

Presenting a Hybrid Model Based on Fuzzy Analytic Hierarchy Process Methods and Multi-Objective Fuzzy Goal Programming for Stock Portfolio Formation

Hamidreza Rezaei¹, Abdollah Hadi-Vencheh², Hosein Arman³, Mehdad Nikbakht⁴

Received: 15/11/2024

Accepted: 09/01/2025

Extended Abstract

The issue of choosing stock portfolio has always been one of the concerns of stock market activists. Optimizing the stock portfolio can create more financial benefits for investors and bring them a safer investment. Therefore, in this research, in order to present the optimization model of the stock portfolio by considering the uncertainty, the fuzzy multi-objective ideal programming method was used. To achieve this goal, listed companies were first selected for investment. Then, 6 indicators were considered to form the portfolio, which are price-to-earnings ratio (P/E), volume, return on equity (ROE), β coefficient, return on capital, and liquidity rating. The weight of these indicators was obtained using the Fuzzy Hierarchical Analysis Process (FAHP) method. Also, the values of these indicators were extracted for the considered companies. Then, each of these indicators was considered as an ideal goal, and its desirable and undesirable values were extracted, and based on that, a fuzzy membership function was obtained for each goal. Finally, a fuzzy ideal planning model was designed. By solving this model, it was determined how much the share of each company should be in forming the portfolio. The research findings showed that from the experts' point of view, P/E ratio, β coefficient, and liquidity rank are the most important indicators for portfolio formation. In addition, the research findings showed that only two companies out of the six companies considered should participate in portfolio formation in order to maximize the overall satisfaction achieved.

1..PhD Student, Department of Management, Na.C., Islamic Azad University, Najafabad, Iran.

2.Full Professor, Department of Mathematics, Is.C., Islamic Azad University, Isfahan, Iran (Corresponding Author). AHadi@khuisf.ac.ir

3..Assistant Professor, Department of Management, Mo.C., Islamic Azad University, Mobarakeh, Isfahan, Iran.

4.Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Na.C., Islamic Azad University, Najafabad, Iran.

How to cite this article: Rezaei, H., Hadi Vinche, A., Arman, M. H., & Nikbakht, M. (2025). Presenting a Hybrid Model Based on Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Multi-Objective Fuzzy Goal Programming for Portfolio Selection. *Modern Management Engineering*, 11(1), 304-338 [In Persian]

 <https://doi.org/10.71652/JMEM.2025.1190571>

Introduction

Investment in the stock exchange has attracted the attention of many investors. Constructing a portfolio in this market provides greater financial benefits and ensures a more secure investment for them.

Literature Review

Numerous studies have been conducted to present portfolio optimization models. This study also adopts a hybrid approach, with the main objective of determining the share of each selected company in portfolio construction.

Research Methodology

Given that the primary approach of this research is based on mathematical models, the study can be categorized as descriptive-analytical. The approach comprises two main phases. Phase one includes three steps: initially, portfolio selection indicators were extracted from the literature, including various financial ratios, profitability ratios, operational ratios, trading volume, return on assets, and others. These indicators were then presented to investors, who selected six key indicators for portfolio construction: Price-to-Earnings Ratio (P/E), Volume, Liquidity Rank, Return on Equity (ROE), Beta Coefficient (β), and Return on Capital. Finally, the weights of these indicators were determined by experts using the Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP).

Results

The results of the first phase indicated that the most important indicators according to experts were P/E ratio, β coefficient, and liquidity rank, with respective weights of 0.365, 0.221, and 0.212. Assigning weights to these indicators was essential due to the differing importance attributed to them by experts. The fuzzy version of AHP was used in this study because the experts preferred to express approximate rather than precise judgments. Therefore, to handle the uncertainty stemming from these approximate judgments, the fuzzy AHP method was employed. The second phase of the study, comprising four steps, focuses on determining the optimal share of six companies in the portfolio.

Discussion and Conclusion

The optimal companies, identified by their stock symbols (Khazin, Abad, Abada, Pelask, Kodma, and Ghargji), were selected based on investors' opinions. Initially, model requirements and assumptions were defined. The assumptions include:

- The proposed model is a multi-asset, single-period, multi-objective portfolio optimization model.
- The model includes six objectives for optimizing the portfolio.
- The weights of the objectives are different and are derived using expert judgment and the FAHP method.

Next, membership functions for the six selected indicators were developed using real-world data. Each fuzzy goal's membership function was based on the best and worst values of its corresponding indicator, assigned degrees of membership 1 and 0, respectively. A weighted relationship was then derived to construct the membership function for each indicator across all companies. These membership functions formed the basis for designing the fuzzy objective functions of the multi-objective optimization model. Ultimately, a weighted fuzzy multi-objective optimization model was designed, through which the weight and share of each company in the portfolio were determined. The Max-Min approach was used to solve this model.

Conflict of Interest

The author (s) of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

Keywords: stock portfolio, fuzzy hierarchical analysis process, fuzzy multi-objective programming, fuzzy sets, goal programming

JEL Classification : C38, C61, G32

ارائه یک مدل ترکیبی مبتنی بر روشهای فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی و برنامه‌ریزی آرمانی فازی چندهدفه به منظور تشکیل سبد سهام

حمیدرضا رضائی^۱، عبدالله هادی وینچه^۲، محمدحسین آرمان^۳، مهرداد نیکبخت^۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۲۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۲۵

چکیده

هدف: هدف این پژوهش، ارائه یک مدل ترکیبی برای بهینه‌سازی سبد سهام در شرایط عدم قطعیت، با تلفیق نظرات خبرگان و تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندهدفه فازی است.

روش‌شناسی پژوهش: در این پژوهش با رویکردی ترکیبی، ابتدا ۶ شاخص کلیدی با روش فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی (FAHP) وزن‌دهی شدند. سپس، یک مدل برنامه‌ریزی آرمانی فازی چندهدفه برای تعیین سهم بهینه هر شرکت در سبد سهام طراحی و حل گردید.

یافته‌ها: از دید خبرگان، شاخص‌های نسبت P/E، ضریب بتا و رتبه نقدشوندگی، مهم‌ترین معیارها بودند. نتایج مدل نشان داد که برای حداکثرسازی رضایت، تنها دو شرکت از شش شرکت مورد بررسی باید در سبد سهام مشارکت داشته باشند.

اصالت / ارزش افزوده علمی: نوآوری این پژوهش در ارائه یک مدل کاربردی است که با تلفیق نظرات کیفی خبرگان و بهینه‌سازی ریاضی تحت شرایط فازی، راهکاری شفاف و علمی برای مسئله پیچیده انتخاب سبد سهام ارائه می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: سبد سهام، فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی، برنامه‌ریزی چندهدفه فازی، مجموعه‌های فازی، برنامه‌ریزی آرمانی. طبقه‌بندی موضوعی: C38, C61, G32

۱. دانشجوی دکتری، گروه مدیریت، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران.

۲. استاد تمام، گروه ریاضی، واحد اصفهان (خوراسگان)، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران (نویسنده مسئول).

AHadi@khuisf.ac.ir

۳. استادیار، گروه مدیریت، واحد مبارکه، دانشگاه آزاد اسلامی، مبارکه، اصفهان، ایران.

۴. استادیار، گروه مهندسی صنایع، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران.

نحوه استناد به مقاله: رضائی، ج.، هادی وینچه، ع.، آرمان، م. ح.، و نیکبخت، م. (۱۴۰۴). ارائه یک مدل ترکیبی مبتنی بر روش‌های فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی و برنامه‌ریزی آرمانی فازی چندهدفه به منظور تشکیل سبد سهام. مهندسی مدیریت نوین، ۱۱(۱)، ۳۰۴-۳۳۸.

۱- مقدمه

سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، به‌عنوان یکی از انواع ابزارهای مالی، همواره مورد توجه بسیاری از سرمایه‌گذاران بوده است. یکی از روش‌های سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، خرید سهام عادی است. اما نوسان‌پذیری سهام همه شرکت‌های حاضر در بورس و حتی شرکت‌های حاضر در یک صنعت خاص نیز با هم برابر نیستند و سهام عادی برخی از شرکت‌ها نوسان‌پذیری بیشتری نسبت به سهام دیگر شرکت‌ها از خود نشان می‌دهند. این سبب می‌شود که خرید سهام یک شرکت با نوسان‌پذیری زیاد قیمتی ریسک زیادی را برای سرمایه‌گذار به بار آورد. در ادبیات مالی، یکی از راه‌های کاهش ریسک خرید سهام عادی، سرمایه‌گذاری در سبد سهام به‌جای خرید یک سهم عادی معرفی شده است. پرتفولیو^۱ یا سبد سهام را می‌توان ترکیب مناسبی از اوراق بهادار در نظر گرفت که یک سرمایه‌گذار خریداری نموده و به‌منظور کسب بازده موردنظر خود برای مدت مشخصی نگهداری می‌کند.

