Financial Research Journal

Print ISSN: 1024-8153
Online ISSN: 2423-5377

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

Vahideh Mousavi Kakhki *
*Corresponding Author, PhD Candidate, Department of Financial Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, 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*)

Financial Research Journal, 2024, Vol. 26, No.1, pp. 130-158
Published by University of Tehran, Faculty of Management
https://doi.org/10.22059/FRJ.2023.354113.1007438
Article Type: Research Paper
© Authors
Received: January 28, 2023
Received in revised form: May 25, 2023
Accepted: September 02, 2023
Published online: April 13, 2024

تحقیقات مالی
شاپا چاپی: ۱۰۲۴-۸۱۵۳
شاپا الکترونیکی: ۲۴۲۳-۵۳۷۷

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

وحیده موسوی کاخکی*
* نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: v.mousavi@irfintech.com

ساناز 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؛ 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. تاکنون الگوهای بسیاری برای حل مسئله مدیریت سبد سهام و بهینه‌سازی پرتفوی ارائه شده که هریک با توجه به وضعیت و محدودیت‌هایی طراحی شده است. بهینه‌سازی عبارت است از به حداقل‌رسانی (حداکثررسانی) یک تابع هدف، متشکل از چندین متغیر تصمیم که محدودیت‌های عملکردی را برآورده کند. از طرفی سرمایه‌گذاری، فرایندی در وضعیت‌عدم 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؛ به‌گونه‌ای 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 درنظر 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، به‌منظور انتخاب مؤثرترین معیار در بهینه‌سازی سبد سهام، مدل‌های یادشده دوبه‌دو 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 به‌دست‌آمده گویای مناسب‌بودن 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 به‌دنبال تشکیل سبدی بهینه است تا مطلوبیت وی را افزایش دهد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده 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 دوبه‌دو 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.

تحقیقات مالی، ۱۴۰۳، دوره ۲۶، شماره ۱، صص. ۱۳۱– ۱۵۸
ناشر: دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
نوع مقاله: علمی پژوهشی
© نویسندگان
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

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 یک‌سو به‌دنبال بیشینه‌کردن 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.

مقولهٔ بهینه‌سازی سبد دارایی با توجه به پیشرفت بازارهای مالی، به یکی از موضوعات مهم مطرح در اقتصاد مالی تبدیل شده است؛ به‌گونه‌ای‌که 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 شدهٔ 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. درنظرگرفتن همهٔ 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[1]، 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 درنظرداشتن تمایلات و ترجیحات مختلف سرمایه‌گذاران، یافتن روشی برای برگزیدن یک مجموعهٔ 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

1. Harris & Mazibas

مسائل بهینه‌سازی، هدف پژوهش حاضر، ارائهٔ الگوی بهینه‌سازی سبد سهام تحت معیارهای ترجیحات رفتاری و حافظهٔ سرمایه‌گذار بر اساس الگوریتم ژنتیک است تا با ارائهٔ مدلی کاربردی در بهینه‌سازی سبد سهام، ایدهٔ مدیریت فعال سبد سهام را عملیاتی کند. در زمینهٔ الگوریتم ژنتیک، تحقیقاتی صورت‌گرفته 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 ـ واریانس مارکوویتز، 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.

پیشینهٔ نظری پژوهش

طی سال‌های اخیر تلاش‌های گسترده‌ای در راستای هدایت سرمایه‌گذاران به نحوهٔ سرمایه‌گذاری بهینه صورت‌گرفته و مدل‌های متعددی عرضه شده است. از زمانی که مارکوویتز مدل خود را ارائه کرد، این مدل تغییر و پیشرفت فراوانی در شیوهٔ 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 به‌نظر می‌رسد، در عمل روش‌های فراوانی برای ایجاد پرتفوی بهینه به‌کار گرفته می‌شود؛ مارکوویتز نظریهٔ پرتفولیو مدرن را به‌عنوان یک روش کلاسیک در قالب فرمول ریاضی بیان کرد (مارکوویتز[1]، ۱۹۵۲). الگوی میانگین ـ واریانس مدل‌سازی شده توسط وی، میانگین بازده مورد انتظار را نشان می‌دهد و واریانس بیان‌کننده خطرپذیری پرتفوی است. پس از الگوی مارکوویتز، محققان زیادی به توسعه و اصلاح این الگو اقدام کردند. حتی خود مارکوویتز بعدها بیان کرد که «تحلیل‌های مبتنی بر نیم واریانس، نسبت به تحلیل‌های مبتنی بر واریانس، سبدهای سهام بهتری ایجاد می‌کنند». مارکوویتز 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، لوو و فابوزی[2]، ۲۰۱۷).

به نظر می‌رسد تئوری پرتفوی مارکوویتز، 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 مارکوویتز 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 درعمل 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 درنظر 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[1] است که برای حل نقص‌ها و کاستی‌های نظریهٔ مطلوبیت انتظاری[2] که انتخاب‌های عملی افراد است، ایجاد شد. تئوری چشم‌انداز سه ویژگی متمایز دارد: اول، فرض می‌شود که مقدار (ارزش) یک برایند برای یک فرد، از تغییرات ثروت فرد نسبت به سطح مرجع به‌جای سطح نهایی ثروت او نشئت می‌گیرد. دوم، تابع ارزش S شکل است؛ یعنی از نظر سود مقعر است (منعکس‌کنندهٔ رفتار ریسک‌گریزی) و از نظر زیان محدب است (منعکس‌کنندهٔ رفتار ریسک‌پذیری) و مقدار شیب آن برای زیان بیشتر از سود است. سوم، ارزش برایندهای 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 پیچیدهٔ رفتاری ارائه می‌کند که در محیط‌های آزمایشی مشاهده شده‌اند و تابع مطلوبیت تئوری چشم‌انداز را با درنظرگرفتن تأثیرهای حافظهٔ سرمایه‌گذار بر گزینه‌های سرمایه‌گذاری وی گسترش خواهد داد (هریس و مازیباز، ۲۰۲۲).

استاتمن[3] (۲۰۱۴) یک نظریهٔ پورتفولیوی رفتاری را بر اساس نظریهٔ امنیت ـ پتانسیل/ ایدئال[4] لوپس[5] (۱۹۸۷) و نظریهٔ چشم‌انداز کانمن و تورسکی[6] (۱۹۷۹) توسعه داد. نظریهٔ امنیت ـ 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. نظریهٔ امنیت ـ پتانسیل/ایدئال علاوه بر این، یک محدودیت احتمالی مرتبط با سطح «ایدئال» سود را تحمیل می‌کند. بولرسلیو، گیبسون و ژو[7] (۲۰۱۱) یک مدل انتخاب را در زمان پیوسته بر اساس سه حالت روانی ـ منطقی امید، ترس و ایدئال ارائه دادند و مسئلهٔ 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 ـ ترس، تمایل سرمایه‌گذار به امنیت و پتانسیل را باهم 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 برآن داشتند تا با استفاده از الگوریتم فراابتکاری GWO[8] 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 مومنتوم ساده، بازده اضافه بیشتری را در بازده بلندمدت نصیب سرمایه‌گذاران می‌کند.

