردنظر سرمایه‌گذار بسیار مشکل است. با توجه به ابعاد بزرگ مسئله و پیچیدگی آن و همچنین، نظر به کارایی الگوریتم ژنتیک در حل این گونه مسائل، این روش، برای انتخاب مجموعه دارایی در نظر گرفته شد. هدف از الگوریتم ژنتیک ارائه شده، انتخاب مجموعه‌ای از دارایی‌هاست که علاوه بر داشتن بیشترین بازده و کمترین ریسک، ضریب هم‌بستگی بین دارایی‌های موجود در این مجموعه نیز کمترین مقدار باشد (دمیرچی لو و همکاران، ۱۳۹۰).

ترجیحات رفتاری و احساسات سرمایه‌گذار

معمولاً در اقتصاد و به‌ویژه در سرمایه‌گذاری، فرض را بر این می‌گذارند که سرمایه‌گذاران منطقی عمل می‌کنند. سرمایه‌گذاران منطقی، اطمینان را به عدم اطمینان ترجیح می‌دهند و طبیعی است که در این حالت می‌توان گفت

سرمایه‌گذاران علاقه‌ای به ریسک ندارند، به بیان دقیق‌تر سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز^۱ هستند (روشن‌گرزاده و رمضان احمدی، ۱۳۹۳). یک سرمایه‌گذار ریسک‌گریز، کسی است که انتظار دارد در ازای پذیرش ریسک، بازده مناسبی دریافت کند. باید اذعان کرد که در این صورت، پذیرفتن ریسک، حتی اگر میزان ریسک خیلی زیاد باشد، کاری غیرمنطقی نیست؛ زیرا در این حالت انتظار بازده بالایی نیز وجود دارد. در حقیقت، سرمایه‌گذاران به‌طور منطقی نمی‌توانند انتظار کسب بازده بالا بدون قبول ریسک بالا را داشته باشند. از سوی دیگر تحقیقات انجام شده حاکی از آن است که افراد در تصمیم‌گیری‌های خویش تحت شرایط ریسک، به‌هیچ‌عنوان به‌صورت منطقی و عقلایی عمل نمی‌کنند (مدرس و محمدی استخری، ۱۳۸۷).

رفتار مالی، به‌عنوان نوعی نظریه مطرح است که موضوعات و مسائل مالی را با کمک نظریه‌های روان‌شناسی شناختی تشریح می‌کند. این نظریه جدا از آنکه پیش‌بینی‌های نظریه‌های مدرن مالی نظیر بازارهای کارا را زیر سؤال می‌برد، در سطح خرد نیز به نظریه‌های پیشینه‌سازی مورد انتظار و انتظارات عقلایی و منطقی تردید دارد. تئوری‌های رفتار مالی در سطح خرد و کلان تأثیرگذارند:

۱. رفتار مالی خرد (BFMI)^۲: رفتار یا سوگیری‌های سرمایه‌گذاران را بررسی می‌کند و آن‌ها را از عاملان اقتصادی

منطقی که در تئوری اقتصاد کلاسیک شناختیم، تشخیص می‌دهد.

۲. رفتار مالی کلان (BFMA)^۳: شناخت و تبیین ناهنجاری‌هایی در نظریه بازارهای کارا که الگوهای رفتاری، ممکن است قادر به تشریح آن باشند (بدری و اسکینی، ۱۳۹۱).

تورش‌های رفتاری که افراد به آن مبتلا هستند نیز کم نیست، سوگیری‌هایی از قبیل بیش‌نمایی^۴، اطمینان بیش از اندازه^۵، محافظه‌کاری، آشناگرایی^۶، رویدادگرایی^۷، خطای هاله‌ای^۸، فرا اعتمادی، سازگارگرایی، توان‌پنداری، دیرپذیری، باورگرایی، زبان‌گریزی و... به رفتارهای متناقض در یک فرد منجر می‌شود.

شاخص احساسات بازار سرمایه

اخیراً نیز موضوع احساسات بازار سرمایه، به مرکز توجه بسیاری از تحقیقات مرتبط با قیمت‌گذاری دارایی‌ها بدل شده است. تحقیقات نشان داده است که تغییر در احساسات سرمایه‌گذار ممکن است باعث ایجاد تغییرهایی در قیمت دارایی‌ها شود. احساسات بازار به نگرش کلی سرمایه‌گذاران نسبت به اوراق خاص یا بازارهای مالی برمی‌گردد. به‌طور کلی افزایش قیمت‌ها احساسات بازار صعودی و کاهش قیمت‌ها احساسات نزولی بازار را نشان می‌دهد. احساسات بازار که احساسات سرمایه‌گذار نیز نامیده می‌شود، همیشه بر مبنای عوامل بنیادی نیست. انواع مختلفی از شاخص‌های احساسات مانند رفتار

1. Risk averse investor

2. Behavioral finance micro

3. Behavioral finance macro

4. Endowment Bias

5. Over Confidence

6. Availability Bias

7. Hindsight Bias

8. Halo Effect

و باورهای سرمایه‌گذار وجود دارد. پرلس^۱ (۱۹۹۸) معیاری از رفتار بازار نسبت به ریسک را در زمینه بازارهای ارز توسعه داد، معیاری که او به‌عنوان اشتهای بازار (RAI)^۲ برای ریسک توصیفش می‌کند. او عنوان می‌کند که در کوتاه‌مدت، در بازار ارزهای خارجی، اشتهای متغیر بازار برای ریسک، نیروی غالب و در مواقعی مؤثرترین عامل در بازدهی ارزی است. باندوپادیا و جونز^۳ (۲۰۰۵) نشان دادند که اندازه‌گیری اشتهای ریسک ایجاد شده توسط پرلس (۱۹۹۸) برای بازار ارز، می‌تواند با موفقیت برای اندازه‌گیری احساسات سرمایه‌گذار در بازار سهام با استفاده از داده‌های در دسترس عموم سازگار شود. آن‌ها با استفاده از روشی که پرساد جهت محاسبه اشتهای ریسک ارز به کاربرد، شاخص تمایل به بازار سهام (EMSI)^۴ برای گروهی از شرکت‌ها در شاخص بازار سهام تهیه و تعیین کردند. مزیت مدل توسعه‌یافته در مطالعه پرلس (۱۹۹۸) و EMSI ساخته شده توسط باندوپادیا و جونز (۲۰۰۵) این است که تغییر در خطرپذیری اساسی بازار، روی اندازه پیشنهادی تأثیر مستقیمی نمی‌گذارد و بنابراین، این اقدامات با دقت بیشتری منعکس‌کننده تغییرات در نگرش بازار به ریسک است. شاخص اشتهای ریسک و EMSI به‌طور خاص با ریسک، بازده و توازن قیمت‌ها صحبت می‌کنند، بنابراین تنها بر تمایل بازار یا سرمایه‌گذار به پذیرش هرگونه ریسک ذاتی در بازار در یک‌زمان معطوف، متمرکز می‌شوند.

نحوه محاسبه شاخص احساسات بازار سرمایه یا سرمایه‌گذار

در رابطه ۱ بازده روزانه برای هر یک از اوراق بهادار موجود در شاخص محاسبه می‌شود. برای هر یک از اوراق بهادار، میانگین انحراف استاندارد بازده روزانه در طی پنج‌روز گذشته (نوسان‌های تاریخی) برای هر روز از دوره نمونه می‌شود. نوسان‌ها و محاسبه ضریب هم‌بستگی رتبه‌ای اسپیرمن، بین رتبه بازده روزانه برای هر ورقه بهادار و رتبه نوسان‌های تاریخی بازده برای هر ورقه بهادار است و نتیجه در ۱۰۰ ضرب می‌شود.

به‌طور مرسوم، مقادیر EMSI در پنج دسته طبقه‌بندی می‌شود. برای مقادیر بین ۱۰- تا ۱۰+ بازار یا سرمایه‌گذار را خنثی نسبت به ریسک، برای مقادیر ۱۰- تا ۳۰- آن را نسبتاً ریسک‌گریز، و برای مقادیر کمتر از ۳۰- آن را کاملاً ریسک‌گریز تلقی می‌کند. اگر EMSI بین ۱۰+ تا ۳۰+ باشد، بازار یا سرمایه‌گذار نسبتاً ریسک‌پذیر و اگر ۳۰+ باشد، کاملاً ریسک‌پذیر است.

$$EMSI_{pt} = \frac{\sum(R_{it} - \bar{R}_r)(R_{iv} - \bar{R}_v)}{[\sum(R_{it} - \bar{R}_r)^2 \sum(R_{iv} - \bar{R}_v)^2]^{1/2}} \times 100, -100 \leq EMSI \leq +100 \quad (\text{رابطه ۱})$$

که در آن، R_{it} رتبه بازده روزانه ورقه بهادار شرکت i ؛ R_{iv} رتبه نوسان تاریخی ورقه بهادار i ؛ \bar{R}_r میانگین رتبه بازده بندی بازدهی و \bar{R}_v میانگین رتبه نوسان تاریخی.

1. Prelec
2. Risk Appetite Index
3. Bandopadhyaya & Jones
4. Equity Market Sentiment Index

حافظه سرمایه‌گذار

به‌طور خاص، فرض بر این است که سرمایه‌گذار باور دارد که عملکرد گذشته یک دارایی مالی که در این پژوهش، سهام است، نماینده خوبی برای بازده آتی آن است؛ از این رو بازدهی گذشته سهام را ملاک قرار می‌دهد و سود یا زیان انتظاری را معادل بازدهی گذشته در نظر می‌گیرد و به تصمیم‌گیری برای سرمایه‌گذاری اقدام می‌کند. در این صورت فرایند انتخاب پرتفوی بهینه با توجه به حافظه گذشته سرمایه‌گذار، از بازدهی گذشته سهام شکل می‌گیرد. یک سرمایه‌گذار منطقی اساس انتخاب پرتفوی بهینه‌اش حداکثر سود با حداقل ریسک است؛ بنابراین توجه به میزان ریسک و بازدهی گذشته سهام می‌تواند او را به مطلوبیت انتظاری نزدیک کند. عموماً گنجانیدن حافظه سرمایه‌گذار در فرایند انتخاب بهینه پرتفوی باعث تنوع بیشتر پرتفوی سرمایه‌گذار می‌شود.

پیشینه تجربی پژوهش

تهرانی، فلاح‌پور و نورعلی‌دخت (۱۴۰۲) در پژوهشی با استفاده از الگوریتم ریاضی spoof trading به کشف معاملات مشکوک در بورس اوراق بهادار تهران بر اساس مدل معاملات جعلی پرداختند. نتایج بیانگر آن بود که کارایی الگوریتم استفاده شده در جهت شناسایی معاملات مشکوک ۹۰/۴ درصد بوده است که این سطح از کارایی برای پذیرش یک الگوریتم بسیار عالی است.