تشکیل سبد سهام بهینه مهم‌ترین تصمیم افراد و مؤسسات سرمایه‌گذار در بورس اوراق بهادار است و از گذشته جزو مسائل مهم موردبحث در ادبیات مالی بوده است. انتخاب سبد یکی از چالش برانگیزترین مسائل تصمیم‌گیری برای یک سرمایه‌گذار است، زیرا مربوط به تصمیم‌گیری در مورد تخصیص سرمایه موجود به زیر مجموعه‌ای از اوراق بهادار در میان گزینه‌های موجود است، به‌طوری که سرمایه‌گذاری حاصل در یک سبد بازده مورد نظر را به‌همراه داشته‌باشد درحالی که کمترین ریسک ممکن را در بر داشته‌باشد (Jalota et al., 2024). از این‌رو در طول سال‌ها الگوهایی برای انتخاب سبد سهام ارائه شده که باگذشت زمان پژوهشگران آن‌ها را موردبررسی قرار داده و ایرادات هر یک را مشخص کرده‌اند و در ادامه الگوی دیگری به‌عنوان جایگزین معرفی کرده‌اند. نکته حائز اهمیت این است که نوسانات بازار بورس معمولاً غیرقابل‌پیش‌بینی بوده و از این‌رو انتخاب سبد بهینه نیازمند آموزش، برنامه‌ریزی و تدوین استراتژی سرمایه‌گذاری بر اساس مطلوبیت سرمایه‌گذاران بر مبنای بازده مورد انتظار آن‌ها و تعیین میزان پذیرش ریسک آن‌ها است. تشکیل سبد سهام می‌تواند در نتیجه تصمیم نامرتب سرمایه‌گذار یا در نتیجه برنامه‌ریزی سنجیده‌وی باشد (Alexander et al., 2017). تصمیم‌گیری در خصوص تشکیل سبد سهام عموماً مبتنی شاخصهای مالی اخذ می‌گردند زیرا عملکرد مالی یک شرکت از مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر بازده سرمایه‌گذاری محسوب می‌گردد (Witkowska et al., 2021). یک مدیر سبد همچنین در تلاش است ریسک غیر سیستماتیک سرمایه‌گذاری خود را کاهش دهد که این کار را می‌تواند با تنوع بخشی به سبد سهام و تعداد زیاد سهام انجام دهد (Puerto et al., 2020).

^۱ Portfolio

سرمایه‌گذاران زیادی به‌طور فعال از سبد سهام برای بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری خود استفاده می‌کنند (Chen et al., 2023). تخصیص بهینه منابع در سرمایه‌گذاری و مدیریت سبد سهام یک امر مهم و ضروری است (Fu et al., 2013) زیرا تخصیص اشتباه تأثیر منفی بر بازگشت سرمایه دارد، درحالی‌که تخصیص صحیح منابع می‌تواند موجب شکل‌گیری تشکیل سبد سهامی با ریسک کم و بازده بالا می‌شود. به‌عبارت دیگر، سبد سهام بهینه ترکیب مناسبی از سهام را نشان می‌دهد که سبب می‌شود ریسک کلی سرمایه‌گذاری کاهش یابد بدون اینکه تأثیری منفی بر بازده مورد انتظار داشته‌باشد (Abolmakarem et al., 2024). مدیریت سبد سهام ارتباط دارد با تصمیم‌گیری درباره مسائلی همچون خرید، نگهداری، و فروش سهام بدون ریسک و دارای ریسک در طی زمان که در تطابق با ترجیحات سرمایه‌گذار نیز باشد (Deep et al., 2009). یک سبد سهام ممکن است شامل هم سهام مشابه و هم سهام متفاوت باشد. به‌عبارت دیگر، سبد سهام شامل سهام‌های مختلفی است که خصوصیات متفاوتی از ریسک و بازده دارند. در نتیجه، تجزیه و تحلیل سبد سهام درواقع تحلیلی از خصوصیات ریسک و بازده سهام‌های موجود در پرتفوی و تغییراتی است که هر سهم با سایر سهام به دلیل تعامل بین آنها و تأثیر هر یک بر دیگری دارد (Yurtsal et al., 2022). در استراتژی‌های سرمایه‌گذاری سبد سهام، توضیح متغیر بودن ذاتی شرایط بازار دشوار است (Wang & Aste, 2023). تجزیه و تحلیل و انتخاب سبد سهام به مجموعه روش‌هایی اشاره می‌کند که به سرمایه‌گذار کمک می‌کند انتخابی آگاهانه از مجموعه‌ای از سهام‌ها داشته‌باشد که این انتخاب می‌تواند با کمک مدل‌های ریاضی برای درنظر گرفتن محدودیت‌ها، ترجیحات، و عدم قطعیت‌های شرایط واقعی باشد (Liesiö et al., 2021). یکی از مهم‌ترین رویکردهایی که انقلابی در تشکیل سبد سهام ایجاد کرد رویکرد بهینه‌سازی مبتنی بر میانگین-واریانس سبد سهام است که توسط مارکوویتز^۱ ارائه گردید (Akbay et al., 2020). مدل بهینه‌سازی مارکوویتز مبتنی بر انتخاب یک پرتفوی از بین تمام پرتفوهای ممکن است به‌گونه‌ای که برای میزان مشخصی از بازده، ریسک کمتری را به سرمایه‌گذار تحمیل کند (Amiri et al., 2021). به‌عبارت دیگر، هدف اصلی سرمایه‌گذار یافتن تخصیص بهینه از وجوه موجود برای سرمایه‌گذاری در میان مجموعه‌ای از دارایی‌ها برای به‌دست آوردن حداکثر بازده ممکن با هزینه حداقل ریسک احتمالی است (Mandal et al., 2024). مدل مارکوویتز علیرغم محبوبیت زیاد آن، دارای محدودیت‌های زیادی نیز است (Abolmakarem et al., 2024). به‌عنوان مثال، مدل مارکوویتز مبتنی بر عملکرد گذشته سهام‌ها به تشکیل پرتفوی می‌پردازد درحالی‌که عملکرد آتی بازارهای سهام باید مهم‌ترین عامل در تشکیل یک پرتفوی در نظر گرفته شود. به همین دلیل، محققین زیادی از روش‌های متنوع و جدیدی برای پیش‌بینی در تشکیل سبد سهام بهره

¹ Markowitz

برده‌اند (Behera et al., 2023). همچنین مدل مارکویتز مبتنی بر مدل بهینه‌سازی با یک هدف است که می‌تواند مینیم کردن ریسک یا ماکزیم کردن بازدهی باشد. اما محققین مختلفی با اشاره بر اینکه یک سرمایه‌گذار ممکن است اهداف متنوعی را دنبال کنند، به توسعه مدل‌های بهینه‌سازی پرداختند تا این مشکل را رفع کنند. به عنوان مثال، ما و همکاران (X. Ma et al., 2021) در تحقیق خود به منظور انتخاب سبد سهام بهینه با در نظر گرفتن ریسک دارایی، پنج هدف بهینه‌سازی شامل میانگین^۱، واریانس^۲، چولگی^۳، کشیدگی^۴ و آنتروپی بازده^۵ را به طور هم‌زمان بررسی نمودند. آنها سپس یک الگوریتم تکاملی راهنمای نقطه مرجع دستیار^۶ برای رسیدن به این پرتفوی پنج هدفه پیشنهاد دادند.

در برخی از تحقیقات به منظور تشکیل سبد سهام از منطق فازی^۷ استفاده شده است. دلیل این استفاده این است که مفاهیم فازی یک ابزار قدرتمند برای توصیف مقادیر نادقیق و تقریبی داده‌ها است. در حقیقت ابهام نه تنها در بازارهای مالی بلکه در رفتار و تصمیمات مدیران مالی نیز دخیل است. به عنوان مثال (Zhou & Li, 2021) به این دلیل که شرایط بازار مالی آینده را نمی‌توان تنها با داده‌های تاریخی به طور مؤثر تشخیص داد، بازده را با متغیرهای فازی توصیف نمودند و یک مساله مدیریت پرتفوی چند دوره‌ای^۸ را در شرایط فازی بررسی کردند. ما و همکاران (X. Ma et al., 2021) نیز برای مدل سازی بازدهی-ریسک دارایی‌ها با هدف برآورد دقیق تری از بازده دارایی مخاطره‌آمیز از متغیر اعداد فازی به جای متغیر تصادفی استفاده نمودند. همچنین ژو و همکاران (Zhou et al., 2018) در مقاله خود مساله انتخاب سبد سهام را بر اساس نگرش‌های متفاوت محافظه کارانه-خنثی-تهاجمی مورد مطالعه قرار دادند. زار و همکاران (Zare Mehrjerdi et al., 2013) در تحقیق دیگری مبنای انتخاب سبد سهام را مدل میانگین-واریانس-چولگی در نظر گرفتند و به منظور تطبیق هر چه بیشتر مدل با دنیای واقعی، بازده‌های سهام را به صورت متغیرهای فازی فرض نمودند.

بهینه‌سازی پرتفولیو با تخصیص دوره‌ای وجوه محدود برای سرمایه‌گذاری در انواع دارایی‌های بالقوه به منظور ارضای اشتیاق سرمایه‌گذاران برای اهداف ریسک و بازده مرتبط است (Cui et al., 2024). گاهی سرمایه‌گذاران با توجه به تجربیات، شناخت، و علایق خود، شرکت‌هایی را برای سرمایه‌گذاری انتخاب کرده و شاخص‌هایی را برای تخصیص سرمایه خود بین این شرکت‌ها در نظر می‌گیرند. آنها سپس با استفاده از رویکردهای مختلف تحقیق در عملیات همچون تکنیک‌های تصمیم‌گیری چند شاخصه (Lakshmi & Kumara, 2024) و تحلیل پوششی داده‌ها (Khanjani Shiraz et al., 2024) را به کار می‌برند.

¹ Mean

² Variance

³ Skewness

⁴ Kurtosis

⁵ Return Entropy

⁶ Assistant Reference Point Guided Evolutionary Algorithm (ARPGEA)

⁷ Fuzzy Logic

⁸ Multi-period Portfolio

(2020) به رتبه بندی شرکت‌ها براساس شاخصهای مدنظر می‌پردازند. بنابراین، تحقیقات اخیر پیشرفت قابل توجهی در رتبه‌بندی سهام برای انتخاب سهام با رتبه برتر برای تشکیل پرتفولیو داشته‌اند (Y. Ma et al., 2024). اما این تکنیک‌ها فقط به رتبه بندی سهام می‌پردازند و تعیین نمی‌کنند چه درصدی از پرتفولیو باید از هر سهم تشکیل شده باشد. برای رفع این مشکل، برخی محققین از تکنیک‌های بهینه سازی استفاده کرده‌اند (Ricca & Scozzari, 2024). اما رویکرد این محققین نیز عمدتاً بر بهینه سازی دو شاخص ریسک و بازده پرتفولیو بوده است، حال آنکه ممکن است برای یک سرمایه‌گذار شاخصهای متعدد دیگری نیز مهم باشند که باید در نظر گرفته شوند. به‌علاوه، مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی میانگین-واریانس نسبت به عدم قطعیت در تخمین‌های ریسک-بازده حساس هستند، که ممکن است منجر به عملکرد ضعیف در تشکیل پرتفولیو شود (Lorenzo & Arroyo, 2023).