بهینه‌سازی سبد سهام

بهینه‌سازی شاخه‌ای از ریاضیات کاربردی است که اهمیت آن هم به‌خاطر تنوع گسترده توابع و هم به‌خاطر 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 مسئلهٔ مورد بررسی ما تعریف می‌شوند.

مسائل متعدد بهینه‌سازی به دو دستهٔ زیر تقسیم می‌شود:

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

ب) مسائل بهینه‌سازی دارای محدودیت: اغلب در مسائل کاربردی، بهینه‌سازی با محدودیت‌هایی صورت می‌گیرد؛ محدودیت‌هایی که در زمینهٔ 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، ناحیهٔ قابل‌قبول در طراحی را مشخص می‌کنند.

مدل‌سازی

در این بخش، با ارائهٔ 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، توسعه‌یافتهٔ مدل مارکوویتز است.

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

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

St:

محدودیت ۱)

$$\sum_{i=1}^{n} c_i = M \leq N \qquad N\epsilon\mathbb{N}\ ,\forall\ i = 1, \ldots, N\ , z_i\epsilon\{0,1\}$$

محدودیت ۲)

$$\sum_{i=1}^{n} x_i c_i z_i \leq \mathrm{B}$$

محدودیت ۳)

$$0 \leq B_{L_i} \leq x_i c_i \leq B_{H_i} \leq \mathrm{B}$$

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 iام $(i = 1, \ldots, N)$؛ $cov(\mu_i, \mu_j)$ کواریانس بین بازده سهم i ام و بازده سهم jام؛ x_i سهم iام در سبد؛ c_i قیمت سهم iام؛ w_i نسبت سهم iام 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 iام در سبد را نشان می‌دهد؛ B کل بودجه در دسترس؛ B_{L_i} حداقل بودجه قابل سرمایه‌گذاری روی سهم iام و B_{H_i} حداکثر بودجه قابل سرمایه‌گذاری روی سهم iام.

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 (جذر واریانس) را به‌عنوان ریسک سبد در نظر می‌گیرند).

این دو هدف، به‌وسیلهٔ پارامتر وزن‌دهی λ با یکدیگر ترکیب شده و در قالب یک هدف به‌صورت $\max \lambda\left(\sum_{i=1}^{N} w_i\,\mu_i\right) - (1-\lambda)\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_i w_j cov(\mu_i, \mu_j)\right)$ درآمده‌اند.

محدودیت ۱، اندازهٔ 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 سرمایهٔ قابل تخصیص به هر سهم از مجموعه سهم‌های در دسترس، حد بالا و حد پایین می‌گذارد. در صورت نبودن چنین محدودیتی ممکن است سرمایهٔ اختصاص‌یافته 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 پایهٔ

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. نکتهٔ 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 به‌صورت 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 مناسب‌بودن (شایستگی) هر کروموزوم را برحسب یک عدد بیان می‌کند (مجموعه‌ای از کروموزوم‌ها در واقع مجموعه‌ای از جواب‌های مسئله است). سپس به‌صورت 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 مرحلهٔ 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 به‌دست‌آمده 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 به‌منظور 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 این‌گونه 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 عدم‌اطمینان ترجیح می‌دهند و طبیعی است که در این حالت می‌توان گفت

سرمایه‌گذاران علاقه‌ای به ریسک ندارند، به بیان دقیق‌تر سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز[1] 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 خُرد نیز به نظریه‌های بیشینه‌سازی مورد انتظار و انتظارات عقلایی و منطقی تردید دارد.

تئوری‌های رفتار مالی در سطح خرد و کلان تأثیرگذارند:

۱. رفتار مالی خرد (BFMI)[2]: 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)[3]: شناخت و تبیین ناهنجاری‌هایی در نظریهٔ 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[4]، اطمینان بیش از اندازه[5]، محافظه‌کاری، آشناگرایی[6]، رویدادگرایی[7]، خطای هاله‌ای[8]، فرا اعتمادی، سازگارگرایی، توان‌پنداری، دیرپذیری، باورگرایی، زیان‌گریزی 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. به‌طورکلی 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[1] (۱۹۹۸) معیاری از رفتار بازار نسبت به ریسک را در زمینه بازارهای ارز توسعه داد، معیاری که او به‌عنوان اشتهای بازار (RAI)[2] برای ریسک توصیفش می‌کند. او عنوان می‌کند که در کوتاه‌مدت، در بازار ارزهای خارجی، اشتهای متغیر بازار برای ریسک، نیرویی غالب و در مواقعی مؤثرترین عامل در بازدهی ارزی است.

باندوپادیایا و جونز[3] (۲۰۰۵) نشان دادند که اندازه‌گیری اشتهای ریسک ایجاد شده توسط پرلس (۱۹۹۸) برای بازار ارز، می‌تواند با موفقیت برای اندازه‌گیری احساست 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)[4] برای گروهی از شرکت‌ها در شاخص بازار سهام تهیه و تعیین کردند. مزیت مدل توسعه‌یافته در مطالعه پرلس (۱۹۹۸) و EMSI ساخته شده توسط پاندوپادیایا و جونز (۲۰۰۵) این است که تغییر در خطرپذیری اساسی بازار، روی اندازهٔ پیشنهادی تأثیر مستقیمی نمی‌گذارد و بنابراین، این اقدامات بادقت 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.

نحوهٔ محاسبه شاخص احساسات بازار سرمایه یا سرمایه‌گذار

در رابطهٔ ۱ بازده روزانه برای هریک 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 محاسبهٔ ضریب هم‌بستگی رتبه‌ای اسپیرمن، بین رتبه بازده روزانه برای هر ورقه بهادار و رتبهٔ 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.

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

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 گذشتهٔ یک دارایی مالی که در این پژوهش، سهام است، نمایندهٔ 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 حافظهٔ گذشته سرمایه‌گذار، از بازدهی گذشتهٔ سهام شکل می‌گیرد. یک سرمایه‌گذار منطقی اساس انتخاب پرتفوی بهینه‌اش حداکثر سود با حداقل ریسک است؛ بنابراین توجه به میزان ریسک و بازدهی گذشتهٔ سهام می‌تواند او را به مطلوبیت انتظاری نزدیک کند. عموماً گنجاندن حافظه سرمایه‌گذار در فرایند انتخاب بهینه پرتفوی باعث تنوع بیشتر پرتفوی سرمایه‌گذار می‌شود.

پیشینهٔ 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.

پاکبازکتج و فرید (۱۴۰۱) مقایسهٔ 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 ـ 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 به‌کار برده شد و سیستمی خبره ایجاد شد که به‌صورت 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 اجـرا کردند و سه معیار ریسک یعنی واریانس، نیم‌واریانس و ریزش مورد انتظار را مورد بررسی قرار دادنـد. نتـایج حـاکی از آن بود که الگوریتم دسته‌های میگو در یافتن مرز کارای پرتفوی در مقایسه با الگوریتم‌های تجمعی ذرات و رقابت استعماری نتایج مطلوب‌تری به‌دست می‌آورد.