پاکبازکنج و فرید (۱۴۰۱) مقایسه عملکرد مدل‌های بهینه‌سازی با صندوق‌های سرمایه‌گذاری سهامی در بورس اوراق بهادار تهران را بررسی کردند. از آنجایی که مدل‌های بهینه‌سازی سبد سهام متکی بر اطلاعات گذشته است، همواره بر کارایی این مدل‌ها تردید شده است. نتایج نشان داد که با استفاده از معیارهای ارزیابی مختلف، سبد بهینه مدل بلک - لیترمن نسبت به سایر مدل‌های بهینه‌سازی و صندوق‌های سرمایه‌گذاری عملکرد بهتری دارد؛ همچنین بازده ایجادشده توسط همه مدل‌های بهینه‌سازی در سطح ریسک بازار، به‌طوری معناداری از متوسط بازده صندوق‌های سرمایه‌گذاری سهامی و صندوق‌های سرمایه‌گذاری برتر، بالاتر بوده است.

حمیدی‌فرد، امین‌رستمکلائی و وقوعی (۱۴۰۰) در پژوهش خود به بررسی بهینه‌سازی سبد سهام در سطح صنایع همراه با در نظر گرفتن محدودیت‌ها در عمل؛ میزان نقدشوندگی، هزینه معاملات، ضریب گردش سبد و خطای تعقیب پرداختند. نتایج بیانگر آن بود که اعمال محدودیت‌های دنیای واقعی در امر بهینه‌سازی سبد سهام یک شرکت سرمایه‌گذاری نتایج متفاوتی را رقم می‌زند.

سعیدی کوشا و محبی (۱۴۰۰) تحقیقی با عنوان بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از مقایسه الگوهای مختلف تکنیکال انجام دادند. در آن پژوهش ۹ ابزار پرکاربرد تحلیل تکنیکال و الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک به کار برده شد و سیستمی خبره ایجاد شد که به صورت خودکار، به بهینه‌سازی پرتفوی اقدام می‌کرد. با توجه به نتایج پژوهش، سیستم خبره معاملاتی در مقایسه با استراتژی خرید و نگهداری (شاخص هموزن و کل) عملکرد مناسب‌تری از نظر بازدهی و ریسک نشان داد.

تهرانی، فلاح‌تفتی و آصفی (۱۳۹۷) در پژوهشی بهینه‌سازی سبد سهام را با استفاده از الگوریتم دسته‌ای میگو اجرا کردند و سه معیار ریسک یعنی واریانس، نیم‌واریانس و ریزش مورد انتظار را مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاکی از آن بود که الگوریتم دسته‌های میگو در یافتن مرز کارای پرتفوی در مقایسه با الگوریتم‌های تجمعی ذرات و رقابت استعماری نتایج مطلوب‌تری به دست می‌آورد.

در خارج از کشور نیز محققان زیادی در مورد بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش‌های گوناگون و بررسی متغیرهای متفاوت پرداخته‌اند.

هریس و مازیاز (۲۰۲۲) در پژوهش خود با عنوان بهینه‌سازی سبد سهام با ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار عملکرد استراتژی‌های پورتفولیوی رفتاری را بررسی کردند. حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت سرمایه‌گذار را در نظر گرفته و در نتیجه فرایند انتخاب پورتفولیوی رفتاری را در یک محیط دینامیک دسته‌بندی کردند.

گیس، لی، میلاس، ناگی و نیشاکاوا^۱ (۲۰۱۹) در تحقیقات خود به بررسی تأثیر اندازه بر ریسک سیستماتیک صندوق پرداختند. نتایج پژوهش حاکی از آن بود که ریسک سیستماتیک صندوق، تحت تأثیر موقعیت و شرایط بازار قرار دارد. همچنین آنان دریافتند مدیرانی که عملکرد ضعیف‌تری دارند با ریسک سیستماتیک بالاتری مواجه می‌شوند.

ژانگ، لی و گائو^۲ (۲۰۱۷) در پژوهشی با عنوان «مدل‌های میانگین - واریانس برای انتخاب سبد سهام با بازده‌های تصادفی فازی»، از الگوریتم ژنتیک به عنوان ابزار حل مدل‌های خود بهره بردند. در آن پژوهش بر مبنای تئوری مارکوفیتز در مدل میانگین - واریانس، نمونه‌های جدیدی از الگوهای میانگین - واریانس برای مسائل انتخاب سبد سهام با بازده‌های سرمایه‌گذاری تصادفی فازی ارائه شدند.

آرانا و ایبا^۳ (۲۰۰۹) در پژوهشی با عنوان «الگوریتم ژنتیک درختی ممیتیک و کاربرد آن در بهینه‌سازی سبد سهام» از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کردند. در این پژوهش یک الگوریتم ژنتیک درختی معرفی شد و سپس برای مسئله بهینه‌سازی سبد سهام به کار رفت. در این پژوهش سبدهای سهام کوچک‌تری در سطح معینی از اجرا به دست آمد. به طور کلی این روش شیوه‌های حل قدیمی را تحت سطوح مختلف ریسک - بازده بهینه می‌کند.

با توجه به موارد مطرح شده که عمدتاً بر بهینه‌سازی پرتفوی سهام با توجه به سطح ریسک و میزان بازدهی تأکید داشتند، در این پژوهش به ارائه الگوی بهینه‌سازی سبد سهام، بر اساس ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار پرداخته می‌شود. الگوی بهینه‌سازی سبد سهام، بر اساس ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار با استفاده از الگوریتم ژنتیک طراحی و در نهایت، دو الگوی ارائه شده مقایسه شده است. در ادامه به منظور بررسی اثر متغیر بازده بازار در بهینه‌سازی سبد سهام، بازدهی متغیر بازده بازار و بدون بازده بازار را بر هر کدام از مدل‌ها بررسی شده است.

وجه تمایز مدل ارائه شده در این پژوهش نسبت به پژوهش‌های پیشین، این است که علاوه بر بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک، دو معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار، به عنوان دو مؤلفه اصلی

1. Giese, Giese, Lee, Melas, Nagy & Nishikawa

2. Zhang & Li & Guo

3. Arana & Iba

تأثیرگذار بر انتخاب سبب، بررسی شده و به مقایسه کارایی سبدهای بهینه شده با توجه به کسب حداکثر بازدهی و تحمل حداقل ریسک پرداخته شده است.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر در حوزه پژوهش‌های اثباتی است و با توجه به اینکه برای آزمون پژوهش از اطلاعات تاریخی استفاده می‌شود، در گروه تحقیقات پس‌رویدادی (گذشته‌نگر) قرار می‌گیرد. بر مبنای هدف، پژوهش حاضر از نوع کاربردی است. هدف پژوهش کاربردی، توسعه دانش کاربردی در یک زمینه خاص است.

جامعه مطالعاتی پژوهش شامل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بود که اطلاعات بازدهی آن‌ها در بازه زمانی هفت‌ساله، قبل از سال ۱۴۰۰ و نیز شش‌ماهه اول سال ۱۴۰۰، از طریق جست‌وجوی اینترنتی و از سایت فناوری اطلاعات بورس اوراق بهادار تهران^۱ جمع‌آوری شد.

جدول ۱. شرکت‌های مورد مطالعه در پژوهش (نمونه آماری)

ردیف / کد	نام شرکت	نماد سهم	ردیف / کد	نام شرکت	نماد سهم
۱	فولاد مبارکه اصفهان	فولاد	۲۱	سایپا	خساپا
۲	صنایع پتروشیمی خلیج فارس	فارس	۲۲	پتروشیمی فجر	بفجر
۳	شرکت ارتباطات سیار ایران	همراه	۲۳	پالایش نفت تبریز	شبریز
۴	ملی صنایع مس ایران	فملی	۲۴	پتروشیمی شازند	شاراک
۵	معدنی و صنعتی گل گهر	کگل	۲۵	گروه پتروشیمی س. ایرانیان	پترول
۶	س. نفت و گاز و پتروشیمی تأمین	تاپیکو	۲۶	بانک پارسیان	وپارس
۷	مخابرات ایران	اخابر	۲۷	نفت تهران	شبهرن
۸	پالایش نفت بندرعباس	شبندر	۲۸	پارس خودرو	خپارس
۹	پالایش نفت اصفهان	شپنا	۲۹	کالسیمین	فاسمین
۱۰	گسترش نفت و گاز پارسیان	پارسان	۳۰	لابراتوار داروسازی دکتر عبیدی	دعبیدی
۱۱	فولاد خوزستان	فخوز	۳۱	س. صنایع شیمیایی ایران	شیران
۱۲	معدنی و صنعتی چادرملو	کچاد	۳۲	کشتیرانی جمهوری اسلامی ایران	حکشتی
۱۳	سرمایه‌گذاری غدیر	وغدیر	۳۳	پتروشیمی خارک	شخارک
۱۴	پتروشیمی مبین	مبین	۳۴	پتروشیمی پردیس	شپدیس
۱۵	پالایش نفت تهران	شتران	۳۵	پتروشیمی فناوران	شفن
۱۶	توسعه معادن و فلزات	ومعادن	۳۶	فولاد خراسان	فخاس
۱۷	گروه مینا	رمینا	۳۷	ایران ترانسفو	بترانس
۱۸	ایران خودرو	خودرو	۳۸	آلومینیوم ایران	فایرا
۱۹	سرمایه‌گذاری صندوق بازنشستگی	وصندوق	۳۹	نفت سپاهان	شسپا
۲۰	سرمایه‌گذاری گروه توسعه ملی	وبانک			

برای تعیین نمونه آماری محدودیت‌هایی اعمال شد: ۱. معاملات سهام شرکت، تأثیر بسزایی در بازدهی شاخص کل داشته باشد؛ ۲. ارزش معاملات سهام شرکت در شش‌ماهه اول سال ۱۴۰۰ نسبت به میانگین ارزش معاملات شش‌ماهه گذشته بالاتر باشد؛ ۳. حداقل یک شرکت از پنج صنعت بزرگ بازار سرمایه، از حیث ارزش معاملات در سال ۱۴۰۰ در نمونه آماری وجود داشته باشد؛ ۴. بازده کل سالیانه هفت سال گذشته سهام شرکت منفی نباشد؛ ۵. داده‌های قیمتی سهام طی دوره قابل اتکا باشد. با اجرای محدودیت‌های فوق، نمونه آماری متشکل از ۳۹ شرکت بورس اوراق بهادار به شرح جدول ۱ برای اجرای مدل انتخاب شدند.