به‌علاوه، در تخصیص سرمایه بین شرکت‌های مختلف ابهاماتی وجود دارد که از آن جمله می‌توان به دقیق نبودن مقادیر شاخصهای مالی برای شرکت‌ها، روشی برای تقریب تقریبی این شاخص‌ها، نحوه تعیین وزن و اهمیت شاخص‌ها، چگونگی در نظر گرفتن اوزان این شاخص‌ها در تشکیل پرتفوی، و همچنین تعیین میزان سرمایه‌گذاری بهینه در هر یک از شرکت‌های مدنظر اشاره کرد. بررسی این موضوع می‌تواند به آسیب شناسی رویکردهای مختلفی بپردازد که برای تشکیل سبد سهام استفاده می‌شوند و همچنین می‌تواند به محققین کمک نماید تا در تشکیل سبد سهام مدنظر خود، از نقاط ضعف رویکردهای موجود اجتناب کنند. با توجه به این توضیحات، می‌توان اهداف اساسی این تحقیق را بدین گونه ارائه کرد: تعیین وزن شاخصهای مدنظر سرمایه‌گذاران برای تشکیل پرتفوی، ارائه رویکردی برای استخراج مقادیر شاخص‌ها برای پرتفوی طراحی شده به‌صورت اعداد فازی، ارائه رویکردی برای ادغام اوزان شاخص‌ها در مدل بهینه‌سازی فازی برای تعیین میزان بهینه سرمایه‌گذاری در هر شرکت.

ضرورت انجام این تحقیق را می‌توان از چند جنبه مورد بررسی قرار داد. برخی تحقیقات از جمله مدل مارکویتز از مدل‌های کلاسیک بهینه سازی برای تشکیل پرتفوی استفاده کرده‌اند که مقادیر قطعی را برای پارامترها در نظر می‌گیرند که لزوماً با واقعیت تطابق ندارد. به همین دلیل، ضرورت انجام تحقیقی که پارامترهای مالی را به‌صورت مقادیر تقریبی بتواند در نظر بگیرد دارای اهمیت می‌باشد. همچنین، در پاسخ به رویدادهای نامطمئن بی‌سابقه در دهه گذشته، باید رویکردی در مدل‌های بهینه سازی پرتفولیو در نظر گرفته شود که بتواند با ابهاماتی همچون ابهام در قیمت و ابهام در میزان نوسانات مواجه شود (Lv et al., 2023). برای رفع این مسائل، می‌توان از مفاهیم فازی استفاده کرد (Borovička, 2020). علاوه بر این، در یک فضای اقتصادی غیرقابل پیش‌بینی، پیش‌بینی بازده و ریسک‌های آتی مرتبط با دارایی‌های مالی خاص تنها بر اساس داده‌های قبلی غیرممکن است. در این خصوص نیز نظریه مجموعه‌های فازی می‌تواند با عدم قطعیت و ابهام رایج در بازارهای سهام مقابله کند (El Kharim, 2023). به‌عنوان مثال، نرخ بازده دارایی‌های ریسک معمولاً به‌عنوان متغیرهای

تصادفی یا متغیرهای فازی تعریف می‌شوند (Xu & Li, 2024). همچنین از آنجا که بازار سهام معمولاً نوسان زیاد دارد و نمی‌توان بازده دارایی‌ها را به‌طور دقیق پیش‌بینی کرد، می‌توان از نظریه مجموعه‌های فازی برای تعیین مقدار تقریبی بازده دارایی‌ها استفاده کرد (Yadav et al., 2023). برخی محققین نیز مانند کومار و میش را (kumar & Mishra, 2024) از مدل‌های بهینه‌سازی چند هدفه فازی برای تشکیل پرتفولیو استفاده کردند زیرا در مدل بهینه‌سازی آنها هم پارامترها و هم اهداف دارای مقادیر نامعین و دارای ابهام بودند. اما ایرادی که بر مدل‌های بهینه‌سازی فازی موجود وارد است این است که این مدل‌ها عموماً براساس اعداد فازی از پیش تعیین‌شده طراحی می‌گردند و لذا ممکن است با مقادیر واقعی آنها تطابق نداشته باشند.

به‌علاوه، وزن شاخصهای مورد نظر در تشکیل پرتفولیو متفاوت است که معمولاً این تفاوت در مدل‌های بهینه‌سازی فازی موجود در نظر گرفته نمی‌شود. این نیز دلیل دیگری برای انجام تحقیقی است که اهمیت شاخصهای تشکیل پرتفوی را در مدل‌های بهینه‌سازی فازی در نظر بگیرد. همچنین باید در نظر داشت که عدم قطعیت یکی از عوامل کلیدی در مدل انتخاب سبد سهام است، زیرا سرمایه‌گذاران معمولاً با داده‌های نامشخص و مبهم روبه‌رو هستند. از این‌رو اکثر مدل‌های موجود انتخاب سبد سهام بر اساس نظریه احتمال شکل می‌گیرند. با این حال، بازدهی یک دارایی، کاملاً تصادفی نیست و به‌احتمال زیاد تحت تأثیر تغییرات سیاسی، وضعیت اقتصادی کشور، سودآوری شرکت مربوطه و عوامل دیگر قرار می‌گیرد (X. Ma et al., 2021). از سوی دیگر حتی در تشکیل سبد سهام نیز ممکن است متغیرها و شرایط مختلفی نقش ایفا کنند که برای پاسخ به هر کدام نوع خاصی از مجموعه‌های فازی کاربرد داشته باشد. این اهمیت انجام تحقیقی را نشان می‌دهد که بتواند از مجموعه‌های مختلف فازی برای پاسخ گویی به ابهامات متفاوت بهره بگیرد.

همچنین باید در نظر داشت استخراج مقادیر شاخص‌ها برای یک پرتفوی که بر اساس مقادیر شاخص‌ها برای شرکت‌های مختلف تخمین زده می‌شود، نیز به عوامل مختلفی از جمله وزن هر شرکت در تشکیل پرتفوی بستگی دارد؛ بنابراین، طراحی مدل بهینه‌سازی فازی که میزان بهینه سرمایه‌گذاری در هر شرکت را به‌گونه‌ای تعیین کند تا نظر سرمایه‌گذاران در خصوص اهمیت شاخص‌های مدنظرشان اعمال گردد، یکی از ضروریات است که در این تحقیق دنبال می‌شود؛ بنابراین، با توجه به توضیحات داده شده، یک سؤال اصلی طرح می‌شود که این تحقیق قصد دارد به آن پاسخ دهد: چگونه می‌توان یک مدل بهینه‌سازی فازی ارائه کرد که اولاً وزن و اهمیت شاخص‌های مدنظر خبرگان در آن اعمال شود، و ثانیاً توابع عضویت اهداف فازی آن مبتنی بر داده‌های موجود استخراج گردند؟

هدف این تحقیق ارائه یک مدل بهینه‌سازی فازی برای تشکیل سبد سهام مبتنی بر شرکت‌های بورسی منتخب در بازار بورس و اوراق بهادار تهران است. با توجه به اینکه مدل ارائه‌شده مبتنی بر داده‌های تقریبی است، لذا در این تحقیق برای مدل‌سازی عدم قطعیت ناشی از این مدل، از روش برنامه

ریزی چندهدفه فازی استفاده گردید. برای این منظور، در این تحقیق ابتدا شرکت‌های بورسی مدنظر برای سرمایه‌گذاری انتخاب می‌شوند. مدل بهینه‌سازی این تحقیق شامل ۶ هدف فازی است که هر هدف یکی از شاخص‌های مدنظر سرمایه‌گذاران را بهینه می‌کند. این ۶ هدف عبارت‌اند از نسبت قیمت به بازده (P/E)، حجم، بازده حقوق صاحبان سهام (ROE)، ضریب β ، بازده سرمایه، و رتبه نقدشوندگی. وزن این شاخص‌ها از دید سرمایه‌گذاران برابر نیست. برای استخراج نظر خبرگان در خصوص اوزان شاخص‌ها در این تحقیق از روش فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی ($FAHP$)^۱ استفاده می‌گردد و در مدل برنامه‌ریزی چندهدفه طراحی شده به‌عنوان وزن هر هدف اعمال می‌گردد. به‌عبارت‌دیگر، مدل بهینه‌سازی ارائه‌شده در این تحقیق، یک مدل بهینه‌سازی چندهدفه است که هر هدف بهینه‌سازی یک شاخص را دنبال می‌کند به‌گونه‌ای که هر یک از این شاخص‌ها به‌عنوان یک هدف آرمانی در نظر گرفته شده و مقادیر مطلوب و نامطلوب آن استخراج، و بر اساس آن یک تابع عضویت فازی برای هر هدف به‌دست می‌آید. در نهایت، یک مدل برنامه‌ریزی چندهدفه فازی موزون طراحی می‌گردد تا با حل آن، وزن هر یک از سهام در تشکیل پرتفوی مشخص گردد.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

روش‌های تشکیل پرتفوی: یکی از مسائل مهم و پایه‌ای در سرمایه‌گذاری، مدیریت صحیح فرآیند سرمایه‌گذاری است که به بهینه‌سازی سبد سرمایه یا پرتفوی معروف است (امیری و همکاران، ۱۴۰۰). دو معیار مهم که سرمایه‌گذاران باید قبل از سرمایه‌گذاری در نظر داشته‌باشند عبارت‌اند از (۱) سرمایه‌گذاری آنها بیشترین بازده ممکن را به‌تبع خود داشته‌باشد، و (۲) بازده به‌دست‌آمده پایدار باشد، یعنی ریسک سرمایه‌گذاری آنها تا حد امکان کم باشد (Farid et al., 2021). برای دستیابی به این اهداف، تشکیل پرتفوی و تخصیص منابع به هر یک از سهام‌های مدنظر رویکردی است با درنظرگرفتن زمان و اهداف سرمایه‌گذاری و لحاظ کردن میزان ریسک می‌تواند مفید باشد (Koratomaddi et al., 2021). بنابراین، در تشکیل پرتفوی، دستیابی به اطلاعات صحیح همچون پیش‌بینی بازده سهام نقش بسیار مهمی دارد که سبب شده‌است محققین مختلفی به جستجوی متغیرها و شاخص‌هایی بپردازند که بتواند بازده سهام را توضیح دهد (Farid et al., 2021).