در خارج از کشور نیز محققان زیادی در مورد بهینه‌سازی سبد سهام بـا اسـتفاده از روش‌هـای گونـاگون و بررسـی متغیرهای متفاوت پرداخته‌اند.

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

گیس، لی، میلاس، ناگی و نیشاکاوا[1] (۲۰۱۹) در تحقیقات خود به بررسی تأثیر اندازه بر ریسک سیستماتیک صندوق پرداختند. نتایج پژوهش حاکی از آن بود که ریسک سیستماتیک صندوق، تحت‌تأثیر موقعیـت و شـرایط بـازار قـرار دارد. همچنین آنان دریافتند مدیرانی که عملکرد ضعیف‌تری دارند با ریسک سیستماتیک بالاتری مواجه می‌شود.

ژانگ، لی و گائو[2] (۲۰۱۷) در پژوهشی با عنوان «مدل‌های میانگین ـ واریانس برای انتخاب سبد سهام با بازده‌های تصادفی فازی»، از الگوریتم ژنتیک به‌عنوان ابزار حل مـدل‌هـای خـود بهـره بردنـد. در آن پـژوهش بـر مبنـای تئـوری مارکوویتز در مدل میانگین ـ واریانس، نمونه‌های جدیدی از الگوهای میانگین ـ واریانس برای مسائل انتخاب سبد سهام با بازده‌های سرمایه‌گذاری تصادفی فازی ارائه شدند.

آرانا و ایبا[3] (۲۰۰۹) در پژوهشی با عنوان «الگوریتم ژنتیک درختی ممتیک و کاربرد آن در بهینه‌سازی سـبد سـهام» از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کردند. در این پژوهش یک الگوریتم ژنتیـک درختـی معرفـی شد و سپس برای مسئله بهینه‌سازی سبد سهام به‌کار رفت. در این پژوهش سبدهای سهام کوچک‌تـری در سـطح معینـی از اجرا به‌دست آمد. به‌طورکلی این روش شیوه‌های حل قدیمی را تحت سطوح مختلف ریسک ـ بازده بهینه می‌کند.

با توجه به موارد مطرح شده که عمدتاً بر بهینه‌سازی پرتفوی سهام با توجه به سطح ریسک و میزان بازدهی تأکیـد داشتند، در این پژوهش به ارائهٔ الگوی بهینه‌سازی سبد سهام، بر اساس ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گـذار پرداختـه می‌شود. الگوی بهینه‌سازی سبد سهام، بر اساس ترجیحات رفتاری و حافظهٔ سرمایه‌گذار بـا اسـتفاده از الگـوریتم ژنتیـک طراحی و در نهایت، دو الگوی ارائه شده مقایسه شده است. در ادامه به‌منظور بررسی اثر متغیر بازده بازار در بهینـه‌سـازی سبد سهام، بازدهی متغیر بازده بازار و بدون بازده بازار را بر هرکدام از مدل‌ها بررسی شده است.

وجه تمایز مدل ارائه شده در این پژوهش نسبت به پژوهش‌های پیشـین، ایـن اسـت کـه عـلاوه بـر بهینـه‌سـازی سبدسهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک، دو معیار ترجیحات رفتـاری و حافظـهٔ سـرمایه‌گـذار، بـه‌عنـوان دو مؤلفـهٔ اصـلی

1. Giese, Giese, Lee, Melas, Nagy & Nishikawa
2. Zhang & Li & Guo
3. Arana & Iba

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

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر در حوزهٔ 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 بازهٔ زمانی هفت‌ساله، قبل از سال ۱۴۰۰ و نیز شش‌ماههٔ اول سال ۱۴۰۰، از طریق جست‌وجوی اینترنتی و از سایت فناوری اطلاعات بورس اوراق بهادار تهران[1] جمع‌آوری شد.

جدول ۱. شرکت‌های موردمطالعه 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. نفت‌وگاز و پتروشیمی تأمین	تاپیکو	۲۶	بانک‌پارسیان	وپارس
۷	مخابرات ایران	اخابر	۲۷	نفت بهران	شبهرن
۸	پالایش نفت بندرعباس	شبندر	۲۸	پارس خودرو	خپارس
۹	پالایش نفت اصفهان	شپنا	۲۹	کالسیمین	فاسمین
۱۰	گسترش نفت‌وگاز پارسیان	پارسان	۳۰	لابراتوار داروسازی دکتر عبیدی	دعبید
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	توسعهٔ معادن و فلزات	ومعادن	۳۶	فولاد خراسان	فخاس
۱۷	گروه مپنا	رمپنا	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			

1. tsetmc.com

برای تعیین نمونهٔ آماری محدودیت‌هایی اعمال شد: ۱. معاملات سهام شرکت، تأثیر بسزایی در بازدهی شاخص کل داشته باشد؛ ۲. ارزش معاملات سهام شرکت در شش‌ماههٔ اول سال ۱۴۰۰ نسبت به میانگین ارزش معاملات شش‌ماههٔ 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 گذشتهٔ 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 پژوهش

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 حافظهٔ سرمایه‌گذار، بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس کدام معیار، عملکرد بهتر و کارایی مطلوب‌تری دارد؟

متغیرهای پژوهش

ترجیحات رفتاری

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

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

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.

حافظهٔ سرمایهٔ گذار

برای محاسبهٔ حافظهٔ سرمایه‌گذار از ذهنیت سرمایه‌گذار در خصوص وضعیت گذشته سهام استفاده شده است. اگر سرمایه‌گذار در خصوص سهم ذهنیت خوب داشته باشد (حافظهٔ 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 حافظهٔ 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 حالی‌که 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 مورداستفاده قرار می‌گیرد که دارای ماهیت قطعی است، اما در GA [1] از عملگرهای تصادفی استفاده می‌شود. عملگرهای تصادفی فضای جست‌وجو را به‌صورت انطباقی بهبود می‌بخشند.

سه جنبهٔ 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 به‌خوبی عمل کند. می‌توان با تغییرات مختلف، کارایی آن را بهبود بخشید (در صورت وجود) چندین نقطه بهینه را به‌دست آورد یا از الگوریتم‌ها به شکل موازی استفاده کرد.

قبل از نوشتن برنامهٔ الگوریتم ژنتیک در محیط متلب، ابتدا با استفاده از تابع price2ret که در تولباکس [2] متلب موجود است، مقادیر پیش‌بینی‌شدهٔ قیمت از مرحله قبل را به مقادیر بازده تبدیل می‌کنیم. حال از مقادیر بازده به‌عنوان ورودی برای بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنیم. برای نوشتن الگوریتم موردنظر 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 حافظهٔ سرمایه‌گذار، به‌صورت 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)، به‌ترتیب برابر با ۰ و ۱ در نظر گرفته شده است. در مرحلهٔ بعد پارامترهای موردنیاز برای اجرای الگوریتم مذکور تعریف شده است. این پارامترها شامل بیشترین تکرار (MaxIt) و برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

1. Genetic algorithm
2. Toolbox

شروع الگوریتم، ایجاد جمعیت اولیه و جداکردن اعضای نامغلوب جمعیت

هر ژن خصوصیاتی 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 انتخاب‌شدن این خانه‌ها را محاسبه کردیم که شامل جواب‌های نامغلوب است.