سؤال‌های پژوهشی

۱. متغیرهای مدل انتخاب پرتفوی، بر اساس معیار اندازه‌گیری ریسک با استفاده از الگوریتم ژنتیک کدام است؟
۲. با توجه الگوهای اجرا شده برای دو معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار، بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس کدام معیار، عملکرد بهتر و کارایی مطلوب‌تری دارد؟

متغیرهای پژوهشی

ترجیحات رفتاری

در پژوهش حاضر برای اندازه‌گیری هیجان‌های رفتاری سرمایه‌گذاران، از شاخص گرانش‌های احساسی بازار سرمایه (EMSI) استفاده شده است. این شاخص را جونز (۲۰۰۵) با تعدیل مدل ارائه شده پرس (۱۹۹۸) بسط داده است؛ بنابراین گرانش‌های احساسی سرمایه‌گذاران با استفاده از رابطه ۲ محاسبه شده است:

$$EMSI_{pt} = \frac{\sum(R_{it} - \bar{R}_r)(R_{iv} - \bar{R}_v)}{[\sum(R_{it} - \bar{R}_r)^2 \sum(R_{iv} - \bar{R}_v)^2]^{1/2}} \times 100, -100 \leq EMSI \leq +100 \quad (\text{رابطه ۲})$$

R_{it} رتبه بازده ماهانه سهام شرکت i در ماه t ؛ R_{iv} رتبه نوسان‌پذیری تاریخی شرکت i در ماه t (برای محاسبه نوسان‌پذیری تاریخی از میانگین انحراف معیار بازده سهام شش ماه استفاده می‌شود)؛ \bar{R}_r میانگین رتبه بازده ماهانه سهام شرکت‌های پرتفوی؛ \bar{R}_v میانگین رتبه نوسان‌پذیری تاریخی سهام شرکت‌های پرتفوی.

حافظه سرمایه‌گذار

برای محاسبه حافظه سرمایه‌گذار از ذهنیت سرمایه‌گذار در خصوص وضعیت گذشته سهام استفاده شده است. اگر سرمایه‌گذار در خصوص سهم ذهنیت خوب داشته باشد (حافظه خوبی از بازده ۷ سال گذشته سهم دارد) ۱ و در غیر این صورت صفر در نظر گرفته شده است. برای این منظور، بازدهی شش ماه اول سال ۱۴۰۰ و هفت سال گذشته سهام منتخب، ارزیابی شده است.

مراحل اجرای مدل

در این پژوهش الگوریتم ژنتیک، سبدهای سهام متشکل از ۳۹ سهام مدنظر این پژوهش را ایجاد می‌کند که بهترین

سبدهای سهام از هر دو هدف ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار است. این سبدها شامل تمامی یا تعدادی از این سهام با نسبتی مشخص است که میزان تأثیر آن سهام را در سبد نشان می‌دهد. تعداد سبدهای سهام تشکیل شده متناسب با جمعیت در نظر گرفته شده در الگوریتم است.

الگوریتم ژنتیک از روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک کاملاً متمایز است. در الگوریتم ژنتیک فضای طراحی باید به فضای ژنتیک تبدیل شود؛ بنابراین الگوریتم ژنتیک با متغیرها رمزدار سروکار دارد. مزایای استفاده از متغیرهای رمزدار این است که این امر باعث منفصل کردن جست‌وجو می‌شود. اگرچه تابع ممکن است پیوسته باشد. تفاوت جدیدی دیگر بین الگوریتم ژنتیک و اکثر روش‌های بهینه‌سازی مرسوم این است که در الگوریتم ژنتیک در یک‌زمان از مجموعه‌ای نقاط استفاده می‌شود، در حالی که در روش‌های مرسوم از یک نقطه استفاده می‌شود. این به آن معناست که در الگوریتم ژنتیک تعدادی از طرح‌ها در یک‌زمان پردازش می‌شوند. همان‌طور که مشاهده خواهیم کرد برای بهبود جست‌وجو در روش‌های بهینه‌سازی مرسوم، قواعد انتقال مورد استفاده قرار می‌گیرد که دارای ماهیت قطعی است، اما در GA^۱ از عملگرهای تصادفی استفاده می‌شود. عملگرهای تصادفی فضای جست‌وجو را به صورت انطباقی بهبود می‌بخشند.

سه جنبه استفاده از الگوریتم ژنتیک عبارت است از: ۱. تعریف تابع هدف؛ ۲. تعریف و استفاده از نمایش ژنتیک و ۳. تعریف و استفاده از عملگرهای ژنتیک. بعد از تعریف این سه بخش، الگوریتم ژنتیک باید بدون شک به خوبی عمل کند. می‌توان با تغییرات مختلف، کارایی آن را بهبود بخشید (در صورت وجود) چندین نقطه بهینه را به دست آورد یا از الگوریتم‌ها به شکل موازی استفاده کرد.

قبل از نوشتن برنامه الگوریتم ژنتیک در محیط متلب، ابتدا با استفاده از تابع price2ret که در تولباکس^۲ متلب موجود است، مقادیر پیش‌بینی‌شده قیمت از مرحله قبل را به مقادیر بازده تبدیل می‌کنیم. حال از مقادیر بازده به عنوان ورودی برای بهینه‌سازی سبب سهام با الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنیم. برای نوشتن الگوریتم مورد نظر گام‌های زیر طی شده است.

تعریف مسئله و معرفی پارامترهای الگوریتم

ابتدا مسئله مدنظر با استفاده از تابعی به اسم Cost function تعریف شده است که در این قسمت تابع هدف مدنظر، مقادیر بازده است که محاسبه شده و متغیر ریسکی است که استفاده شده است. همان‌طور که بیان شد، ما از ۲ معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار استفاده کرده‌ایم و الگوریتم برای هر یک از متغیرهای ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار، به صورت جداگانه اجرا شده است. همچنین تعداد متغیرها (nVar)، برابر با ستون‌های ماتریس بازده، یعنی همان تعداد ۳۹ سهام در نظر گرفته شده است. حد پایین متغیرها (Varmin) و حد بالای متغیرها (Varmax)، به ترتیب برابر با ۰ و ۱ در نظر گرفته شده است. در مرحله بعد پارامترهای مورد نیاز برای اجرای الگوریتم مذکور تعریف شده است. این پارامترها شامل بیشترین تکرار (MaxIt) و برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

شروع الگوریتم، ایجاد جمعیت اولیه و جدا کردن اعضای نامغلوب جمعیت

هر ژن خصوصیتی دارد که این خصوصیات باید تعیین شوند و عبارت‌اند از: موقعیت ژن، هزینه، سرعت و بهترین موقعیت. همچنین در مورد هر ژن باید بدانیم که این ژن مغلوب است یا غالب و در جدول‌بندی مربوطه هر ذره در کجا قرار می‌گیرد. ابتدا یک ذره خالی ایجاد شده و تمامی مقادیر برای این ذره خالی در نظر گرفته شده است. سپس این مقادیر برای تمامی ژن‌ها تکرار شده است.

جدول‌بندی فضای هدف کشف شده

به‌منظور انتخاب جواب‌های نامغلوب از مخزن به‌عنوان رهبر، در ابتدا با استفاده از فرایندی فضای مجموعه جواب‌ها را جدول‌بندی کرده‌ایم. تابعی پیاده‌سازی کرده‌ایم که فضای هدف را جدول‌بندی کند و تابعی دیگر که موقعیت ژن‌های مخزن را در جدول‌بندی‌های ایجاد شده به ما اطلاع دهد.

ایجاد حلقه اصلی الگوریتم

در این مرحله هر ذره از میان اعضای مخزن، یک رهبر انتخاب می‌کند و حرکت خود را انجام می‌دهد. در این حلقه مشخص کرده‌ایم که چه خانه‌هایی حاوی اعضای مخزن هستند، سپس احتمال انتخاب شدن این خانه‌ها را محاسبه کردیم که شامل جواب‌های نامغلوب است.

حذف اعضای مغلوب و اضافی مخزن

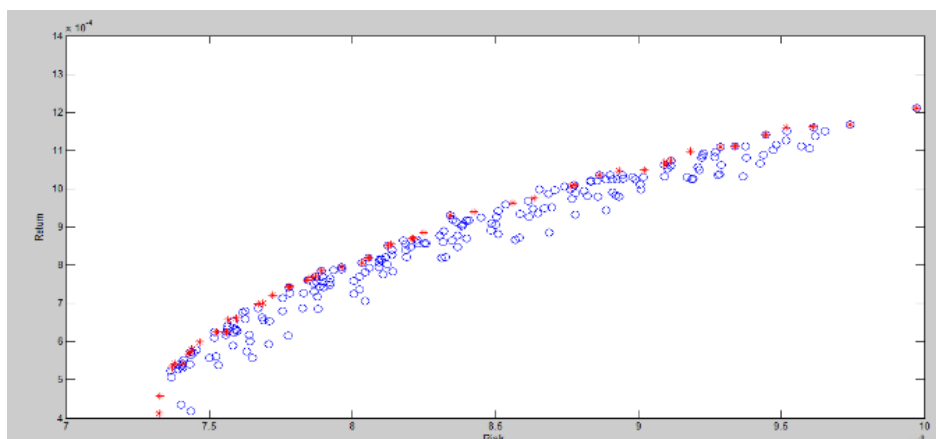
به‌دلیل اینکه هر مخزن ظرفیت مشخصی دارد، بنابراین اگر تعداد جواب‌های نامغلوب تولید شده بیش از این ظرفیت باشد، باید جواب‌های اضافی حذف شوند. همچنین اعضای مغلوب مخزن با توجه به جمعیت جدید نیز باید حذف شوند. در این مرحله حذف اعضای مغلوب و اضافی مخزن انجام می‌گیرد.

شرایط خاتمه الگوریتم

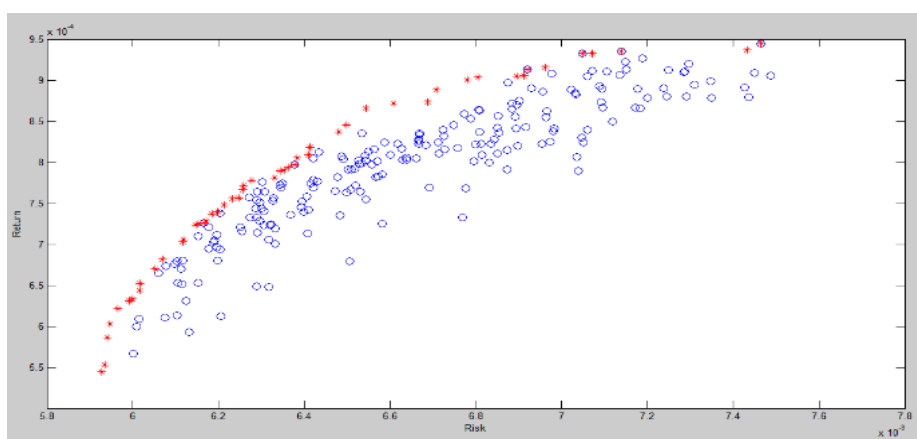
در این پژوهش شرط توقف الگوریتم، رسیدن به بیشترین تعداد تکرار در نظر گرفته شده است. تمامی مراحل و گام‌های گفته شده در نرم‌افزار متلب ۲۰۱۴ سری a نوشته شده و برای ۲ معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار به‌صورت جداگانه با بازدهی بازار و بدون بازدهی بازار اجرا شده است.