رویکردهای مختلفی برای تشکیل پرتفوی در ادبیات داده‌شده‌اند که یکی از آنها به‌کارگیری روش‌های تصمیم‌گیری چند شاخصه ($MADM$)^۲ است که مقایسه و اولویت‌بندی سبدهای سهام را بر اساس شاخصهای متنوع ممکن می‌کند (Barbati et al., 2023). رویکرد دیگر، بهینه‌سازی^۳ پرتفوی

^۱ Fuzzy Analytic Hierarchy Process

^۲ Multi-Attribute Decision-Making

^۳ Optimization

است که یکی از زمینه‌های پرکاربرد در مدیریت سرمایه‌گذاری و مهندسی مالی بوده و توجه بسیاری از پژوهشگران و سرمایه‌گذاران را به خود جلب نموده‌است. تئوری مدرن پرتفوی که توسط مارکوویتز در سال ۱۹۵۲ ارائه گردید در اصل، آغازگر مدل بهینه‌سازی میانگین-واریانس بوده است ([Didekhani & Hojatiostani, 2017](#)). در حقیقت تا قبل از مقاله مارکوویتز در سال ۱۹۵۲ رابطه سهام در یک سبد موردتوجه جدی قرار نمی‌گرفت و سهام مختلف به صورت مستقل بررسی می‌شدند. مارکوویتز با ارائه مدل میانگین-واریانس نشان داد با تشکیل سبدی از دارایی‌های مالی این امکان وجود دارد که در یک سطح معینی از بازده، ریسک را کاهش داد ([Markowitz, 1999](#)). پس از آن محققین زیادی از پژوهش مارکوویتز الهام گرفتند، به نحوی که پیرامون رابطه بین ریسک و بازده مدل‌های مختلفی ارائه گردید. البته روش‌های گوناگونی جهت دستیابی به ترکیب بهینه سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار ارائه شده است. از آن جمله می‌توان به روش‌های رگرسیون ساده و چند متغیره^۱، برنامه‌ریزی خطی و غیرخطی^۲، برنامه‌ریزی آرمانی^۳، الگوریتم کلونی مصنوعی زنبور عسل^۴، الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان^۵، الگوریتم خفاش^۶، الگوریتم ژنتیک^۷، سیستم‌های عصبی مصنوعی^۸، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره^۹ و تحلیل پوششی داده‌ها^{۱۰} اشاره نمود. بهینه‌سازی پورتفولیو را می‌توان یک استراتژی مدیریت فعال دانست که هدف آن به حداکثر رساندن بازده و کنترل ریسک در محدوده‌های منطقی است ([Sun et al., 2024](#)).

تشکیل پرتفوی بر اساس مدل‌های بهینه‌سازی فازی: باتوجه به اینکه برخی پارامترهای مورد استفاده در تشکیل پرتفوی به صورت داده‌های نادقیق هستند، محققین برای طراحی مدل‌های بهینه‌سازی از مفاهیم فازی برای مدل کردن این پارامترها استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، رودریگز و همکاران یک مدل انتخاب پرتفوی را که ترکیبی از ویژگی‌های توزیع مختلف بازده در فرایند تصمیم‌گیری است، با در نظر گرفتن ترجیحات سرمایه‌گذاران که به عنوان عدم قطعیت‌های غیر آماری آن‌ها با استفاده از نظریه فازی مدل شده‌اند، پیشنهاد کردند. آن‌ها از ۲۰ سهام شاخص S&P500^{۱۱} از ژانویه ۲۰۱۳ تا دسامبر ۲۰۱۷ استفاده نمودند و دریافتند عملکرد پرتفوهایی به دست آمده از روش فوق از پرتفوهایی میانگین واریانس بهتر است. تسور و همکاران ([Tsaour et al., 2021](#)) با دریافت این شکاف تحقیقاتی که

¹ Simple and Multivariate Regression

² Linear and Nonlinear Programming

³ goal programming

⁴ Artificial Bee Colony Algorithm

⁵ Ant Colony Optimization

⁶ Bat Algorithm

⁷ Genetic Algorithm

⁸ Artificial Nervous Systems

⁹ Multi-Criteria Decision Making

¹⁰ Data Envelopment Analysis

¹¹ Standard & Poor's 500 Index

محققان، سرمایه‌گذاری مازاد بر اساس نرخ بازده تضمین شده برای برخی اوراق بهادار را در نظر نمی‌گیرند یک تابع بازگشت فازی جدید که در آن برخی از اوراق بهادار برای سرمایه‌گذاری مازاد بر اساس نرخ بازدهی تضمین شده انتخاب می‌شود را برای بهبود میانگین و واریانس احتمالی معرفی کردند و این کار منجر به اصلاح مدل پرتفوی فازی شد. بر این اساس، برای تعیین اوراق بهادار خاص برای سرمایه‌گذاری اضافی در عملکرد بازده فازی، می‌توان پرتفوی کارآمد برای هر نرخ بازده تضمینی مدنظر در سطوح مختلف ریسک سرمایه‌گذاری به دست آورد. دی و همکاران (De et al., 2018) یک روش برنامه‌نویسی هدف فازی با استفاده از اپراتور ترکیبی فازی و ورنر پیشنهاد کردند که ترکیبی از اپراتور حداقل و همچنین میانگین حسابی برای ایجاد مرز کارا بود. آن‌ها با در نظر گرفتن سه معیار بازده، ریسک، و نقدینگی مورد نظر، راه‌حل‌های کارآمدی برای مقادیر مختلف پارامتر جبران معیارها در محیط تصمیم‌گیری ارائه نمودند. آنها همچنین برای اندازه‌گیری ریسک از انحراف نیمه مطلق و از توابع خطی قطعی برای توصیف معیارهای بازگشت فازی و نقدینگی فازی استفاده کردند.

لازم به ذکر است اگرچه اکثر تحقیقات مورد استفاده برای تشکیل سبد سهام بر اساس پارامترهای مبهم از مفاهیم فازی نوع-۱ برای تشکیل سبد سهام استفاده کرده‌اند، اما برخی از پژوهشگران از مفاهیم دیگر فازی همچون فازی مردد^۱ و فازی شهودی^۲ برای این منظور بهره برده‌اند. به عنوان مثال، ژو و شو (Zhou & Xu, 2019) نیز مدل سبد سهام زبانی مردد با تمایل ریسک متغیر را جهت کاربرد در محاسبه نسبت سرمایه‌گذاری بررسی کردند. همچنین گوپا و همکاران (Gupta et al., 2019) در تحقیق خود بهینه‌سازی سبد سهام فازی شهودی را هدف اصلی تحقیق معرفی نمودند. دنگ و پان (Deng & Pan, 2018) نیز به تحقیق و مقایسه سبد سهام چندمنظوره بر اساس بهینه‌سازی فازی شهودی پرداختند. برخی محققین همچون وانگ و همکاران (H. Wang et al., 2024) نیز مباحث احتمالی و فازی را در مدل‌های بهینه‌سازی خطی با هم ادغام کرده و بر آن اساس به تشکیل پرتفوی پرداخته‌اند. حل مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری: برخی مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی بسیار بزرگ می‌شوند به گونه‌ای که با روش‌های کلاسیک حل مدل‌های بهینه‌سازی قابل حل نیستند. برای حل این مدل‌ها می‌توان از روش‌های فرا ابتکاری استفاده کرد که هرچند دستیابی به جواب بهینه را تضمین نمی‌کنند، اما جوابی خوب را در زمانی منطقی حاصل می‌کنند. از معروف‌ترین روش‌های فرا ابتکاری که برای حل مسائل بهینه‌سازی پرتفوی استفاده شده‌است، الگوریتم ژنتیک است. به عنوان مثال، ژو و لی (Zhou & Li, 2021) در مطالعه خود یک مساله مدیریت پرتفوی چند دوره‌ای را در شرایط فازی بررسی کردند. آن‌ها با درک این موضوع که تکنیک‌های فازی برای مدل‌سازی مالی زمانی عملکرد مطلوبی را نشان می‌دهد که شرایط بازار مالی آینده را نتوان تنها با داده‌های تاریخی

¹ Hesitant Fuzzy

² Intuitive Fuzzy

به‌طور مؤثر تشخیص داد، بازده را با متغیرهای فازی توصیف کردند و دو محدودیت واقع‌بینانه هزینه‌های معامله^۱ و رویدادهای ورشکستگی^۲ را در فرمول‌بندی مدل‌شان در یک برنامه بهینه‌سازی چند دوره‌ای میانگین و نیمه آنتروپی^۳ در نظر گرفتند. برنامه تدوین‌شده به‌عنوان یک برنامه‌نویسی غیرخطی عدد صحیح با معرفی یک عامل ریسک گریزی بازنویسی شده و راه‌حل نهایی برنامه با استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌دست‌آمده است. همچنین برای نشان دادن نتایج محاسباتی، یک مثال عددی با داده‌های موجود در سهام واقعی ارائه کردند که مفهوم مدل‌سازی اصلی و کارایی روش حل الگوریتم ژنتیک را نشان می‌داد.