حذف اعضای مغلوب و اضافی مخزن

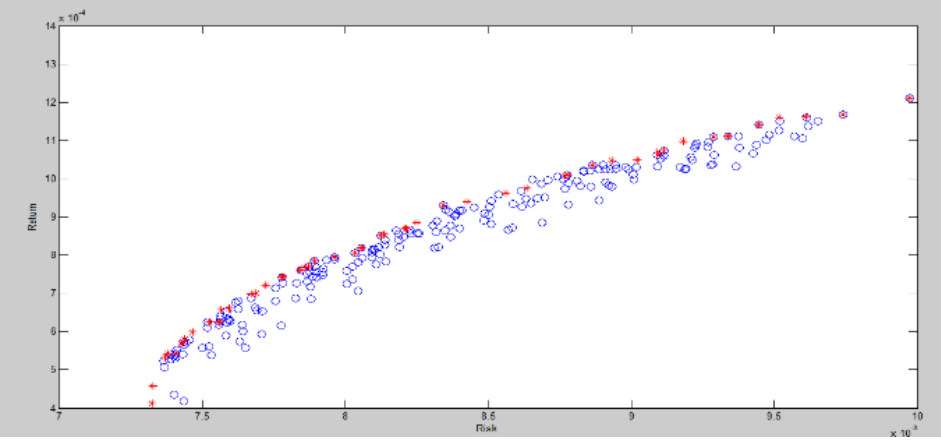
به‌دلیل اینکه هر مخزن ظرفیت مشخصی دارد، بنابراین اگر تعداد جواب‌های نامغلوب تولید شده بیش از این ظرفیت باشد، باید جواب‌های اضافی حذف شوند. همچنین اعضای مغلوب مخزن با توجه به جمعیت جدید نیز باید حذف شوند. در این مرحله حذف اعضای مغلوب و اضافی مخزن انجام می‌گیرد.

شرایط خاتمه الگوریتم

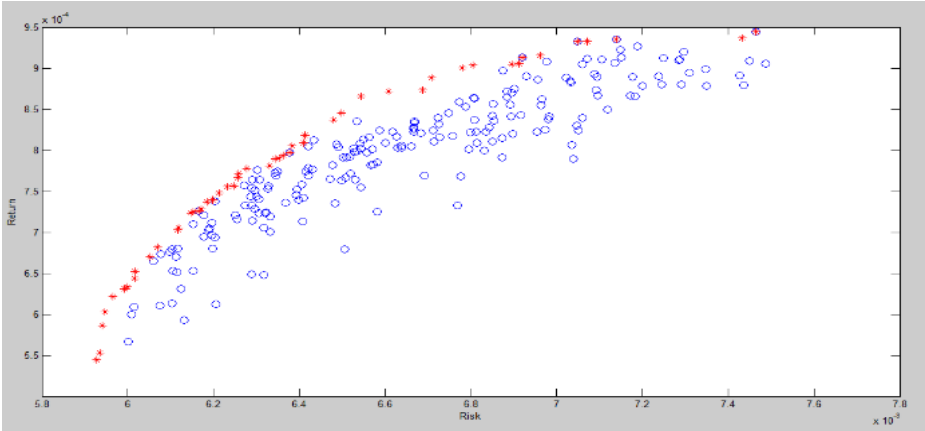
در این پژوهش شرط توقف الگوریتم، رسیدن به بیشترین تعداد تکرار در نظر گرفته شده است. تمامی مراحل و گام‌های گفته شده در نرم‌افزار متلب ۲۰۱۴ سری a نوشته شده و برای ۲ معیار ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار به‌صورت جداگانه با بازدهی بازار و بدون بازدهی بازار اجرا شده است.

یافته‌های پژوهش

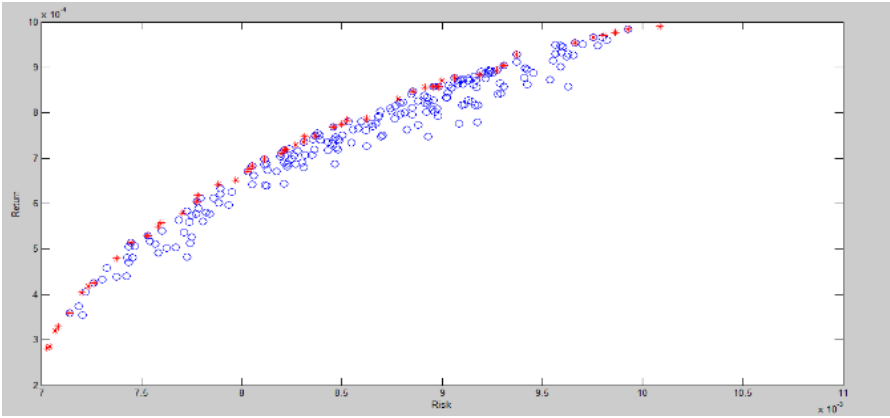
در اشکال زیر، مرز کارای حاصل از اجرای الگوریتم ژنتیک تحت معیارهای مختلف ترجیحات رفتاری و حافظهٔ سرمایه‌گذار بدون درنظرگرفتن معیار بازده بازار و نیز با توجه به معیار بازده بازار نمایش داده شده است.



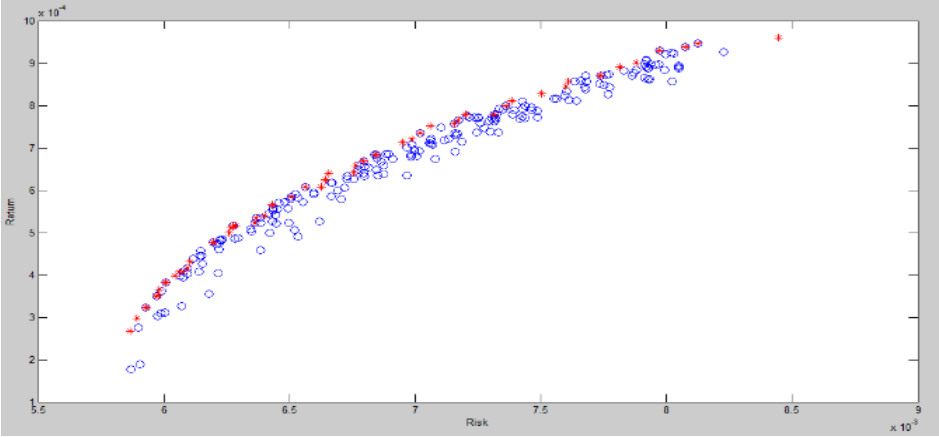
شکل ۱. مرز کارای حاصل از اجرای الگوریتم، تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار بدون در نظرگرفتن بازده بازار



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



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



شکل ٤. مرز کارای حاصل از اجرای الگوریتم، تحت معیار ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار با درنظرگرفتن بازده بازار

در واقع مرز کارا شامل سبدهای سهام مختلفی است که در بین سبدهای ممکن، از لحاظ هـر دو معیـار ترجیحـات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار بهترین عملکرد را دارد.