یافته‌های پژوهش

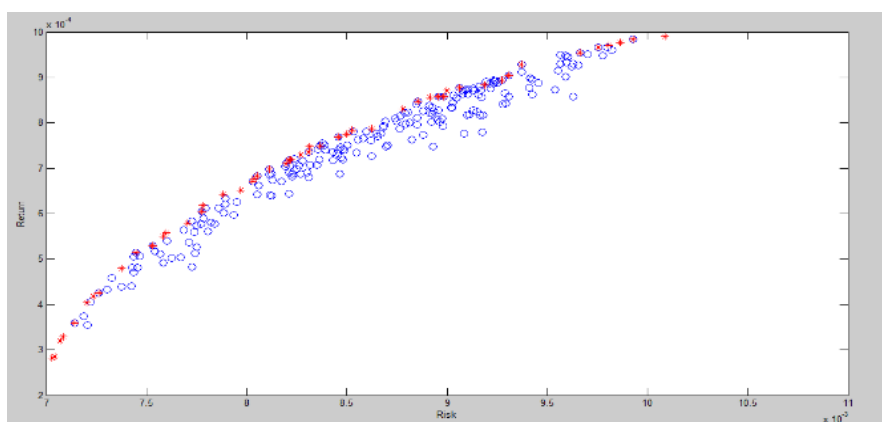
در اشکال زیر، مرز کارایی حاصل از اجرای الگوریتم ژنتیک تحت معیارهای مختلف ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار بدون در نظر گرفتن معیار بازده بازار و نیز با توجه به معیار بازده بازار نمایش داده شده است.



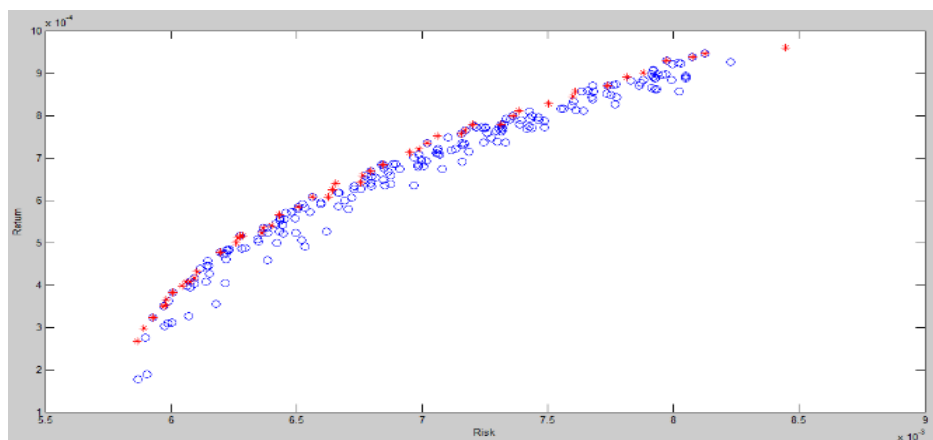
شکل ۱. مرز کارای حاصل از اجرای الگوریتم، تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار بدون در نظر گرفتن بازده بازار



شکل ۲. مرز کارای حاصل از اجرای الگوریتم، تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار با در نظر گرفتن بازده بازار



شکل ۳. مرز کارای حاصل از اجرای الگوریتم، تحت معیار ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار بدون در نظر گرفتن بازده بازار



شکل ۴. مرز کارایی حاصل از اجرای الگوریتم، تحت معیار ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار با در نظر گرفتن بازده بازار

در واقع مرز کارا شامل سبدهای سهام مختلفی است که در بین سبدهای ممکن، از لحاظ هر دو معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار بهترین عملکرد را دارد. در ادامه بررسی کردیم که آیا الگوریتم مورد استفاده ما در هم‌گرایی ثابت دارد یا خیر. در واقع بررسی کردیم که آیا الگوریتم ما برای مثال، در ۱۰ بار تکرار مختلف، جواب‌های یکسانی را داده است یا خیر. بدین منظور الگوریتم مورد نظر را برای ۲ مدل مختلف، ۱۰ بار اجرا کردیم که نتایج حاصل به صورت جدول زیر است.

جدول ۲. نتایج حاصل از ثبات در هم‌گرایی در تکرارهای مختلف اجرای الگوریتم

انحراف معیار	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	
۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۸۲	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۸۷	۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۷۵	ترجیحات رفتاری
۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۷۲	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۹۸	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۸۹	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۶	حافظه سرمایه‌گذار

نتایج گویای تفاوت ناچیزی میان جواب‌های حاصل از تکرارهای مختلف است. انحراف معیار ناچیز به دست آمده برای معیارهای مختلف در ۱۰ بار اجرای الگوریتم، نشان‌دهنده ثبات بالای الگوریتم در اجراهای مختلف و برای ۱۰ تکرار است.

با توجه به عملکرد خوب الگوریتم ژنتیک مورد نظر و ثبات هم‌گرایی آن در بهینه‌سازی سبد سهام، نتایج بهینه‌سازی سبد سهام متشکل از ۳۹ سهام مورد نظر، برای ۲ مدل تحت معیارهای ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار در جدول ۳

بیان شده است. نتایج مربوط به ۱۰ تکرار مختلف است که در هر تکرار یکی از سبدها برای نمونه انتخاب شده است. در واقع میزان سرمایه‌گذاری بهینه در سهام مختلف، در این جداول، به همراه ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار و بازده سبد، نمایش داده شده است.

جدول ۳. نسبت سرمایه‌گذاری در هر سبد سهام با توجه به ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار

نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام										ترجیحات رفتاری
سبد ۱	سبد ۲	سبد ۳	سبد ۴	سبد ۵	سبد ۶	سبد ۷	سبد ۸	سبد ۹	سبد ۱۰	سهام
۰/۰۲۱۶	۰/۰۳۴۶	۰/۰۳۴۶	۰/۰۶۰۰	۰/۰۴۰۱	۰/۰۴۹۷	۰/۰۴۳۵	۰/۰۴۵۷	۰/۰۵۰۷	۰/۰۴۰۰	۱
۰/۰۴۱۵	۰/۰۵۱۴	۰/۰۲۶۹	۰/۰۵۵۴	۰/۰۶۲۳	۰/۰۴۸۹	۰/۰۴۶۸	۰/۰۶۱۰	۰/۰۵۰۴	۰/۰۲۶۷	۲
۰/۰۴۴۲	۰/۰۵۱۴	۰/۰۳۷۰	۰/۰۳۶۷	۰/۰۶۱۵	۰/۰۴۲۰	۰/۰۴۶۲	۰/۰۶۰۲	۰/۰۵۲۳	۰/۰۵۴۴	۳
۰/۰۵۵۴	۰/۰۴۶۹	۰/۰۴۸۱	۰/۰۶۰۰	۰/۰۶۰۳	۰/۰۳۷۳	۰/۰۴۰۴	۰/۰۲۷۶	۰/۰۴۵۱	۰/۰۴۲۰	۴
۰/۰۳۳۴	۰/۰۵۸۸	۰/۰۴۳۷	۰/۰۴۷۷	۰/۰۳۷۸	۰/۰۴۸۸	۰/۰۳۷۲	۰/۰۵۴۷	۰/۰۴۲۳	۰/۰۳۵۸	۵
۰/۰۱۳۰	۰/۰۰۸۲	۰/۰۴۳۱	۰/۰۵۰۲	۰/۰۰۴۰	۰/۰۱۶۶	۰/۰۲۱۷	۰/۰۱۶۰	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۹۸	۶
۰/۰۱۲۵	۰/۰۱۷۷	۰/۰۱۲۶	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۶۶	۰/۰۲۵۷	۰/۰۱۲۷	۰/۰۱۲۱	۰/۰۰۴۱	۰/۰۱۹۲	۷
۰/۰۲۵۷	۰/۰۳۸۸	۰/۰۲۶۰	۰/۰۱۶۴	۰/۰۲۵۵	۰/۰۴۱۶	۰/۰۲۰۸	۰/۰۱۸۸	۰/۰۵۱۷	۰/۰۲۲۸	۸
۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۷۴	۰/۰۱۳۲	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۴۲	۰/۰۲۹۸	۰/۰۱۲۳	۰/۰۲۱۰	۰/۰۲۴۰	۰/۰۱۱۳	۹
۰/۰۲۹۹	۰/۰۱۲۴	۰/۰۴۶۳	۰/۰۰۹۹	۰/۰۴۵۹	۰/۰۰۹۰	۰/۰۱۸۵	۰/۰۴۳۲	۰/۰۴۴۹	۰/۰۴۳۵	۱۰
۰/۰۲۱۹	۰/۰۴۲۰	۰/۰۱۷۳	۰/۰۳۳۹	۰/۰۱۰۶	۰/۰۰۹۷	۰/۰۱۸۵	۰/۰۱۸۴	۰/۰۰۳۹	۰/۰۱۳۰	۱۱
۰/۰۵۷۳	۰/۰۵۱۴	۰/۰۴۷۷	۰/۰۵۹۷	۰/۰۶۴۲	۰/۰۳۳۵	۰/۰۴۶۵	۰/۰۵۷۵	۰/۰۴۴۰	۰/۰۳۹۲	۱۲
۰/۰۲۶۲	۰/۰۴۳۶	۰/۰۲۲۹	۰/۰۳۸۰	۰/۰۰۶۶	۰/۰۱۱۵	۰/۰۲۰۱	۰/۰۱۴۳	۰/۰۱۵۳	۰/۰۱۱۰	۱۳
۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۷۴	۰/۰۱۳۱	۰/۰۱۷۶	۰/۰۰۴۴	۰/۰۳۲۰	۰/۰۱۵۳	۰/۰۱۹۷	۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۳۵	۱۴
۰/۰۱۵۷	۰/۰۱۱۶	۰/۰۱۸۱	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۲۹	۰/۰۲۴۰	۰/۰۱۴۸	۰/۰۱۵۳	۰/۰۲۱۴	۰/۰۱۳۰	۱۵
۰/۰۲۲۳	۰/۰۰۸۸	۰/۰۲۱۰	۰/۰۰۴۸	۰/۰۲۱۵	۰/۰۲۳۰	۰/۰۲۸۶	۰/۰۱۷۰	۰/۰۳۲۷	۰/۰۲۲۰	۱۶
۰/۰۵۹۵	۰/۰۴۲۰	۰/۰۴۵۲	۰/۰۵۶۵	۰/۰۵۹۶	۰/۰۴۹۶	۰/۰۴۸۱	۰/۰۶۰۷	۰/۰۵۲۱	۰/۰۴۳۷	۱۷
۰/۰۰۹۵	۰/۰۳۰۴	۰/۰۱۸۸	۰/۰۲۸۵	۰/۰۳۸۰	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۷۲	۰/۰۱۴۳	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۴۵	۱۸
۰/۰۴۵۰	۰/۰۳۸۰	۰/۰۴۵۴	۰/۰۶۰۰	۰/۰۴۵۷	۰/۰۴۸۷	۰/۰۳۷۱	۰/۰۵۵۳	۰/۰۵۲۵	۰/۰۳۷۴	۱۹