لی و همکاران (Li et al., 2020) در مقاله خود به‌عنوان یک برنامه کاربردی، مدل حداکثرسازی چندمنظوره فازی را برای مسئله انتخاب پرتفوی در نظر گرفته و یک الگوریتم شبیه‌سازی عددی مبتنی بر انتگرال^۴ برای تقریب مقادیر مورد انتظار واریانس و چولگی اعداد فازی پیشنهاد دادند. آن‌ها برای حل این مدل بهینه‌سازی، یک الگوریتم ژنتیک را با الگوریتم شبیه‌سازی عددی مبتنی بر انتگرال ادغام نمودند. ناظم‌پور و نائب‌بکائی (Nayebpur & Nazem Bokaei, 2017) مطالعه‌ای با هدف ارائه یک تکنیک جدید برای انتخاب پرتفوی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و ارزیابی مصنوعی فازی^۵ انجام دادند. روش پیشنهادی آن‌ها مسئله را در دو مرحله حل می‌کند. در مرحله اول، با استفاده از الگوریتم ژنتیک و ارزیابی مصنوعی فازی، وزن معیارها محاسبه می‌شود. در مرحله دوم، با استفاده از الگوریتم ژنتیک و ارزیابی مصنوعی فازی، پرتفوی اولویت‌بندی می‌شوند. آن‌ها از الگوریتم ژنتیک چندمنظوره برای تعیین بازده و ریسک در مرز کارا استفاده نمودند و از رویکرد تصمیم‌گیری مبتنی بر ارزیابی مصنوعی فازی، بهترین پرتفوی را از میان راه‌حل‌های به‌دست‌آمده توسط الگوریتم ژنتیک چندمنظوره انتخاب کردند. گئو و همکاران (Guo et al., 2016) نیز در مقاله خود مسئله انتخاب پرتفوی چند دوره‌ای با هزینه معامله^۶ شکل V را در نظر گرفتند. در مطالعات سنتی، افق سرمایه‌گذاری دارایی‌ها یکسان فرض می‌شود ولی در این مقاله شرایط عملی و پیچیده‌ای که در آن دارایی‌ها دارایی افق سرمایه‌گذاری متفاوتی بودند مفروض گردیده‌اند. در این مقاله یک مدل میانگین واریانس با هدف حداکثر سازی بازده پایانی تحت محدودیت ریسک کلی سرمایه‌گذاری تدوین شده است. همچنین یک الگوریتم ژنتیک مبتنی بر شبیه‌سازی فازی^۷ طراحی شده که در نهایت موجب کارایی و استحکام الگوریتم پیشنهادی ارائه‌شده می‌گردد و می‌تواند برای کمک به سرمایه‌گذاران منطقی در یافتن استراتژی بهینه سرمایه‌گذاری در شرایط پیچیده بازار مالی مورد استفاده قرار گیرد.

¹ Transaction Costs

² Bankruptcy Events

³ Semi-Entropy

⁴ Numerical Integral-based Simulation Algorithm (NISA)

⁵ Fuzzy Synthetic Evaluation (FSE)

⁶ V-Shaped

⁷ Fuzzy Simulation Based Genetic Algorithm (FSGA)

بهینه‌سازی تجمع ذرات روش دیگری از الگوریتم‌های فرا ابتکاری است که کاربرد زیادی در حل مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی داشته است. لیو و ژانگ ([Liu & Zhang, 2021](#)) در مقاله خود به مسئله انتخاب پرتفوی چند دوره‌ای در یک محیط فازی پرداخته‌اند که در آن تأثیر نگرش‌های نامتقارن متغیر زمان سرمایه‌گذاران نسبت به زیان‌ها و سودها بر انتخاب سبد سهام در نظر گرفته شده‌اند. آن‌ها یک الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات بهبودیافته برای حل مدل پیشنهادی طراحی کردند. ژانگ و همکاران ([Zhang et al., 2019](#)) در مقاله خود برای بحث کمی، از اثرات و عدم قطعیت تغییرات عملکرد در هر سهم و ارائه راه حل قابل اطمینان تر برای انتخاب پرتفوی، تجزیه و تحلیل حساسیت مدل پرتفوی چندمنظوره با واریانس فازی^۱ را ارائه نمودند. سپس، بر اساس تکنیک شبیه‌سازی فازی، مدل را با یک سری متغیرهای فازی توزیع شده متفاوت سازگار کردند و از الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات جهت شبیه‌سازی عددی استفاده نمودند. آن‌ها نتیجه گرفتند که مدل پرتفوی چندمنظوره با واریانس فازی بر اساس روش تجزیه و تحلیل حساسیت به‌طور مؤثرتر حساسیت سهام مستقل را نسبت به بازده تغییرات، شناسایی و تحلیل کمی می‌کند که این موضوع می‌تواند میزان پایداری بازده را مشخص کند. وانگ و همکاران ([Wang et al., 2017](#)) در مطالعه خود مسئله انتخاب پرتفوی را در شرایطی که بازده اوراق به‌عنوان متغیرهای تصادفی فازی توصیف می‌شود بررسی کردند. در این مقاله متغیرهای تصادفی فازی جهت برآورد بازده آینده اوراق از ترکیب داده‌های تاریخی با دانش شخصی متخصص مورد استفاده قرار گرفته است. بر این اساس با توجه به نگرش‌های مختلف به ریسک، دو مدل انتخاب پرتفوی ایجاد نمودند. آن‌ها یک الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات مبتنی بر شبیه‌سازی تصادفی فازی را برای جستجوی بهینه‌های تقریبی توسعه دادند.

برخی محققین از سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای حل مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی استفاده کردند. به‌عنوان مثال، لی و همکاران ([Li et al., 2020](#)) در پژوهش خود بهینه‌سازی سبد پویای چندمنظوره فازی طراحی و در ایجاد مدل، از واریانس و ارزش در معرض خطر به‌عنوان معیارهای اندازه‌گیری ریسک همراه با بازده مورد انتظار استفاده نمودند. آنها همچنین یک الگوریتم تکاملی پویای چندمنظوره به‌عنوان راه حل احتمالی مدل پیشنهادی طراحی نمودند. جیانگ و همکاران ([Jiang et al., 2021](#)) در مقاله خود به مسئله انتخاب پرتفوی چند مجموعه‌ای - چندمنظوره مبتنی بر نظریه اعتبار پرداختند. در این مقاله، مدل میانگین-واریانس چندمنظوره اعتباری برای مسئله انتخاب سبد سهام چند دوره‌ای تدوین شده که در آن بازده با میانگین اعتباری و ریسک با واریانس اعتباری اندازه‌گیری شده است. آنها برای حل مدل پیشنهادی، یک الگوریتم خفاش چندمنظوره بهبودیافته طراحی کردند که در آن سه استراتژی جدید، یعنی استراتژی انتخاب بهترین راه حل، استراتژی ایجاد راه حل ممکن و استراتژی یادگیری رقابتی، برای افزایش همگرایی پیشنهاد شدند. آنها همچنین کارایی الگوریتم خفاش را برای

¹ Sensitivity Analysis Fuzzy VaR Multi-Objective Portfolio Model (SA-VaR-FMOPSM)

حل مساله طراحی شده با کارایی هفت الگوریتم دیگر شامل بهینه‌سازی تجمع ذرات چندمنظوره، کلونی زنبورهای مصنوعی چندمنظوره، الگوریتم کرم شب‌تاب چندمنظوره^۱، تکامل دیفرانسیل چندمنظوره^۲، خفاش چندمنظوره، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غالب^۳ و الگوریتم تکاملی قدرت پارتو^۴ مقایسه کردند. دنگ و همکاران ([Deng et al., 2021](#)) نیز یک الگوریتم ترکیبی مبتنی بر الگوریتم زنبور عسل برای حل مدل پیشنهادی پرتفوی چندمنظوره فازی ارائه دادند. در مدل آنها از آنجا که عدم قطعیت تصادفی و فازی اغلب در یک محیط واقعی ترکیب می‌شوند، بازده اوراق بهادار به‌عنوان اعداد تصادفی فازی در نظر گرفته شده‌است.