در ادامه بررسی کردیم که آیا الگوریتم مورداستفادهٔ ما در هم‌گرایی ثبات دارد یا خیر. در واقع بررسی کردیم که آیـا الگوریتم ما برای مثال، در ۱۰ بار تکرار مختلف، جواب‌های یکسانی را داده است یا خیر. بدین منظور الگوریتم موردنظر را برای ۲ مدل مختلف، ۱۰ بار اجرا کردیم که نتایج حاصل به‌صورت جدول زیر است.

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

	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	میانگین	انحراف معیار
ترجیحات رفتاری	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۸۷	۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۸۲	۰/۰۰۰۵
حافظه سرمایه‌گذار	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۸۹	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۹۸	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۷۲	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۰۷

نتایج گویای تفاوت ناچیزی میان جواب‌های حاصل از تکرارهای مختلف است. انحراف معیار نـاچیز بـه‌دسـت‌آمـده برای معیارهای مختلف در ۱۰ بار اجرای الگوریتم، نشان‌دهندهٔ ثبات بالای الگوریتم در اجراهای مختلف و برای ۱۰ تکرار است.

با توجه به عملکرد خوب الگوریتم ژنتیک موردنظر و ثبات هم‌گرایی آن در بهینه‌سازی سبد سهام، نتایج بهینه‌سازی سبد سهام متشکل از ۳۹ سهام موردنظر، برای ۲ مدل تحت معیارهای ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار در جدول۳

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

ترجیحات رفتاری	نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام									
سهم	سبد ۱	سبد ۲	سبد ۳	سبد ٤	سبد ٥	سبد ٦	سبد ۷	سبد ۸	سبد ۹	سبد ۱۰
۱	۰/۰۲۱۶	۰/۰۳۴۶	۰/۰۳۴۶	۰/۰۶۰۰	۰/۰۴۰۱	۰/۰۴۹۷	۰/۰۴۳۵	۰/۰۴۵۷	۰/۰۵۰۷	۰/۰۴۰۰
۲	۰/۰۴۱۵	۰/۰۵۱۴	۰/۰۲۶۹	۰/۰۵۵۴	۰/۰۶۲۳	۰/۰۴۸۹	۰/۰۴۶۸	۰۶۰۱۰۰	۰/۰۵۰۴	۰/۰۲۶۷
۳	۰/۰۴۴۲	۰/۰۵۱۴	۰/۰۳۷۰	۰/۰۳۶۷	۰/۰۶۱۵	۰/۰۴۲۰	۰/۰۴۶۲	۰/۰۶۰۲	۰/۰۵۲۳	۰/۰۵۴۴
۴	۰/۰۵۵۴	۰/۰۴۶۹	۰/۰۴۸۱	۰/۰۶۰۰	۰/۰۶۰۳	۰/۰۳۷۳	۰/۰۴۰۴	۰/۰۲۷۶	۰/۰۴۵۱	۰/۰۴۲۰
۵	۰/۰۳۳۴	۰/۰۵۸۸	۰/۰۴۳۷	۰/۰۴۷۷	۰/۰۳۷۸	۰/۰۴۸۸	۰/۰۳۷۲	۰/۰۵۴۷	۰/۰۴۲۳	۰/۰۳۵۸
۶	۰/۰۱۳۰	۰/۰۰۸۲	۰/۰۴۳۱	۰/۰۵۰۲	۰/۰۰۴۰	۰/۰۱۶۶	۰/۰۲۱۷	۰/۰۱۶۰	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۹۸
۷	۰/۰۱۲۵	۰/۰۱۷۷	۰/۰۱۲۶	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۶۶	۰/۰۲۵۷	۰/۰۱۲۷	۰/۰۱۲۱	۰/۰۰۴۱	۰/۰۱۹۲
۸	۰/۰۲۵۷	۰/۰۳۸۸	۰/۰۲۶۰	۰/۰۱۶۴	۰/۰۲۵۵	۰/۰۴۱۶	۰/۰۲۰۸	۰/۰۱۸۸	۰/۰۵۱۷	۰/۰۲۲۸
۹	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۷۴	۰/۰۱۳۲	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۴۲	۰/۰۲۹۸	۰/۰۱۲۳	۰/۰۲۱۰	۰/۰۲۴۰	۰/۰۱۱۳
۱۰	۰/۰۲۹۹	۰/۰۱۲۴	۰/۰۴۶۳	۰/۰۰۹۹	۰/۰۴۵۹	۰/۰۰۹۰	۰/۰۱۸۵	۰/۰۴۳۲	۰/۰۴۴۹	۰/۰۴۳۵
۱۱	۰/۰۲۱۹	۰/۰۴۲۰	۰/۰۱۷۳	۰/۰۳۳۹	۰/۰۱۰۶	۰/۰۰۹۷	۰/۰۱۸۵	۰/۰۱۸۴	۰/۰۰۳۹	۰/۰۱۳۰
۱۲	۰/۰۵۷۳	۰/۰۵۱۴	۰/۰۴۷۷	۰/۰۵۹۷	۰/۰۶۴۲	۰/۰۳۳۵	۰/۰۴۶۵	۰/۰۵۷۵	۰/۰۴۴۰	۰/۰۳۹۲
۱۳	۰/۰۲۶۲	۰/۰۴۳۶	۰/۰۲۲۹	۰/۰۳۸۰	۰/۰۰۶۶	۰/۰۱۱۵	۰/۰۲۰۱	۰/۰۱۴۳	۰/۰۱۵۳	۰/۰۱۱۰
۱۴	۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۷۴	۰/۰۱۳۱	۰/۰۱۷۶	۰/۰۰۴۴	۰/۰۳۲۰	۰/۰۱۵۳	۰/۰۱۹۷	۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۳۵
۱۵	۰/۰۱۵۷	۰/۰۱۱۶	۰/۰۱۸۱	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۲۹	۰/۰۲۴۰	۰/۰۱۴۸	۰/۰۱۵۳	۰/۰۲۱۴	۰/۰۱۳۰
۱۶	۰/۰۲۲۳	۰/۰۰۸۸	۰/۰۲۱۰	۰/۰۰۴۸	۰/۰۲۱۵	۰/۰۲۳۰	۰/۰۲۸۶	۰/۰۱۷۰	۰/۰۳۲۷	۰/۰۲۲۰
۱۷	۰/۰۵۹۵	۰/۰۴۲۰	۰/۰۴۵۲	۰/۰۵۶۵	۰/۰۵۹۶	۰/۰۴۹۶	۰/۰۴۸۱	۰/۰۶۰۷	۰/۰۵۲۱	۰/۰۴۳۷
۱۸	۰/۰۰۹۵	۰/۰۳۰۴	۰/۰۱۸۸	۰/۰۲۸۵	۰/۰۳۸۰	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۷۲	۰/۰۱۴۳	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۴۵
۱۹	۰/۰۴۵۰	۰/۰۳۸۰	۰/۰۴۵۴	۰/۰۶۰۰	۰/۰۴۵۷	۰/۰۴۸۷	۰/۰۳۷۱	۰/۰۵۵۳	۰/۰۵۲۵	۰/۰۳۷۴