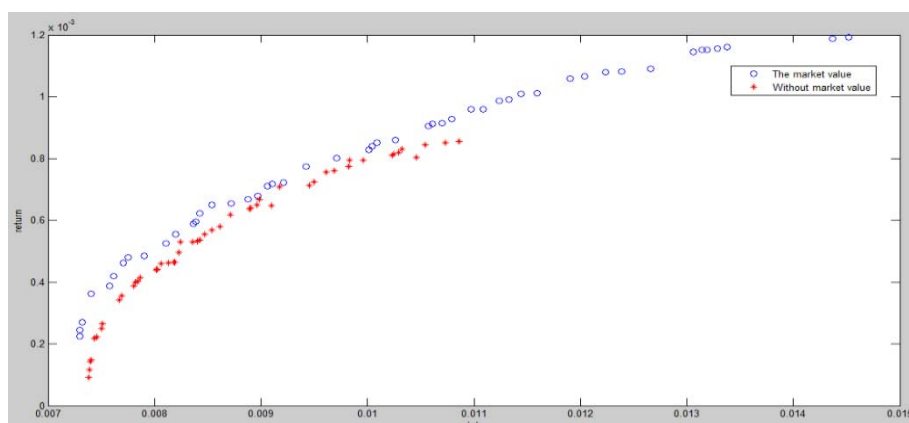
نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام										ترجیحات رفتاری
سبد ۱۰	سبد ۹	سبد ۸	سبد ۷	سبد ۶	سبد ۵	سبد ۴	سبد ۳	سبد ۲	سبد ۱	سهام
۰/۰۴۱۰	۰/۰۳۷۸	۰/۰۱۷۳	۰/۰۳۹۷	۰/۰۳۲۴	۰/۰۴۶۱	۰/۰۲۹۳	۰/۰۳۳۹	۰/۰۱۸۸	۰/۰۳۰۹	۲۰
۰/۰۰۹۱	۰/۰۰۳۹	۰/۰۱۱۰	۰/۰۱۴۰	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۴۳	۰/۰۰۲۶	۰/۰۱۲۰	۰/۰۰۶۷	۰/۰۲۱۱	۲۱
۰/۰۰۷۱	۰/۰۰۲۳	۰/۰۱۰۴	۰/۰۱۰۴	۰/۰۰۳۶	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۶۸	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۶۳	۲۲
۰/۰۳۹۶	۰/۰۲۹۲	۰/۰۱۷۲	۰/۰۳۳۸	۰/۰۱۷۹	۰/۰۲۵۷	۰/۰۱۱۲	۰/۰۱۷۳	۰/۰۲۸۹	۰/۰۲۶۷	۲۳
۰/۰۲۵۶	۰/۰۱۸۶	۰/۰۴۶۷	۰/۰۳۰۹	۰/۰۲۱۱	۰/۰۲۰۷	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۸۳	۰/۰۰۷۴	۰/۰۱۳۷	۲۴
۰/۰۲۲۲	۰/۰۲۸۳	۰/۰۱۰۳	۰/۰۱۶۳	۰/۰۰۴۲	۰/۰۰۸۶	۰/۰۱۶۲	۰/۰۱۲۰	۰/۰۰۷۷	۰/۰۱۷۲	۲۵
۰/۰۴۶۰	۰/۰۰۰۸	۰/۰۱۶۰	۰/۰۱۲۳	۰/۰۲۱۷	۰/۰۲۶۹	۰/۰۰۱۵	۰/۰۱۳۶	۰/۰۱۲۸	۰/۰۲۴۰	۲۶
۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۱۳	۰/۰۱۳۹	۰/۰۲۸۲	۰/۰۳۶۷	۰/۰۲۵۴	۰/۰۳۷۸	۰/۰۴۰۱	۰/۰۴۳۱	۰/۰۱۸۴	۲۷
۰/۰۳۵۳	۰/۰۴۷۶	۰/۰۵۵۹	۰/۰۴۷۲	۰/۰۴۲۲	۰/۰۳۸۹	۰/۰۵۹۰	۰/۰۴۸۱	۰/۰۳۶۴	۰/۰۵۳۴	۲۸
۰/۰۲۹۱	۰/۰۱۷۰	۰/۰۲۴۱	۰/۰۲۳۳	۰/۰۱۰۲	۰/۰۱۴۷	۰/۰۲۵۳	۰/۰۱۲۹	۰/۰۱۵۸	۰/۰۳۳۳	۲۹
۰/۰۱۶۷	۰/۰۳۵۴	۰/۰۱۹۳	۰/۰۴۲۹	۰/۰۴۶۲	۰/۰۱۴۴	۰/۰۲۲۱	۰/۰۳۳۳	۰/۰۲۷۳	۰/۰۲۷۰	۳۰
۰/۰۵۲۹	۰/۰۰۷۰	۰/۰۱۵۲	۰/۰۴۵۵	۰/۰۲۳۶	۰/۰۲۳۱	۰/۰۱۷۸	۰/۰۳۸۷	۰/۰۱۴۶	۰/۰۲۸۶	۳۱
۰/۰۱۳۳	۰/۰۱۷۹	۰/۰۱۹۷	۰/۰۱۲۴	۰/۰۱۳۸	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۸۸	۰/۰۲۱۳	۰/۰۱۲۵	۰/۰۰۳۱	۳۲
۰/۰۰۶۰	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۵۵	۰/۰۱۱۷	۰/۰۰۴۳	۰/۰۱۰۲	۰/۰۱۵۵	۰/۰۰۹۰	۳۳
۰/۰۲۲۴	۰/۰۳۳۳	۰/۰۱۶۲	۰/۰۲۶۶	۰/۰۱۱۷	۰/۰۳۹۳	۰/۰۴۹۶	۰/۰۲۲۷	۰/۰۰۷۴	۰/۰۲۷۶	۳۴
۰/۰۳۳۹	۰/۰۲۳۴	۰/۰۱۷۴	۰/۰۲۲۹	۰/۰۰۵۵	۰/۰۱۲۵	۰/۰۰۸۳	۰/۰۱۲۲	۰/۰۳۵۰	۰/۰۲۹۳	۳۵
۰/۰۰۶۰	۰/۰۰۸۰	۰/۰۱۰۹	۰/۰۰۵۰	۰/۰۰۵۵	۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۹۹	۰/۰۱۰۶	۰/۰۲۳۸	۰/۰۰۶۰	۳۶
۰/۰۳۵۰	۰/۰۰۱۸	۰/۰۱۱۹	۰/۰۱۳۲	۰/۰۳۰۱	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۳۸	۰/۰۱۴۰	۰/۰۰۷۴	۰/۰۱۳۶	۳۷
۰/۰۲۶۳	۰/۰۴۵۰	۰/۰۱۷۰	۰/۰۲۴۷	۰/۰۳۴۸	۰/۰۳۱۰	۰/۰۴۵۹	۰/۰۲۸۸	۰/۰۵۱۴	۰/۰۴۰۲	۳۸
۰/۰۱۳۸	۰/۰۱۴۴	۰/۰۱۴۲	۰/۰۱۱۴	۰/۰۳۶۱	۰/۰۱۹۳	۰/۰۰۷۲	۰/۰۱۲۰	۰/۰۱۶۶	۰/۰۲۲۹	۳۹
۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	مجموع اوزان
۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵	بازده سبد
۰/۰۰۷۲	۰/۰۰۷۹	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۷۹	۰/۰۰۷۹	۰/۰۰۸۷	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۷۶	ریسک سبد