تشکیل پرتفوی بر اساس مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها: برخی تحقیقات از روش تحلیل پوششی داده‌ها که یک روش بهینه‌سازی است برای تشکیل پرتفوی استفاده کرده‌اند. به‌عنوان مثال، شپائو و همکاران ([Xiao et al., 2020](#)) رویکردی را ارائه نمودند که هم می‌تواند مرز تحلیل پوششی داده‌ها را بهبود بخشد و هم یک معیار قابل تکرار برای سرمایه‌گذاران پیشنهاد کند. نتایج تجربی این تحقیق نشان داده که مدل بهبودیافته نه تنها راهی سریع‌تری برای ارزیابی وجوه سرمایه‌گذاری در مقایسه با مدل تنوع بخشیده تحلیل پوششی داده‌ها ارائه می‌دهد، بلکه این نقص مدل سنتی که کارایی سبد سهام فازی را بیش از حد برآورد می‌کند را نیز برطرف می‌کند. خانجانی و همکاران ([Khanjani Shiraz et al., 2020](#)) بخشی از مسائل انتخاب پرتفوی را در نظر گرفتند که در آن بازده‌های سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار، متغیرهای تصادفی فازی بوده و یک مدل تحلیل پوششی داده‌ها برای انتخاب سبد سهام با معیارهای خطر نزولی مرتبط با ارزش در معرض خطر^۵ و ارزش شرطی در معرض خطر ارائه کردند. هر دو معیار مذکور برای تعریف امکان، ضرورت و معیارهای اعتبار استفاده شده که به‌عنوان برنامه‌نویسی غیرخطی تصادفی با متغیرهای تصادفی فازی تدوین شده‌اند. مهلاوات و همکاران ([Mehlawat et al., 2018](#)) مسئله انتخاب سبد سهام را از دیدگاه ترکیب اطلاعات بیشتر در مورد غیرعادی بودن بازده دارایی با در نظر گرفتن چارچوب میانگین واریانس، چولگی و کشیدگی مطالعه نمودند. آن‌ها از معیارهای گردش دارایی^۶، سود هر سهم^۷، رشد درآمد هر سهم^۸، نسبت اهرم^۹، نسبت قیمت / درآمد^{۱۰} و ضریب بتا^{۱۱} در قالب اعداد فازی استفاده نمودند و از تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها برای ایجاد یک معیار سود

¹ Multiobjective Firefly Algorithm

² Multiobjective Differential Evolution

³ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)

⁴ Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)

⁵ Value-at-Risk (V@R)

⁶ Asset Turnover

⁷ Earnings Per Share (eps)

⁸ Earnings Per Share Growth Rate

⁹ Leverage Ratio

¹⁰ Price/Earnings Ratio (P/E)

¹¹ Beta value (β)

از نمرات بهره‌وری هر سهم بهره بردند. آن‌ها از تأثیرات حاشیه‌ای دارایی‌ها بر لحظات بالاتر سبد سهام برای تدوین یک مدل برنامه‌ریزی خطی چندهدفه فازی استفاده نمودند.

شکاف تحقیقاتی: رویکردهای متفاوتی برای تشکیل پرتفوی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اما هر یک از این رویکردهای برای منظور خاصی استفاده شده‌اند و در نتیجه ممکن است پاسخ‌گوی برخی شرایط دیگر نباشند. به‌عنوان مثال، برخی محققین همچون دنگ و همکاران ([Deng & Chen, 2022](#)) و لاکشمی و کومارا ([Lakshmi & Kumara, 2024](#)) از تکنیک‌های تصمیم‌گیری همچون AHP و TOPSIS برای رتبه‌بندی سهام استفاده کردند. اما این تکنیک‌ها صرفاً شرکت‌های دارای اولویت برای تشکیل پرتفوی را مشخص می‌کنند، اما بیان نمی‌کنند که هر شرکت به چه میزان باید در تشکیل پرتفوی سهم داشته‌باشد. برخی محققین دیگر همچون شیائو و همکاران ([Xiao et al., 2020](#))، خانجانی و همکاران ([Khanjani Shiraz et al., 2020](#))، و مهلاوات و همکاران ([Mehlawat et al., 2018](#)) از روش تحلیل پوششی داده‌ها برای رتبه‌بندی شرکت‌ها در تشکیل پرتفوی استفاده کردند. ایرادی که بر این تحقیقات وارد است این است که تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها برای رتبه‌بندی شرکت‌ها استفاده می‌شود، اما مشخص نمی‌کند که هر شرکت چه سهمی باید در تشکیل پرتفوی داشته‌باشد.

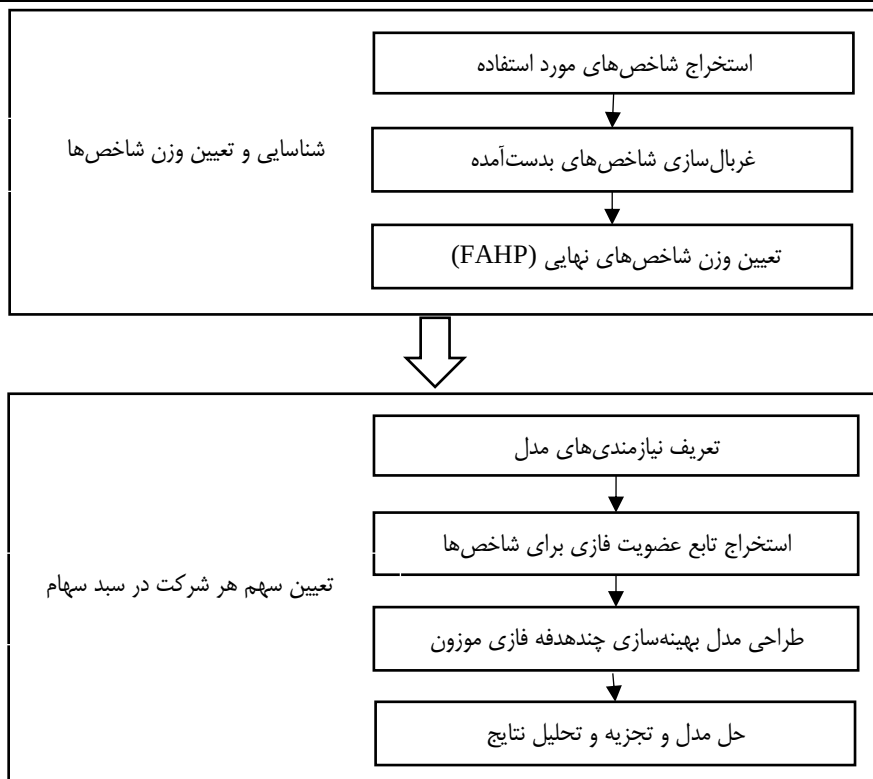
به‌منظور تعیین سهم هر شرکت در تشکیل سبد سهام، برخی محققین از مدل‌های بهینه‌سازی استفاده کرده‌اند. اما برای این تحقیقات نیز ایراداتی وارد است. به‌عنوان مثال، مدلی که توسط مارکوویتز ارائه گردید و محققینی همچون ریکا و اسکوزاری ([Ricca & Scozzari, 2024](#)) که کار او را ادامه دادند، مبتنی بر دو شاخص ریسک و بازده هستند، درحالی‌که در واقعیت ممکن است سرمایه‌گذاران شاخصهای مختلف دیگری را برای تشکیل سبد سهام در نظر بگیرند. به‌علاوه، مدل بهینه‌سازی مارکوویتز فقط یک تابع هدف را در نظر می‌گیرد، یعنی یا به‌دنبال ماکزیمم کردن بازده با ثابت نگه‌داشتن میزان ریسک است، و یا به‌دنبال مینیمم کردن ریسک با ثابت نگه‌داشتن مقدار بازده است. این در حالی است که اولاً تعیین میزان ثابت بازده یا ریسک خود می‌تواند چالشی در این مدل باشد، و ثانیاً هم بازده و هم ریسک هر دو می‌توانند هدف‌های مجزایی برای یک سرمایه‌گذار باشند که قصد دارد آن‌ها را بهینه کند، و نه اینکه یکی را ثابت در نظر بگیرد. برخی تحقیقات به ارائه مدل‌های بهینه‌سازی چند هدفه روی آورده‌اند تا بدین وسیله اهداف متفاوت را در نظر بگیرند. اما این تحقیقات نیز اکثراً وزن و اهمیت شاخص‌ها را در مدل بهینه‌سازی در نظر نمی‌گیرند، درحالی‌که این شاخص‌ها از نظر سرمایه‌گذار اهمیت‌های متفاوتی دارند که باید در تشکیل سبد سهام اعمال گردند.

مدل‌های بهینه‌سازی برای تشکیل پرتفوی اغلب مبتنی بر داده‌های دقیق برای شاخص‌ها هستند، درحالی‌که مقدار بسیاری از این شاخص‌ها نادقیق هستند. برای رفع این ایراد، برخی محققین همچون

بوروویکا (Borovička, 2020) مدل‌های بهینه سازی فازی را برای تشکیل سبد سهام ارائه کردند. اما مدل‌های بهینه سازی فازی موجود عموماً مبتنی بر اعداد فازی از پیش تعیین شده هستند که لزوماً با دنیای واقعی تطابق ندارند. بنابراین، باید در تشکیل سبد سهام از رویکردی برای استخراج مقادیر شاخص ها به صورت اعداد فازی استفاده شود که مبتنی بر داده‌های واقعی بوده و تطابق بیشتری با واقعیت داشته باشد.

۳- روش شناسی پژوهش

هدف اصلی از انجام این پژوهش، تعیین سهم هر یک از شرکت‌های منتخب در بورس اوراق بهادار تهران در تشکیل سبد سهام است. با توجه به این که رویکرد اصلی این تحقیق مبتنی بر مدل‌های ریاضی است، لذا می‌توان این تحقیق را در زمره توصیفی - تحلیلی در نظر گرفت. مراحل انجام این تحقیق شامل ۲ فاز اصلی است. فاز اول دارای ۳ گام است که در آن ابتدا شاخص‌های مورد استفاده برای تشکیل سبد سهام از ادبیات تحقیق استخراج می‌گردند. سپس این شاخص‌ها در معرض سرمایه‌گذاران قرار گرفته و مهم‌ترین آنها شناسایی می‌گیرند. در نهایت، وزن این شاخص‌ها از نظر خبرگان با استفاده از روش FAHP به دست می‌آیند. فاز دوم این تحقیق دارای ۴ گام است که در آن ابتدا نیازمندی‌های مدل شناسایی شده و مفروضات تحقیق تعریف می‌گردند. سپس، توابع عضویت برای هر یک از شاخص‌های مورد استفاده در سبد سهام با استفاده از داده‌های واقعی استخراج می‌گردند. در نهایت، یک مدل بهینه سازی فازی موزون طراحی می‌گردد که خروجی آن تعیین میزان سهم هر شرکت در تشکیل سبد سهام می‌باشد. فازبندی و گام‌های تحقیق در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱) فازبندی و گام‌های پژوهش