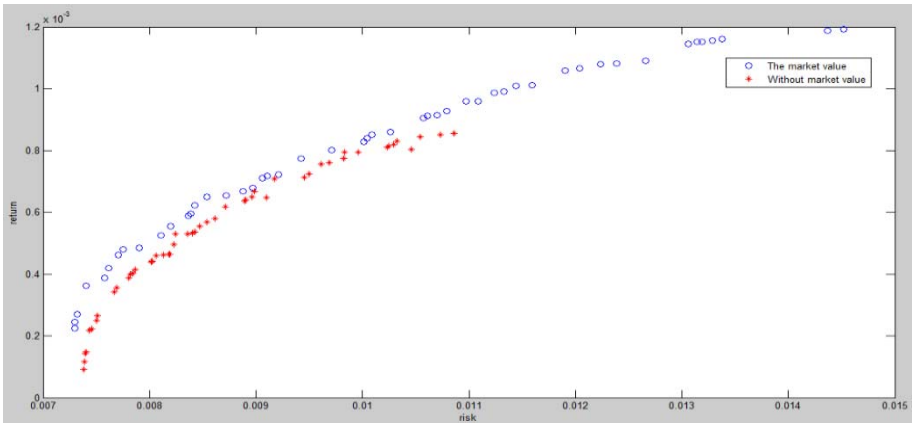
ترجیحات رفتاری	نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام									
سهم	سبد ۱	سبد ۲	سبد ۳	سبد ۴	سبد ۵	سبد ۶	سبد ۷	سبد ۸	سبد ۹	سبد ۱۰
۲۰	۰/۰۳۰۹	۰/۰۱۸۸	۰/۰۳۳۹	۰/۰۲۹۳	۰/۰۴۶۱	۰/۰۳۲۴	۰/۰۳۹۷	۰/۰۱۷۳	۰/۰۳۷۸	۰/۰۴۱۰
۲۱	۰/۰۲۱۱	۰/۰۰۶۷	۰/۰۱۲۰	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۴۳	۰/۰۰۶۴	۰/۰۱۴۰	۰/۰۱۱۰	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۹۱
۲۲	۰/۰۰۶۳	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۶۸	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۲۵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