جدول ۴. نسبت سرمایه‌گذاری در هر سبد سهام با توجه به حافظه سرمایه‌گذار

نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام										حافظه سرمایه‌گذار
سبد ۱۰	سبد ۹	سبد ۸	سبد ۷	سبد ۶	سبد ۵	سبد ۴	سبد ۳	سبد ۲	سبد ۱	سهام
۰/۰۵۲۸	۰/۰۵۲۹	۰/۰۶۰۵	۰/۰۵۷۲	۰/۰۴۶۴	۰/۰۴۶۵	۰/۰۳۳۲	۰/۰۴۱۵	۰/۰۵۶۹	۰/۰۱۶۸	۱
۰/۰۵۶۹	۰/۰۵۷۸	۰/۰۵۸۵	۰/۰۷۵۲	۰/۰۷۱۷	۰/۰۶۱۷	۰/۰۴۵۴	۰/۰۵۱۱	۰/۰۴۲۰	۰/۰۸۲۵	۲
۰/۰۴۱۹	۰/۰۴۱۹	۰/۰۴۳۹	۰/۰۰۷۳	۰/۰۳۱۰	۰/۰۵۹۸	۰/۰۵۶۷	۰/۰۵۱۲	۰/۰۴۵۸	۰/۰۷۴۹	۳
۰/۰۴۸۷	۰/۰۴۳۷	۰/۰۵۷۷	۰/۰۷۱۵	۰/۰۱۷۶	۰/۰۵۳۲	۰/۰۴۴۰	۰/۰۵۰۰	۰/۰۴۸۳	۰/۰۳۰۶	۴
۰/۰۵۷۴	۰/۰۶۱۳	۰/۰۶۹۳	۰/۰۷۵۲	۰/۰۶۹۰	۰/۰۵۷۳	۰/۰۴۲۳	۰/۰۵۴۵	۰/۰۴۸۷	۰/۰۷۳۱	۵
۰/۰۲۳۶	۰/۰۳۷۸	۰/۰۴۹۴	۰/۰۰۲۰	۰/۰۲۳۸	۰/۰۰۹۱	۰/۰۲۹۹	۰/۰۱۴۶	۰/۰۲۳۹	۰/۰۰۱۶	۶
۰/۰۱۰۵	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۴۲	۰/۰۲۶۰	۰/۰۰۵۳	۰/۰۱۵۷	۰/۰۰۶۳	۰/۰۱۰۵	۰/۰۱۰۵	۷
۰/۰۲۷۴	۰/۰۳۴۲	۰/۰۳۵۸	۰/۰۶۶۹	۰/۰۴۸۳	۰/۰۲۶۲	۰/۰۳۷۴	۰/۰۴۹۲	۰/۰۱۵۸	۰/۰۴۵۲	۸
۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۰۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۷۵	۰/۰۰۲۰۴	۰/۰۰۶۳	۰/۰۲۱۴	۰/۰۱۹۶	۹
۰/۰۵۲۵	۰/۰۵۵۳	۰/۰۲۴۷	۰/۰۷۵۲	۰/۰۳۶۸	۰/۰۴۱۴	۰/۰۴۶۶	۰/۰۵۲۹	۰/۰۳۸۱	۰/۰۱۶۴	۱۰
۰/۰۰۴۴	۰/۰۰۷۰	۰/۰۰۵۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۰۸	۰/۰۰۲۶	۰/۰۱۱۸	۰/۰۱۹۴	۰/۰۰۹۶	۰/۰۱۶۷	۱۱
۰/۰۵۲۳	۰/۰۶۳۰	۰/۰۷۴۵	۰/۰۶۳۰	۰/۰۷۱۲	۰/۰۶۱۷	۰/۰۴۹۴	۰/۰۵۶۶	۰/۰۵۱۷	۰/۰۵۶۹	۱۲
۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۹۷	۰/۰۰۷۴	۰/۰۰۱۸	۰/۰۲۰۲	۰/۰۰۶۲	۰/۰۰۸۳	۰/۰۱۴۷	۰/۰۰۵۰	۰/۰۶۵۱	۱۳
۰/۰۱۳۹	۰/۰۰۹۶	۰/۰۱۰۵	۰/۰۳۸۰	۰/۰۲۳۳	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۹۳	۰/۰۰۹۹	۰/۰۱۴۹	۰/۰۱۶۷	۱۴
۰/۰۱۸۸	۰/۰۰۹۷	۰/۰۱۳۹	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۵۵	۰/۰۰۹۹	۰/۰۲۴۱	۰/۰۰۴۹	۱۵
۰/۰۱۱۹	۰/۰۱۰۸	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۳۱	۰/۰۱۱۳	۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۷۸	۰/۰۵۳۰	۱۶
۰/۰۴۹۰	۰/۰۶۲۱	۰/۰۶۷۴	۰/۰۶۵۷	۰/۰۷۲۱	۰/۰۶۰۹	۰/۰۵۶۸	۰/۰۵۶۸	۰/۰۵۵۱	۰/۰۶۰۱	۱۷
۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۴۹	۰/۰۲۰۴	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۴۶	۰/۰۰۳۰	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۲۲	۱۸
۰/۰۲۷۹	۰/۰۳۴۹	۰/۰۴۷۸	۰/۰۷۵۲	۰/۰۷۲۱	۰/۰۵۱۵	۰/۰۴۳۹	۰/۰۴۳۳	۰/۰۳۰۷	۰/۰۷۵۵	۱۹
۰/۰۴۸۳	۰/۰۳۷۵	۰/۰۲۰۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۵۰۶	۰/۰۳۲۳	۰/۰۳۷۴	۰/۰۳۳۲	۰/۰۵۳۴	۰/۰۰۴۳	۲۰
۰/۰۲۳۸	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۰۳	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۶۴	۲۱
۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۶۱	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۳۶	۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۱۰	۲۲
۰/۰۲۸۷	۰/۰۲۰۹	۰/۰۱۲۱	۰/۰۲۵۹	۰/۰۳۱۱	۰/۰۱۷۶	۰/۰۳۸۱	۰/۰۲۹۰	۰/۰۴۵۴	۰/۰۰۶۵	۲۳
۰/۰۲۶۲	۰/۰۳۵۲	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۱۶	۰/۰۲۰۶	۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۱۲	۰/۰۱۶۶	۰/۰۱۵۶	۲۴
۰/۰۱۳۲	۰/۰۲۰۰	۰/۰۰۸۳	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۸۹	۰/۰۲۷۸	۰/۰۲۵۳	۰/۰۱۶۵	۰/۰۲۷۹	۰/۰۰۸۰	۲۵
۰/۰۲۴۹	۰/۰۳۱۰	۰/۰۱۳۲	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۹۸	۰/۰۳۴۴	۰/۰۱۲۹	۰/۰۲۳۴	۰/۰۰۷۵	۲۶
۰/۰۳۹۶	۰/۰۵۲۴	۰/۰۴۰۶	۰/۰۲۲۷	۰/۰۵۰۷	۰/۰۲۱۰	۰/۰۳۲۵	۰/۰۲۳۸	۰/۰۴۲۸	۰/۰۲۷۴	۲۷
۰/۰۳۱۱	۰/۰۴۰۶	۰/۰۶۶۰	۰/۰۳۸۱	۰/۰۵۸۳	۰/۰۵۵۵	۰/۰۳۵۹	۰/۰۴۹۰	۰/۰۲۷۸	۰/۰۱۴۸	۲۸
۰/۰۰۹۷	۰/۰۰۵۰	۰/۰۰۸۰	۰/۰۳۴۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۳۹	۰/۰۲۳۴	۰/۰۱۷۷	۲۹
۰/۰۳۹۷	۰/۰۳۸۱	۰/۰۴۶۷	۰/۰۳۳۲	۰/۰۳۱۵	۰/۰۵۱۱	۰/۰۳۱۷	۰/۰۳۳۳	۰/۰۲۲۳	۰/۰۱۱۵	۳۰

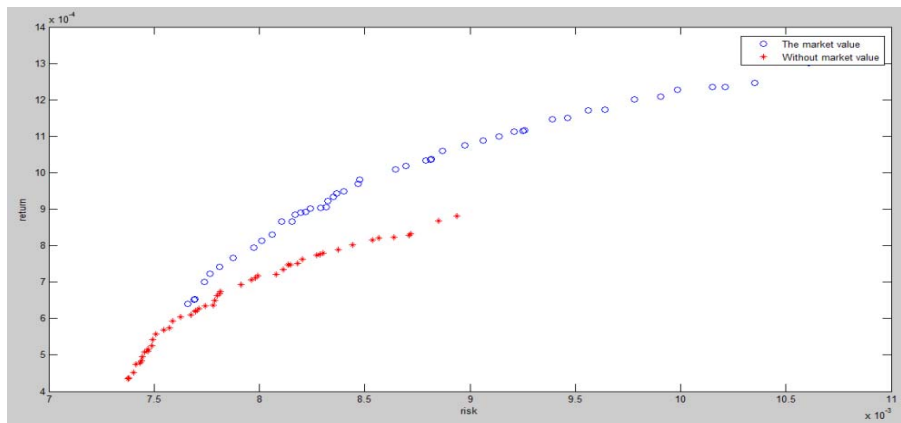
نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام										حافظه سرمایه‌گذار
سبد ۱۰	سبد ۹	سبد ۸	سبد ۷	سبد ۶	سبد ۵	سبد ۴	سبد ۳	سبد ۲	سبد ۱	سهام
۰/۰۳۳۲	۰/۰۲۲۰	۰/۰۵۵۸	۰/۰۰۴۰	۰/۰۲۱۴	۰/۰۴۲۰	۰/۰۴۸۶	۰/۰۴۵۴	۰/۰۴۳۹	۰/۰۱۶۷	۳۱
۰/۰۰۹۷	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۷۰	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۸۳	۰/۰۰۸۰	۳۲
۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۷۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۴۹	۳۳
۰/۰۰۸۸	۰/۰۱۳۲	۰/۰۰۵۸	۰/۰۰۳۱۰	۰/۰۱۲۴	۰/۰۰۳۰۹	۰/۰۱۲۸	۰/۰۰۳۷۱	۰/۰۱۳۲	۰/۰۱۶۲	۳۴
۰/۰۲۲۴	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۷۵	۰/۰۲۲۵	۰/۰۱۰۴	۰/۰۲۰۰	۰/۰۱۲۸	۳۵
۰/۰۱۱۸	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۹۸	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۶۵	۳۶
۰/۰۱۰۳	۰/۰۱۷۰	۰/۰۱۱۲	۰/۰۰۴۲	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۶۹	۰/۰۱۶۷	۳۷
۰/۰۲۴۰	۰/۰۱۹۹	۰/۰۴۲۹	۰/۰۷۵۲	۰/۰۵۶۱	۰/۰۰۳۰۷	۰/۰۰۳۹۶	۰/۰۲۷۵	۰/۰۲۴۵	۰/۰۰۶۰۱	۳۸
۰/۰۲۳۱	۰/۰۰۳۰۵	۰/۰۲۱۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۲۴	۰/۰۱۹۴	۰/۰۲۴۶	۰/۰۲۱۹	۰/۰۲۹۳	۰/۰۱۵۲	۳۹
۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	مجموع اوزان
۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۷	بازده سبد
۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۷۴	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۸۸	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۹۹	ریسک سبد

به‌منظور بررسی اثر متغیر بازده بازار در بهینه‌سازی سبد سهام، بازدهی متغیر بازده بازار و بدون بازده بازار را مقایسه کردیم. نتایج مقایسه برای هر یک از معیارهای ریسک، به‌طور جداگانه در اشکال زیر نشان داده شده است. در این اشکال دایره‌های آبی‌رنگ مرز کارایی سبدهای سهامی است که در آن متغیر بازده بازار در نظر گرفته شده است و ستاره‌های قرمز رنگ مرز کارایی سبدهای سهامی است که در آن از متغیر بازده بازار استفاده نشده است.



شکل ۵. مقایسه بین مرز کارا در دو حالت استفاده از متغیر بازده بازار و بدون متغیر بازده بازار تحت معیار ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار

همان‌طور که در شکل ۵ مشخص است، مرز کارا تحت معیار ترجیحات رفتاری در زمان استفاده از متغیر بازده بازار به میزان زیادی شبیه به مرز کارا در زمانی است که از این متغیر استفاده نشود؛ اما با این حال، این مرز کارا بیشتر به سمت چپ متمایل است (دایره‌های آبی‌رنگ) و این نشان‌دهنده این موضوع است که برای مقادیر بازده یکسان، ریسک کمتر یا برای مقادیر ریسک یکسان، بازده بیشتری دارد. این موضوع عملکرد بهتر سبد سهام را در زمانی نشان می‌دهد که ما از معیار بازده بازار استفاده کنیم.