فاز ۱: همان‌طور که شکل (۱) نشان می‌دهد، فاز اول این تحقیق به شناسایی و وزندهی به شاخص‌هایی می‌پردازد که در تشکیل سبد سهام نقش دارند. شاخصهای متعددی برای این منظور مورد استفاده قرار گرفته‌اند که می‌توانند شامل انواع نسبت‌های مالی، نسبت‌های سودآوری، نسبت‌های عملیاتی، حجم خرید، بازده دارایی‌ها، و موارد متعدد دیگری باشند. شاخصهای نهایی باید بر اساس نظر خبرگان یا سرمایه‌گذارانی انتخاب گردند که هدف از این تحقیق تشکیل سبد سهام برای آنها است. برای این منظور، شاخصهای مختلف به ذی‌نفعان تحقیق ارائه گردید و در نهایت ۶ شاخص به‌عنوان مهم‌ترین آنها برای تشکیل سبد سهام انتخاب شدند که عبارتند از نسبت قیمت به بازده (P/E)، حجم، رتبه نقدشوندگی، بازده حقوق صاحبان سهام (ROE)، ضریب β ، و بازده سرمایه. باتوجه‌به اینکه از نظر خبرگان این شاخص‌ها در تشکیل سبد سهام اهمیت متفاوتی دارند، لذا در این تحقیق وزن این شاخص‌ها نیز با استفاده از روش FAHP به‌دست می‌آید. علت استفاده از نسخه فازی AHP در این تحقیق این است که ذی‌نفعان پژوهش از ابراز نظر دقیق در خصوص تعیین اهمیت نسبی شاخص‌ها پرهیز

داشتند و تمایل آنها بر ابراز نظر تقریبی بود. لذا برای مواجهه با عدم قطعیت ناشی از ابراز نظرهای تقریبی ذی‌نفعان، از نسخه فازی روش AHP در این تحقیق استفاده گردید.

نکته حائز اهمیت این است که مدل‌های متعددی برای روش FAHP ارائه گردیده‌اند که از آن جمله می‌توان به روش‌های تحلیل توسعه‌ای، روش باکلی، روش حداقل مجزورات لگاریتمی فازی، و روش برنامه‌ریزی ترجیحی فازی اشاره کرد. اما این روش‌ها دارای ایرادات متعددی هستند و حتی برخی از آنها همچون روش تحلیل توسعه‌ای ممکن است نه‌تنها وزن‌های نادرستی به گزینه‌ها تخصیص دهند، بلکه حتی رتبه‌بندی گزینه‌ها را نیز به نادرستی تعیین کنند. این ایرادات در تحقیق آرمان و همکاران (Arman et al., 2021) مرور شده‌اند. آنها همچنین روش‌های تقریبی استخراج وزن در AHP را به‌گونه‌ای برای محیط‌های فازی توسعه دادند تا از ایرادات روش‌های کلاسیک FAHP اجتناب کنند. یکی از این روش‌ها که در این تحقیق از آن استفاده می‌گردد، روش میانگین هندسی فازی (FGMM) نام دارد. در این روش ابتدا ترجیحات ذی‌نفعان برای مقایسه زوجی شاخص‌ها به‌صورت اصطلاحات زبانی اخذ می‌گردند. سپس با استفاده از جدول ۱، این ترجیحات زبانی به اعداد فازی مثلثی تبدیل می‌شوند.

جدول (۱) ترجیحات زبانی و اعداد فازی مثلثی معادل آنها

اولویت سطر به ستون	اولویت ستون به ردیف	ترجیحات زبانی
(۱،۱،۱)	(۱،۱،۱)	اهمیت برابر
(۳،۲،۱)	(۰/۳۳، ۰/۵۰، ۱)	برابر با نسبتاً مهم‌تر
(۵،۳،۱)	(۰/۳۳، ۰/۲۰، ۱)	نسبتاً مهم‌تر
(۵،۴،۳)	(۰/۳۳، ۰/۲۵، ۰/۲۰)	از اهمیت نسبتاً مهم تا بالا
(۷،۵،۳)	(۰/۳۳، ۰/۲۰، ۰/۱۴)	اهمیت بالا
(۷،۶،۵)	(۰/۲۰، ۰/۱۷، ۰/۱۴)	اهمیت بالا تا اهمیت بسیار بالا
(۹،۷،۵)	(۰/۲۰، ۰/۱۴، ۰/۱۱)	اهمیت بسیار بالا
(۹،۸،۷)	(۰/۱۴، ۰/۱۳، ۰/۱۲)	اهمیت بسیار بالا تا کاملاً مهم
(۹،۸،۷)	(۰/۱۴، ۰/۱۱، ۰/۱۱)	کاملاً مهم

برای استفاده از روش FGMM، ابتدا یک ماتریس مقایسات زوجی که با اعداد فازی مثلثی تکمیل شده‌اند، به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$\text{رابطه (۱)} \quad \tilde{B} = (\tilde{b}_{ij})_{n \times n} = \begin{bmatrix} (1,1,1) & (l_{12}, m_{12}, u_{12}) & \dots & (l_{1n}, m_{1n}, u_{1n}) \\ (l_{21}, m_{21}, u_{21}) & (1,1,1) & \dots & (l_{2n}, m_{2n}, u_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (l_{n1}, m_{n1}, u_{n1}) & (l_{n2}, m_{n2}, u_{n2}) & \dots & (1,1,1) \end{bmatrix}$$

به‌طوری‌که

$$\tilde{b}_{ij} = (l_{ij}, m_{ij}, u_{ij}) = \tilde{b}_{ji}^{-1} = \left(\frac{1}{u_{ji}}, \frac{1}{m_{ji}}, \frac{1}{l_{ji}} \right), \quad i, j = 1, \dots, n.$$

سپس، میانگین هندسی هر سطر از ماتریس به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\tilde{M}_i = \left(\left(\prod_{j=1}^n l_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}, \left(\prod_{j=1}^n m_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}, \left(\prod_{j=1}^n u_{ij} \right)^{\frac{1}{n}} \right), \quad i = 1, \dots, n. \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن $\tilde{M}_i$ میانگین هندسی ترجیحات فازی مثلی در سطر i و n بعد ماتریس $\tilde{B}$ است. در ادامه $\tilde{M}_i$ به‌صورت زیر نرمال می‌شود:

$$\tilde{S}_i = \left(\frac{\left(\prod_{j=1}^n l_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}}{\sum_{k=1}^n \left(\prod_{j=1}^n u_{kj} \right)^{\frac{1}{n}}}, \frac{\left(\prod_{j=1}^n m_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}}{\sum_{k=1}^n \left(\prod_{j=1}^n m_{kj} \right)^{\frac{1}{n}}}, \frac{\left(\prod_{j=1}^n u_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}}{\sum_{k=1}^n \left(\prod_{j=1}^n l_{kj} \right)^{\frac{1}{n}}} \right), \quad i = 1, \dots, n. \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن $\tilde{S}_i$ وزن نسبی فازی عنصر متناظر با ردیف i است و می‌توان آن را به‌صورت تقریبی یک عدد فازی مثلی به‌صورت $\tilde{S}_i = (l_i, m_i, u_i)$ در نظر گرفت. برای دی بازی‌سازی در این پژوهش از روش مرکز ثقل استفاده می‌شود که فرمول آن برای عدد مثلی $\tilde{S}_i$ به‌صورت رابطه زیر است:

$$S_i = \frac{l_i + m_i + u_i}{3} \quad \text{رابطه (۴)}$$

که S_i بیانگر وزن دیفازی شده عنصر i ام است. جمع S_i های به‌دست‌آمده لزوماً برابر با ۱ نیست؛ لذا با استفاده از فرمول زیر نرمال می‌شوند تا جمع آنها برابر با ۱ شود:

$$W_i = \frac{S_i}{\sum_{t=1}^n S_t}, \quad i = 1, \dots, n. \quad \text{رابطه (۵)}$$

که W_i بیانگر وزن دقیق عنصر i ام است.

فاز ۲: فاز دوم این تحقیق به تعیین میزان سهم هر شرکت در تشکیل سبد سهام می‌پردازد. برای این منظور، در این فاز یک مدل بهینه‌سازی چندهدفه فازی موزون طراحی می‌گردد که با حل آن، وزن و سهم هر شرکت در تشکیل سبد سهام مشخص می‌گردد. برای ساخت این مدل، ابتدا باید نیازمندی‌های مدل همچون فرضیات، متغیرهای تصمیم، پارامترها، محدودیت‌ها و توابع هدف تعیین گردند.