جدول ٤. نسبت سرمایه‌گذاری در هر سبد سهام با توجه به حافظه سرمایه‌گذار

حافظه سرمایه‌گذار	نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام									
سهم	سبد ۱	سبد ۲	سبد ۳	سبد ٤	سبد ٥	سبد ٦	سبد ۷	سبد ۸	سبد ۹	سبد ۱۰
۱	۰/۰۱۶۸	۰/۰۵۶۹	۰/۰۴۱۵	۰/۰۳۳۲	۰/۰۴۶۵	۰/۰۴۶۴	۰/۰۵۷۲	۰/۰۶۰۵	۰/۰۵۲۹	۰/۰۵۲۸
۲	۰/۰۸۲۵	۰/۰۴۲۰	۰/۰۵۱۱	۰/۰۴۵۴	۰/۰۶۱۷	۰/۰۷۱۷	۰/۰۷۵۲	۰/۰۵۸۵	۰/۰۵۷۸	۰/۰۵۶۹
۳	۰/۰۷۴۹	۰/۰۴۵۸	۰/۰۵۱۲	۰/۰۵۶۷	۰/۰۵۹۸	۰/۰۳۱۰	۰/۰۰۷۳	۰/۰۴۳۹	۰/۰۴۱۹	۰/۰۴۱۹
۴	۰/۰۳۰۶	۰/۰۴۸۳	۰/۰۵۰۰	۰/۰۴۴۰	۰/۰۵۳۲	۰/۰۱۷۶	۰/۰۷۱۵	۰/۰۵۷۷	۰/۰۴۳۷	۰/۰۴۸۷
۵	۰/۰۷۳۱	۰/۰۴۸۷	۰/۰۵۴۵	۰/۰۴۲۳	۰/۰۵۷۳	۰/۰۶۹۰	۰/۰۷۵۲	۰/۰۶۹۳	۰/۰۶۱۳	۰/۰۵۷۴
۶	۰/۰۰۱۶	۰/۰۲۲۹	۰/۰۱۴۶	۰/۰۲۹۹	۰/۰۰۹۱	۰/۰۲۳۸	۰/۰۰۲۰	۰/۰۴۹۴	۰/۰۳۷۸	۰/۰۲۳۶
۷	۰/۰۱۰۵	۰/۰۱۰۵	۰/۰۰۶۳	۰/۰۱۵۷	۰/۰۰۵۳	۰/۰۲۶۰	۰/۰۰۴۲	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۴۱	۰/۰۱۰۵
۸	۰/۰۴۵۲	۰/۰۱۵۸	۰/۰۴۹۲	۰/۰۳۷۴	۰/۰۲۶۲	۰/۰۴۸۳	۰/۰۶۶۹	۰/۰۳۵۸	۰/۰۳۴۲	۰/۰۲۷۴
۹	۰/۰۱۹۶	۰/۰۲۱۴	۰/۰۰۶۳	۰/۰۲۰۴	۰/۰۲۷۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۰۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۲۸
۱۰	۰/۰۱۶۴	۰/۰۳۸۱	۰/۰۵۲۹	۰/۰۴۶۶	۰/۰۴۱۴	۰/۰۳۶۸	۰/۰۷۵۲	۰/۰۲۴۷	۰/۰۵۵۳	۰/۰۵۲۵
۱۱	۰/۰۱۶۷	۰/۰۰۹۶	۰/۰۱۹۴	۰/۰۱۱۸	۰/۰۰۲۶	۰/۰۲۰۸	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۵۵	۰/۰۰۷۰	۰/۰۰۴۴
۱۲	۰/۰۵۶۹	۰/۰۵۱۷	۰/۰۵۶۶	۰/۰۴۹۴	۰/۰۶۱۷	۰/۰۷۱۲	۰/۰۶۳۰	۰/۰۷۴۵	۰/۰۶۳۰	۰/۰۵۲۳
۱۳	۰/۰۶۵۱	۰/۰۰۵۰	۰/۰۱۴۷	۰/۰۰۸۳	۰/۰۰۶۲	۰/۰۲۰۲	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۷۴	۰/۰۰۹۷	۰/۰۰۷۶
۱۴	۰/۰۱۶۷	۰/۰۱۴۹	۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۹۳	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۳۳	۰/۰۳۸۰	۰/۰۱۰۵	۰/۰۰۹۶	۰/۰۱۳۹
۱۵	۰/۰۰۴۹	۰/۰۲۴۱	۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۵۵	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۲۴	۰/۰۱۳۹	۰/۰۰۹۷	۰/۰۱۸۸
۱۶	۰/۰۵۳۰	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۶۹	۰/۰۱۱۳	۰/۰۱۳۱	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۰۸	۰/۰۱۱۹
۱۷	۰/۰۶۰۱	۰/۰۵۵۱	۰/۰۵۶۸	۰/۰۵۶۸	۰/۰۶۰۹	۰/۰۷۲۱	۰/۰۶۵۷	۰/۰۶۷۴	۰/۰۶۲۱	۰/۰۴۹۰
۱۸	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۳۰	۰/۰۰۴۶	۰/۰۰۶۴	۰/۰۲۰۴	۰/۰۱۴۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۱۲
۱۹	۰/۰۷۵۵	۰/۰۳۰۷	۰/۰۴۳۳	۰/۰۴۳۹	۰/۰۵۱۵	۰/۰۷۲۱	۰/۰۷۵۲	۰/۰۴۷۸	۰/۰۳۴۹	۰/۰۲۷۹
۲۰	۰/۰۰۴۳	۰/۰۵۳۴	۰/۰۳۳۲	۰/۰۳۷۴	۰/۰۳۲۳	۰/۰۵۰۶	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۰۴	۰/۰۳۷۵	۰/۰۴۸۳
۲۱	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۷۸	۰/۰۱۰۳	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۳۲	۰/۰۲۳۸
۲۲	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۳۶	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۶۱	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۴۵
۲۳	۰/۰۰۶۵	۰/۰۴۵۴	۰/۰۲۹۰	۰/۰۳۸۱	۰/۰۱۷۶	۰/۰۳۱۱	۰/۰۲۵۹	۰/۰۱۲۱	۰/۰۲۰۹	۰/۰۲۸۷
۲۴	۰/۰۱۵۶	۰/۰۱۶۶	۰/۰۱۱۲	۰/۰۱۵۹	۰/۰۲۰۶	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۲۱	۰/۰۳۵۲	۰/۰۲۶۲
۲۵	۰/۰۰۸۰	۰/۰۲۷۹	۰/۰۱۶۵	۰/۰۲۵۳	۰/۰۲۷۸	۰/۰۰۸۹	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۸۳	۰/۰۲۰۰	۰/۰۱۳۲
۲۶	۰/۰۰۷۵	۰/۰۲۳۴	۰/۰۱۲۹	۰/۰۳۴۴	۰/۰۰۹۸	۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۳۹	۰/۰۱۳۲	۰/۰۳۱۰	۰/۰۲۴۹
۲۷	۰/۰۲۷۴	۰/۰۴۲۸	۰/۰۲۳۸	۰/۰۳۲۵	۰/۰۲۱۰	۰/۰۵۰۷	۰/۰۲۲۷	۰/۰۴۰۶	۰/۰۵۲۴	۰/۰۳۹۶
۲۸	۰/۰۱۴۸	۰/۰۲۷۸	۰/۰۴۹۰	۰/۰۳۵۹	۰/۰۵۵۵	۰/۰۵۸۳	۰/۰۳۸۱	۰/۰۶۶۰	۰/۰۴۰۶	۰/۰۳۱۱
۲۹	۰/۰۱۷۷	۰/۰۲۳۴	۰/۰۱۳۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۰۰	۰/۰۳۴۰	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۵۰	۰/۰۰۹۷
۳۰	۰/۰۱۱۵	۰/۰۲۲۳	۰/۰۳۳۳	۰/۰۳۱۷	۰/۰۵۱۱	۰/۰۳۱۵	۰/۰۳۳۲	۰/۰۴۶۷	۰/۰۳۸۱	۰/۰۳۹۷

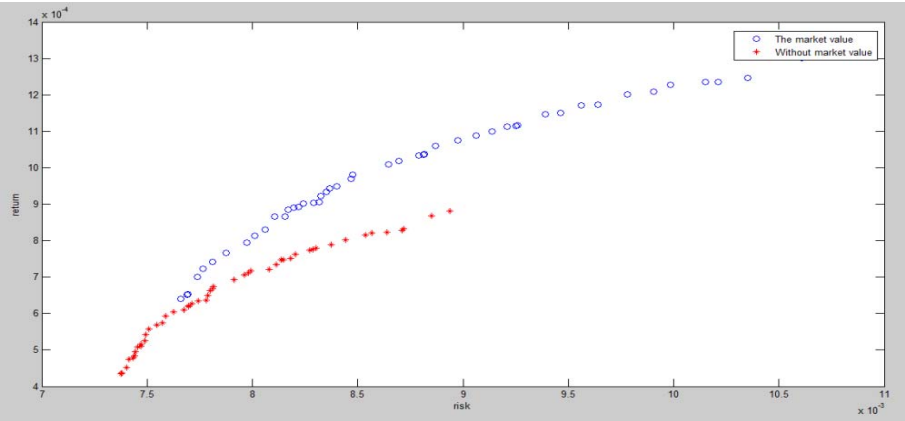
حافظه سرمایه‌گذار	نسبت سرمایه‌گذاری شده در سبد سهام									
سهم	سبد ۱	سبد ۲	سبد ۳	سبد ۴	سبد ۵	سبد ۶	سبد ۷	سبد ۸	سبد ۹	سبد ۱۰
۳۱	۰/۰۱۶۷	۰/۰۴۳۹	۰/۰۴۵۴	۰/۰۴۸۶	۰/۰۴۲۰	۰/۰۲۱۴	۰/۰۰۴۰	۰/۰۵۵۸	۰/۰۲۲۰	۰/۰۳۳۲
۳۲	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۸۳	۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۷۰	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۹۷
۳۳	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۷۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۵۷
۳۴	۰/۰۱۶۲	۰/۰۱۳۲	۰/۰۳۷۱	۰/۰۱۲۸	۰/۰۳۰۹	۰/۰۱۲۴	۰/۰۳۱۰	۰/۰۰۵۸	۰/۰۱۳۲	۰/۰۰۸۸
۳۵	۰/۰۱۲۸	۰/۰۲۰۰	۰/۰۱۰۴	۰/۰۲۲۵	۰/۰۱۷۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۸۰	۰/۰۲۲۴
۳۶	۰/۰۰۶۵	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۹۸	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۴۹	۰/۰۱۱۸
۳۷	۰/۰۱۶۷	۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۴۲	۰/۰۱۱۲	۰/۰۱۷۰	۰/۰۱۰۳
۳۸	۰/۰۶۰۱	۰/۰۲۴۵	۰/۰۲۷۵	۰/۰۳۹۶	۰/۰۳۰۷	۰/۰۵۶۱	۰/۰۷۵۲	۰/۰۴۲۹	۰/۰۱۹۹	۰/۰۲۴۰
۳۹	۰/۰۱۵۲	۰/۰۲۹۳	۰/۰۲۱۹	۰/۰۲۴۶	۰/۰۱۹۴	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۰۰	۰/۰۲۱۴	۰/۰۳۰۵	۰/۰۲۳۱
مجموع اوزان	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰
بازده سبد	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۴
ریسک سبد	۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۷۶	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۸۸	۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۷۴	۰/۰۰۷۳