شکل ۶. مقایسه بین مرز کارا در دو حالت استفاده از متغیر بازده بازار و بدون متغیر بازده بازار تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار

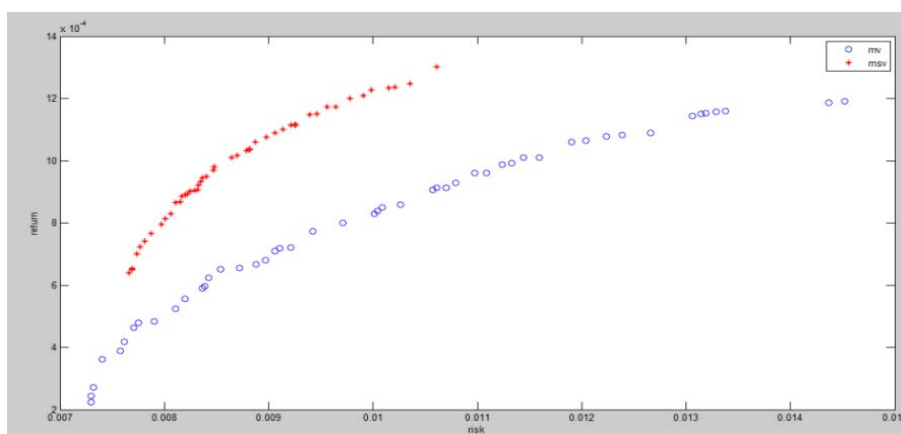
همان‌طور که در شکل ۶ مشخص است، مرز کارای مدل تحت حافظه سرمایه‌گذار با استفاده از متغیر بازده بازار، تا حد زیادی شبیه به مرز کارا در زمانی است که از این متغیر استفاده نشود؛ اما با این حال، این مرز کارا بیشتر به سمت چپ متمایل است (دایره‌های آبی‌رنگ) و این نشان‌دهنده این موضوع است که برای مقادیر بازده یکسان، ریسک کمتر یا برای مقادیر ریسک یکسان، بازده بیشتری دارد. این موضوع عملکرد بهتر سبد سهام را در زمانی نشان می‌دهد که ما از معیار بازده بازار استفاده کنیم.

جدول ۵. مقایسه کارایی سبد سهام با بازده بازار و بدون بازده بازار تحت معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار

تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار			تحت معیار ترجیحات رفتاری			معیار
کارایی	بازده	ریسک	کارایی	بازده	ریسک	روش
۰/۰۸۹۰	۰/۰۰۰۸۲	۰/۰۰۸۳۹	۰/۰۶۸۹	۰/۰۰۰۶۶	۰/۰۰۸۵۲	با بازده بازار
۰/۰۶۶۰	۰/۰۰۰۵۸	۰/۰۰۷۸۸	۰/۰۵۶۷	۰/۰۰۰۶۳	۰/۰۰۸۳۸	بدون بازده بازار

مقادیر مربوط به بازده، ریسک و کارایی سبد سهام تحت ۲ معیار مختلف ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار در جدول ۵ نمایش داده شده است. با مقایسه نتایج جدول ۵ درمی‌یابیم، زمانی که برای پیش‌بینی مقادیر آتی سهام و

به دنبال آن برای ساخت سبد سهام از تأثیر متغیر بازده بازار استفاده می‌کنیم، مقادیر ریسک، بازده و در نهایت کارایی سبد سهام ایجاد شده، نسبت به زمانی که از این متغیر استفاده نشود، برای هر ۲ مدل مدنظر مقادیر مناسب و بهتری ایجاد می‌کند.



شکل ۷. مقایسه مرز کارایی مدل ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار با استفاده از متغیر بازده بازار

همان‌طور که در شکل ۷ ملاحظه می‌شود، مرز کارایی مدل تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار، بالاتر از مرز کارایی مدل تحت معیار ترجیحات رفتاری قرار گرفته است (دایره‌های قرمز رنگ) و همچنین، این مرز کارا بیشتر به سمت چپ متمایل است؛ یعنی برای مقادیر بازده یکسان ریسک کمتری دارد. بنابراین حافظه سرمایه‌گذار نسبت به ترجیحات رفتاری عملکرد بهتری دارد؛ زیرا سبدهای سهام روی مرز کارا برای مقادیر یکسان بازده، ریسک کمتر و برای مقادیر یکسان ریسک، بازده بیشتری دارند.

برای اینکه به صورت دقیق نشان دهیم که کدام معیار بهترین عملکرد را دارد، به مقایسه بین کارایی سبدهای ایجاد شده توسط ۲ مدل تحت معیارهای مختلف می‌پردازیم. نتایج مربوط به بازده، ریسک و کارایی سبدهای سهام ایجاد شده تحت معیارهای مختلف، در جدول ۶ آورده شده است.

جدول ۶. مقایسه کارایی سبد سهام تحت معیارهای مختلف

معیار	ریسک سبد سهام	بازده سبد سهام	کارایی سبد سهام
ترجیحات رفتاری	۰/۰۰۸۵۲	۰/۰۰۰۶۶	۰/۰۶۸۹
حافظه سرمایه‌گذار	۰/۰۰۸۳۹	۰/۰۰۰۸۲	۰/۰۸۹۰

همان‌طور که مشخص است، کارایی سبد سهامی که تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار ایجاد شده است، نسبت به ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار بیشتر است. نتایج مربوط به کارایی سبدهای سهام ایجاد شده تحت معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار، مطابق با نتایج مربوط به مقایسه نمودار مرز کارا است.

بنابراین، زمانی که می‌خواهیم به ساخت و بهینه‌سازی سبد سهام بپردازیم، مدل میانگین تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار در ایجاد سبد سهام، در مقایسه با ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار عملکرد بهتری دارد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش با توجه به رفتار غیرخطی سرمایه‌گذاران، به ارائه الگویی برای بهینه‌سازی سبد سهام، تحت ۲ معیار ترجیحات رفتاری و حافظ سرمایه‌گذار پرداخته شد؛ به گونه‌ای که پرتفوی یا سبد سهام طراحی شده بر اساس الگوریتم ژنتیک، ضمن بیشینه‌کردن بازده، ریسک سرمایه‌گذاری را نیز کمتر کند. برای این منظور ۳۹ سهم بورس اوراق بهادار تهران انتخاب و قیمت و بازدهی آن‌ها، ملاک اجرای مدل قرار گرفت. مدل بهینه پیشنهاد و بر اساس الگوریتم ژنتیک در محیط متلب اجرا شد. پس از اجرای مدل تحت ۲ معیار انتخاب شده، به منظور انتخاب مؤثرترین معیار در بهینه‌سازی سبد سهام، به مقایسه دوه‌دو مدل‌های مذکور پرداخته شد که نتایج نشان داد «معیار حافظه سرمایه‌گذار»، نسبت به ترجیحات رفتاری، معیار مناسب‌تری در بهینه‌سازی سبد سهام است؛ سپس با استفاده از متغیر بازده بازار مدل بار دیگر اجرا و نتایج آن بررسی شد. نتیجه به دست آمده بیانگر آن بود که معیار حافظه سرمایه‌گذار و بازده بازار، سبد سهام بهینه‌تری نسبت به ترجیحات رفتاری و بازده بازار به سرمایه‌گذار می‌دهد. در انتها ضریب تأثیر هر یک از روش‌های مورد استفاده در پژوهش روی جواب نهایی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور نتایج مربوط به کارایی سبدهای سهامی که با استفاده از ترجیحات رفتاری ساخته شده‌اند با سبدهایی که با استفاده از اطلاعات گذشته سهام ایجاد شده‌اند، با هم مقایسه شد و نتایج نشان داد کارایی سبدهایی که با استفاده از اطلاعات حافظه سرمایه‌گذار ایجاد شده‌اند، مطلوب‌تر است. هدف اصلی در مدیریت سبد سهام، کمک به سرمایه‌گذار در چیدمان سبد بهینه با توجه به ترجیحات و علایق وی و محیط تصمیم است؛ از این رو سرمایه‌گذار همواره به دنبال تشکیل سبدهای بهینه است تا مطلوبیت آن را افزایش دهد. مطالعات زیادی در زمینه بهینه‌سازی سبد سهام انجام پذیرفته است. موشخیان و نجفی (۱۳۹۴) نتیجه گرفتند که استفاده از گشتاورهای بالاتر، می‌تواند به تولید سبدهای سرمایه‌گذاری بهتری منجر شود. گرکز، عباسی و مقدسی (۱۳۸۹) دریافتند که الگوریتم ژنتیک از کارایی بالایی در حل مسئله بهینه‌سازی سبد سهام برخوردار است. توحیدی (۱۳۹۹) در پژوهش نتیجه گرفت که برخی از تغییرات قیمت اوراق بهادار هیچ دلیل بنیادی نداشته و گرایش احساسی سرمایه‌گذار، نقش مهمی در تعیین قیمت و بازده سهام ایفا می‌کند. در هیچ کدام از پژوهش‌های گذشته از دو معیار حافظه و شاخص احساسات سرمایه‌گذار جهت بهینه‌سازی سبد سهام استفاده نشده است؛ لذا در این پژوهش دو معیار فوق برای بهینه‌سازی لحاظ شد. نتایج بیانگر آن بود که حافظه سرمایه‌گذار عامل مهم‌تری در کارایی سبدهای بهینه شده است. بنابراین سهام شرکت‌هایی که حافظه بلندمدت سرمایه‌گذار نسبت به بازدهی آن‌ها بهتر و مثبت‌تر باشد، وزن بیشتری در سبد بهینه سرمایه‌گذار خواهند داشت. بر اساس نتایج حاصل شده در این پژوهش، پیشنهاد می‌شود از آنجا که در بازارهای مالی، عملکرد سرمایه‌گذاران با توجه به نوع آن‌ها، از حیث میزان ریسک‌پذیری و هوش هیجانی متفاوت است، فعالان حیطه مدیریت دارایی و مدیران سرمایه‌گذاری در پژوهش‌های آتی به بررسی عملکرد و کارایی سبدهای بهینه شده با توجه به سطح ریسک و سوبه‌های رفتاری سرمایه‌گذاران بپردازند.

محدودیت‌ها

از جمله محدودیت‌های پژوهش، می‌توان به وجود انواع تعاریف از حافظه سرمایه‌گذار اشاره کرد که هریک به مؤلفه مورد اشاره نگاه متفاوتی دارند. با توجه به اینکه در این پژوهش، از حافظه نسبتاً بلندمدت سرمایه‌گذار که ملاک آن، بازدهی کل سالیانه ۷ سال گذشته سهام است، استفاده شده (سعی بر این بوده است که بازه زمانی مدنظر، دارای چرخه کامل صعود و نزول باشد)؛ از این رو ممکن است اجرای مدل با دوره‌های زمانی کوتاه‌مدت‌تر، نتایج متفاوتی داشته باشد. در اجرای مدل این پژوهش، فرض بر این بوده است که سرمایه‌گذار عقلانی عمل می‌کند؛ از این رو اجرای مدل با توجه به محدودیت فوق لحاظ شده که ممکن است در صورت وجود سرمایه‌گذاران متفاوت با دیدگاه‌های مختلف، اجرای مدل بهینه‌سازی به کسب نتایج متفاوتی منجر شود. از محدودیت‌های دیگر پژوهش، اجرای مدل بر اساس ۳۹ سهم انتخابی و بر مبنای الگوریتم ژنتیک است که در صورت تغییر سهام منتخب و اجرای سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، ممکن است اجرای مدل به کسب نتایج متفاوتی منجر شود.