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 کارای سبدهای سهامی است که در آن متغیر بازده بازار در نظر گرفته شده است و ستاره‌های قرمزرنگ مرز کارای 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 به‌سمت چپ متمایل است (دایره‌های آبی‌رنگ) و این نشان‌دهندهٔ 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 ٦. مقایسه بین مرز کارا در دو حالت استفاده از متغیر بازده بازار و بدون متغیر بازده بازار تحت معیار حافظه سرمایه‌گذار

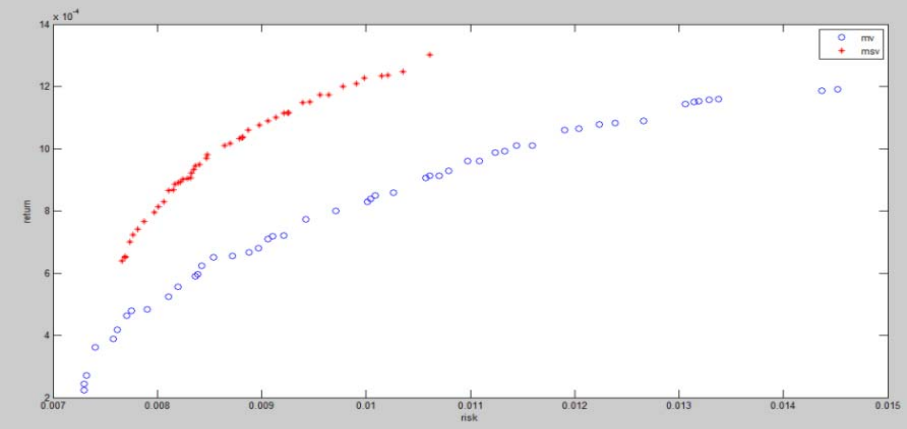
همان‌طور که در شکل ۶ مشخص است، مرز کارای مدل تحت حافظه سرمایه‌گذار با استفاده از متغیر بازده بازار، تا حد زیادی شبیه به مرز کارا در زمانی است که از این متغیر استفاده نشود؛ اما با این حال، این مرز کارا بیشتر به‌سمت چپ متمایل است (دایره‌های آبی‌رنگ) و این نشان‌دهندهٔ این موضوع است که برای مقادیر بازده 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

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

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

به‌دنبال 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 کارای مدل ترجیحات رفتاری و حافظه سرمایه‌گذار با استفاده از متغیر بازده بازار

همان‌طور که در شکل ۷ ملاحظه می‌شود، مرز کارای مدل تحت معیار حافظهٔ سرمایه‌گذار، بالاتر از مرز کارای مدل تحت معیار ترجیحات رفتاری قرار گرفته است (دایره‌های قرمزرنگ) و همچنین، این مرز کارا بیشتر به‌سمت چپ متمایل است؛ یعنی برای مقادیر بازده یکسان ریسک کمتری دارد. بنابراین حافظهٔ 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 به‌صورت دقیق نشان دهیم که کدام معیار بهترین عملکرد را دارد، به مقایسهٔ 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 ٦. مقایسهٔ 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 حافظهٔ سرمایه‌گذار ایجاد شده است، نسبت به ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذار بیشتر است. نتایج مربوط به کارایی سبدهای سهام ایجاد شده تحت معیار ترجیحات رفتاری و حافظهٔ سرمایه‌گذار، مطابق با نتایج مربوط به مقایسهٔ نمودار مرز کارا است.

بنابراین، زمانی که می‌خواهیم به ساخت و بهینه‌سازی سبد سهام بپردازیم، مدل میانگین تحت معیار حافظهٔ 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 ارائهٔ الگویی برای بهینه‌سازی سبد سهام، تحت ۲ معیار ترجیحات رفتاری و حافظ سرمایه‌گذار پرداخته شد؛ به‌گونه‌ای 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، به‌منظور انتخاب مؤثرترین معیار در بهینه‌سازی سبد سهام، به مقایسهٔ دوبه‌دو مدل‌های مذکور پرداخته شد که نتایج نشان داد «معیار حافظهٔ 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. نتیجهٔ به‌دست‌آمده بیانگر آن بود که معیار حافظهٔ 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 مورداستفاده 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 حافظهٔ سرمایه‌گذار ایجاد شده‌اند، مطلوب‌تر است. هدف اصلی در مدیریت سبدسهام، کمک به سرمایه‌گذار در چیدمان سبد بهینه با توجه به ترجیحات و علایق وی و محیط تصمیم است؛ از این رو سرمایه‌گذار همواره به‌دنبال تشکیل سبدی بهینه است تا مطلوبیت آن را افزایش دهد. مطالعات زیادی در زمینهٔ 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 تعین قیمت و بازده سهام ایفا می‌کند. در هیچ‌کدام 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 حافظهٔ سرمایه‌گذار عامل مهم‌تری در کارایی سبدهای بهینه شده است. بنابراین سهام شرکت‌هایی که حافظهٔ بلندمدت سرمایه‌گذار نسبت به بازدهی آن‌ها بهتر و مثبت‌تر باشد، وزن بیشتری در سبد بهینهٔ 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 حیطهٔ مدیریت دارایی و مدیران سرمایه‌گذاری در پژوهش‌های آتی به بررسی عملکرد و کارایی سبدهای بهینه شده با توجه به سطح ریسک و سویه‌های رفتاری سرمایه‌گذاران بپردازند.

محدودیت‌ها

از جمله محدودیت‌های پژوهش، می‌توان به وجود انواع تعاریف از حافظهٔ سرمایه‌گذار اشاره کرد که هریک به مؤلفه مورد اشاره نگاه متفاوتی دارند. با توجه به اینکه در این پژوهش، از حافظهٔ نسبتاً بلندمدت سرمایه‌گذار که ملاک آن، بازدهی کل سالیانهٔ ۷ سال گذشته سهام است، استفاده شده (سعی بر این بوده است که بازهٔ زمانی مدنظر، دارای چرخهٔ 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 بادیدگاه‌های 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*، ۲۵(۱)، 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.

خادمی گراشی، 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 سرمایه گذاری بر اساس معیارهای های مبتنی بر تئوری فرامدرن 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 ـ نیم واریانس ـ 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., Aminrostamkolaee, 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 forDetecting 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 HybridTrading 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.