منابع

- بدری، احمد و اسکینی، سبحان (۱۳۹۱). آزمون تجربی استراتژی سرمایه‌گذاری معکوس با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها. *دانش حسابداری*، ۳(۱۰)، ۱۳۷-۱۵۶.
- پاکباز کتج، محمود و فرید، داریوش (۱۴۰۱). مقایسه عملکرد مدل‌های بهینه‌سازی با صندوق‌های سرمایه‌گذاری سهامی در بورس اوراق بهادار تهران. *دانش مالی تحلیل اوراق بهادار*، ۱۵(۵۳)، ۱۷۳-۱۸۸.
- توحیدی، محمد (۱۳۹۹). استخراج شاخص ترکیبی گرایش در بورس اوراق بهادار تهران. *مدیریت دارایی و تأمین مالی*، ۲(۲۹)، ۴۹-۶۸.
- تهرانی، رضا؛ فلاح‌پور، سعید و نورعلی‌دخت، حمید (۱۴۰۲). الگوریتم کشف معاملات مشکوک در بورس اوراق بهادار تهران بر اساس مدل معاملات جعلی. *تحقیقات مالی*، ۱(۲۵)، ۲۶-۶۲.
- تهرانی، رضا؛ فلاح‌تفتی، سیما و آصفی، سپهر (۱۳۹۷). بهینه‌سازی سبد سهام به کمک الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو با استفاده از معیارهای مختلف از ریسک در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، ۲۰(۴)، ۴۰۹-۴۲۶.
- تیموری‌آشتیانی، علی؛ حمیدیان، محسن و جعفری، سیده‌محبوبه (۱۴۰۱). ارائه مدل بهینه برای انتخاب سهام مبتنی بر استراتژی‌های معاملاتی مومنتوم، معکوس و هیبریدی با استفاده از الگوریتم GWO. *تحقیقات مالی*، ۲۴(۴)، ۶۲۴-۶۵۴.
- حمیدی فر، حدیث؛ امین‌رستمکلائی، بهنام و وقوعی، هاترا (۱۴۰۰). بهینه‌سازی سبد سهام در سطح صنایع همراه با در نظر گرفتن محدودیت‌ها در عمل: میزان نقدشوندگی، هزینه معاملات، ضریب گردش سبد و خطای تعقیب. *تحقیقات مالی*، ۲۳(۴)، ۵۶۴-۵۹۲.
- خادمی‌گراشی، مهدی و قاضی‌زاده، مصطفی (۱۳۸۶). بررسی عوامل مؤثر بر تصمیم‌گیری سهام‌داران در بورس اوراق بهادار تهران بر مبنای مدل معادلات ساختاری. *دو ماهنامه علمی پژوهشی دانشور رفتار*، ۱۴(۲۳)، ۱-۱۲.

- دمیرچی لو، حامد؛ مرادخانی، بهنام و آقبلاغ، عادل (۱۳۹۰). به‌کارگیری یک الگوریتم ژنتیک دو مرحله‌ای برای انتخاب پرتفوی بهینه سهام در بورس، نهمین همایش سراسری حسابداری ایران.
- رضازاده، حامد؛ پاک‌مرام، عسگر؛ بحری ثالث، جمال و عبدی، رسول (۱۳۹۹). تأثیر سوگیری در پیش بینی سود مدیریت بر رفتار سرمایه‌گذاری شرکت و عدم تقارن اطلاعاتی. *دانش حسابداری*، ۱۱(۴۱)، ۱۳۹-۱۶۷.
- روشنگرزاده، امین و رمضان احمدی، محمد (۱۳۹۰). بررسی عملکرد صندوق‌های سرمایه‌گذاری بر اساس معیارهای های مبتنی بر تئوری فرامردن پرتفوی و ارتباط بین رتبه‌بندی آن‌ها با معیارهای مدرن پرتفوی. *پژوهش‌های حسابداری مالی*، ۳(۷)، ۱۴۳-۱۶۰.
- سعیدی کوشا، مهدی و محبی، سعید (۱۴۰۰). بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از مقایسه الگوهای مختلف تکنیکال. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۲(۴۹)، ۱۰۴-۱۲۵.
- گرکز، منصور؛ عباسی، ابراهیم و مقدسی، مطهره (۱۳۸۹). انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک براساس تعاریف متفاوتی از ریسک. *مجله مدیریت صنعتی دانشگاه علوم انسانی دانشگاه آزاد اسلامی سنندج*، ۵(۱۱)، ۱۱۵-۱۳۶.
- مدرس، احمد و محمدی استخری، نازنین (۱۳۸۷). انتخاب یک سبد سهام از بین سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، *مجله توسعه و سرمایه*، ۱(۱)، ۷۱-۹۲.
- موشخیان، سیامک و نجفی، امیرعباس (۱۳۹۴). بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگوریتم چند هدفه ازدحام ذرات برای مدل احتمالی چنددوره‌ای میانگین - نیم واریانس - چولگی. *مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۶(۲۳)، ۱۳۳-۱۴۷.

References

- Aranha, C. & Iba, H. (2009). The Memetic Tree-based Genetic Algorithm and its application to Portfolio Optimization. *Memetic Computing*, 1, 139-151.
- Badri, A. & Eskini, S. (2012). Contrarian Investment Strategy: an Empirical Test Based on Data Envelopment Analysis. *Journal of Accounting Knowledge*, 3(10), 137-156. (in Persian)
- Bandopadhyaya, A. & Jones, A.L. (2005). Measuring Investor Sentiment in Equity Markets. *Financial Services Forum Publications*, 1-19. Available in: https://scholarworks.umb.edu/financialforum_pubs/6
- Bollerslev, T., Gibson, M. & Zhou H. (2011). Dynamic estimation of volatility risk premia and investor risk aversion from option-implied and realized volatilities. *Journal of Econometrics*, 160, 235-245.
- Demirchilo, H., Moradkhani, B. & Aqbelagh, A. (2011). Applying a two-stage genetic algorithm to select the optimal stock portfolio in the stock market. *The 9th national accounting conference of Iran*. (in Persian)
- Garkaz, M., Abasi, A. & Moghadasi, M., (2010). Selection and optimization of stock portfolio using genetic algorithm based on different definitions of risk. *Journal of Industrial*

- management of University of Humanities, Islamic Azad University of Sanandaj*, 5(11), 115-136. (in Persian)
- Giese, G., Lee, L., Melas, D., Nagy, Z. & Nishikawa L. (2019). Foundations of ESG Investing: How ESG Affects Equity Valuation, Risk, and Performance. *The Journal of Portfolio Management*, 45 (5) 69-83.
- Hamidifard, H., Aminrostamkolae, B. & Voghouei, H. (2021). Stock Portfolios Optimization at the Industry Level Regarding Constraints in Practice: Liquidity, Transaction Cost, Turnover & Tracking-error. *Journal of Financial Research*, 23(4). 564-592. (in Persian)
- Harris, R. D. F. & Mazibas, M. (2022). Portfolio optimization with behavioural preferences and investor memory. *European Journal of Operational Research*, 296, 368-387.
- Kahneman, D. & Tversky, A. (1979). Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47, 263-291.
- Khademi Gherashi, M., Qazizadeh, M. (2007). Investigating the influencing factors on shareholders' decision-making in Tehran Stock Exchange based on the structural equation model. *Scientific Journal of Business Strategies*, 14(23), 1-12. (in Persian)
- Lopes, L. L. (1987). Between hope and fear: The psychology of risk. *Advances in experimental social psychology*, 20, 255-295.
- Markowitz, H. (1952). The utility of wealth. *Journal of Political Economy*, 60(2), 151-158.
- Modarres, A. & Mohammadi, N. (2008). Selecting a stock portfolio from among the stocks of companies accepted in the Tehran Stock Exchange using the genetic algorithm optimization model. *Journal of development and capital*, 1(1), 71-92. (in Persian)
- Mushakhian, S., Najafi, A.A. (2015). Investment portfolio optimization using multi-objective particle swarm algorithm for probabilistic multi-period mean-semi-variance-skewness model. *Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 6(23), 133-147. (in Persian)
- Pakbaz Kataj, M. & Farid, D. (2022). Comparing the performance of optimization models with equity investment funds: evidence from the Tehran Stock Exchange. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 15(53), 173-188. (in Persian)
- Prelec, D. (1998). The probability weighting function. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 497-527.
- Rezazadeh, H., Pakmaram, A., Bahri Sales, J. & Abdi R. (2020). Effect of Bias in Management Earnings Forecasts on Investment Behavior of Firm and Information Asymmetry. *Journal of Accounting Knowledge*, 11(41), 139-167. (in Persian)
- Roshangarzadeh, A. & Ahmadi, M. (2011). Evaluating performance of mutual funds by measures based on post modern portfolio theory and the relationship between their rankings with measures based on modern portfolio theory. *Quarterly Journal of Financial Accounting Research*, 3(6), 143-160. (in Persian)

- Saeidi Kousha, M. & Mohebbi, S. (2022). Optimizing stock portfolios by comparing different technical patterns. *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 12(49), 104-125. (in Persian)
- Statman, M. (2014). Behavioral finance: Finance with normal people. *Borsa Istanbul Review*, 14, 65-73.
- Stoyanov, S., Loh, L. & Fabozzi, F. (2017). How fat are the tails of equity market indices? *International Journal of Finance & Economics*, 22, 181-200.
- Tehrani, R., Fallah Tafti, S., & Asefi, S. (2018). Portfolio Optimization Using Krill Herd Metaheuristic Algorithm Considering Different Measures of Risk in Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 20(4), 409-426. (in Persian)
- Tehrani, R., Fallahpour, S. & Nouralidokht, S. (2023). Developing an Algorithm for Detecting Suspicious Trades in Tehran Stock Exchange Based on Spoof Trading Model. *Journal of Financial Research*, 25(1), 26-62. (in Persian)
- Teymouri Ashtiani, A., Hamidian, M., Jafari, S.M., (2022). Providing the Optimal Model for Stock Selection Based on Momentum, Reverse and Hybrid Trading Strategies Using GWO Algorithm. *Journal of Financial Research*, 24(4), 624-654. (in Persian)
- Tohidi, M., (202). Extracting Composite sentiment Index for Tehran Stock Exchange. *Journal of Asset Management and Financing*, 2(29), 49-68. (in Persian)
- Zhang, Y., Li, X., & Guo S., (2017). Portfolio selection problems with Markowitz's mean-variance framework: a review of literature. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 17, 125-158.