سپس تابع عضویت متناظر با هر هدف فازی به دست می‌آید. در این تحقیق، تابع عضویت هر هدف فازی بر اساس بهترین و بدترین مقدار شاخص متناظر با هر هدف استخراج می‌گردد. بنابراین، ابتدا باید مقادیر شاخص‌ها برای هر یک از شرکت‌های تحت بررسی استخراج گردند و سپس تابع عضویت هر شاخص با در نظر گرفتن بهترین و بدترین مقدار آن از بین داده‌های موجود استخراج گردد. این توابع هدف خود مبنای طراحی توابع هدف فازی مدل بهینه‌سازی چندهدفه قرار می‌گیرند. بنابراین اگر تعداد شاخص‌ها برابر با m باشد، مدل طراحی شده دارای m تابع هدف به صورت $G_j(x)$, $j=1, \dots, m$ است. برای استخراج تابع عضویت متناظر با هدف j ($j=1, \dots, m$)، ابتدا بهترین و بدترین مقادیر را برای آن شاخص از بین داده‌های موجود به دست آورده و با درجات عضویت ۱ و ۰ نشان دهید که به صورت نمادین به صورت Z_j^0 و Z_j^1 نمایش داده می‌شوند. اگر هدف j از نوع-سود باشد (یعنی هرچه بیشتر بهتر)، مقادیر Z_j^0 و Z_j^1 به صورت زیر به دست می‌آیند:

رابطه (۶) $Z_j^1 = \max a_{ij}, i = 1, \dots, n, \text{ if } j \text{ is a benefit-type goal}$

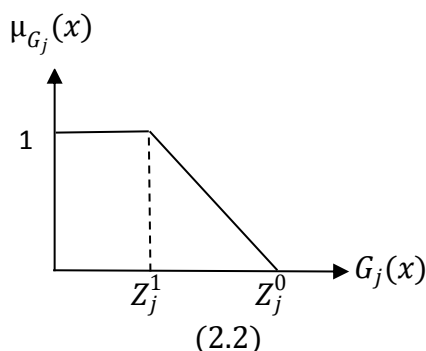
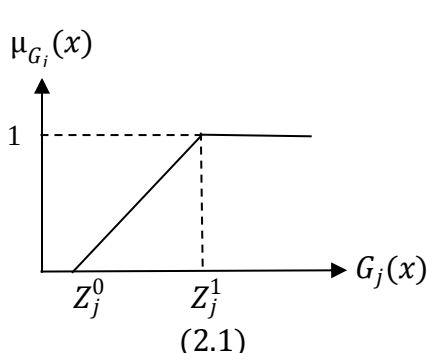
رابطه (۷) $Z_j^0 = \min a_{ij}, i = 1, \dots, n, \text{ if } j \text{ is a benefit-type goal}$

اما اگر هدف j از نوع - زیان باشد (هرچه کمتر بهتر)، مقادیر Z_j^0 و Z_j^1 به صورت زیر به دست می‌آیند:

رابطه (۸) $Z_j^1 = \min a_{ij}, i = 1, \dots, n, \text{ if } j \text{ is a cost-type goal}$

رابطه (۹) $Z_j^0 = \max a_{ij}, i = 1, \dots, n, \text{ if } j \text{ is a cost-type goal}$

که n تعداد گزینه‌ها، و a_{ij} مقدار باشد گزینه i برای هدف j است. شکل ۱، ۲ و ۳، به ترتیب نشان دهنده تابع عضویت هدف j هستند اگر این هدف از نوع-سود یا از نوع-هزینه باشد.



شکل (۲) شماتیک تابع عضویت هدف j برای اهداف از نوع-سود و از نوع-زیان

اگر هدف j از نوع - سود باشد، تابع عضویت آن از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\mu_{G_j}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } G_j(x) > Z_j^1 \\ \frac{G_j(x) - Z_j^0}{Z_j^1 - Z_j^0} & \text{if } Z_j^0 \leq G_j(x) \leq Z_j^1 \\ 0 & \text{if } G_j(x) < Z_j^0 \end{cases}$$

اگر هدف j از نوع - زیان باشد، تابع عضویت آن از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$\mu_{G_j}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } G_j(x) < Z_j^1 \\ \frac{Z_j^0 - G_j(x)}{Z_j^0 - Z_j^1} & \text{if } Z_j^1 \leq G_j(x) \leq Z_j^0 \\ 0 & \text{if } G_j(x) > Z_j^0 \end{cases}$$

رابطه (۱۱)

پس از استخراج توابع عضویت برای اهداف تحقیق، مدل بهینه‌سازی چندهدفه فازی موزون طراحی می‌گردد. این تحقیق مدل FMODEM موزون را برای حل مساله پرتفولیو طراحی می‌کند؛ زیرا از نظر ذی‌نفعان وزن اهداف با هم برابر نیستند. بر اساس این توضیحات، فرم عمومی مدل FMODEM موزون طراحی شده در این تحقیق به‌صورت زیر است:

$$\begin{aligned} & \text{Optimize } \{w_1 \cdot \tilde{G}_1(x), w_2 \cdot \tilde{G}_2(x), \dots, w_m \cdot \tilde{G}_m(x)\} \\ & \text{s.t.} \\ & (Ax)_i \leq b_i, \quad \forall i \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

رابطه (۱۲)

که در آن، $\tilde{G}_j(x)$ نشان‌دهنده تابع هدف j ام متناظر با هدف فازی j ام، و w_j وزن هدف j ام است که با استفاده از روش FAHP به‌دست‌آمده است. در این تحقیق برای حل مدل طراحی شده از رویکرد ماکزیمم-مینیمم موزون ارائه‌شده توسط لین (Lin, 2004) استفاده می‌شود. بنابراین، مدل FMODEM طراحی شده فوق به مدل قطعی زیر تبدیل می‌شود:

$$\begin{aligned} & \max \quad \lambda \\ & \text{s.t.} \\ & w_j \lambda \leq \mu_{G_j}(x), \quad \forall j \\ & (Ax)_i \leq b_i, \quad \forall i \\ & \lambda \in [0, 1], \quad x \geq 0 \end{aligned}$$

رابطه (۱۳)

که در آن λ و $\mu_{G_j}(x)$ به‌ترتیب بیانگر رضایت کل و تابع عضویت هدف j می‌باشند. سهم بهینه هر شرکت در تشکیل سبد سهام با حل این مدل به‌دست می‌آید.

۴- تجزیه و تحلیل داده‌ها

تجزیه و تحلیل نتایج این تحقیق در دو فاز مجزا ارائه می‌شوند که عبارت‌اند از تعیین وزن و اهمیت شاخص‌ها و تعیین سهم هر یک از شرکت‌ها در تشکیل سبد سهام. این دو فاز در ادامه به تفصیل تشریح می‌گردند.

محاسبه وزن شاخص‌ها

در این فاز وزن شاخص‌های مورد استفاده به دست می‌آیند. در این تحقیق ۶ شاخص به عنوان شاخص‌های نهایی برای تشکیل سبد سهام انتخاب شدند که عبارت‌اند از نسبت قیمت به بازده (P/E)، حجم، رتبه نقدشوندگی، بازده حقوق صاحبان سهام (ROE)، ضریب β ، و بازده سرمایه. وزن این شاخص‌ها از نظر ذی نفعان برابر نیست و برای تعیین اوزان آنها در این تحقیق از روش FGMM استفاده می‌شود. برای این منظور، ابتدا نظر ذی نفعان در خصوص اهمیت زوجی شاخص‌ها به صورت متغیرهای زبانی اخذ و سپس با استفاده از جدول ۱ این نظرات کیفی به اعداد فازی مثلثی تبدیل گردیدند. نتایج حاصل در جدول ۲ نشان داده شده است. قبل از تعیین وزن شاخص‌ها، ابتدا باید پایایی این جدول مورد ارزیابی قرار گیرد. پایایی جداول مقایسات زوجی براساس نرخ ناسازگاری آنها سنجیده می‌شود. با توجه به اینکه داده‌های این جدول به صورت فازی هستند، ابتدا این داده‌ها با استفاده از رابطه (۴) دیفازی شدند و سپس نرخ ناسازگاری این جدول به دست آمد. با توجه به اینکه نرخ ناسازگاری محاسبه شده برابر با ۰,۰۰۸ و کمتر از ۰,۱ می‌باشد، لذا می‌توان به داده‌های این جدول اتکا کرده و وزن شاخص‌ها را با توجه به این داده‌ها به دست آورد.

جدول (۲) جدول مقایسات زوجی شاخص‌ها

شاخص‌ها	نسبت P/E	حجم	رتبه نقدشوندگی	ROE	ضریب β	بازده سرمایه
نسبت P/E	(۱,۱,۱)	(۷,۸,۹)	(۱,۲,۳)	(۳,۵,۷)	(۱,۲,۳)	(۳,۵,۷)
حجم		(۱,۱,۱)	(۰,۰/۱۷, ۰,۰/۲۰ ۰/۱۴)	(۰,۰/۳۳, ۱ ۰/۲۰)	(۰,۰/۱۷, ۰,۰/۲۰ ۰/۱۴)	(۰,۰/۵۰, ۱ ۰/۳۳)
رتبه نقدشوندگی			(۱,۱,۱)	(۱,۳,۵)	(۱,۱,۱)	(۱,۳,۵)
ROE				(۱,۱,۱)	(۰,۰/۳۳, ۱ ۰/۲۰)	(۱,۱,۱)
ضریب β					(۱,۱,۱)	(۳,۴,۵)
بازده سرمایه						(۱,۱,۱)

وزن شاخص‌ها از جدول (۲) با استفاده از روش FGMM به دست می‌آید. برای این منظور، ابتدا میانگین هندسی اعداد هر سطر با استفاده از رابطه (۲) به دست می‌آید. این اعداد با استفاده از رابطه (۳) نرمال و سپس با استفاده از رابطه (۴) دیفازی می‌شوند. در نهایت، با به کارگیری رابطه (۵)، اعداد

ارائه یک مدل ترکیبی مبتنی بر روشهای فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی و برنامه‌ریزی آرمانی فازی... ۳۲۷

دیفازی شده نرمال می‌شوند که خود نشان‌دهنده اوزان قطعی شاخص‌ها می‌باشند. این محاسبات در جدول (۳) داده شده‌اند.

جدول (۳) محاسبه وزن شاخصها با روش FGMM

وزن نهایی با فرمول (۵)	دیفازی سازی با فرمول (۴)	نرمال‌سازی با فرمول (۳)	محاسبه میانگین هندسی با فرمول (۲)	شاخصه ۱
۰/۳۶۵	۰/۴۲۸	(۰/۱۸۰، ۰/۳۷۷، ۰/۷۲۸)	(۱/۹۹۵، ۳/۰۴۷، ۳/۹۷۹)	نسبت P/E
۰/۰۳۸	۰/۰۴۵	(۰/۰۲۱، ۰/۰۳۶، ۰/۰۷۷)	(۰/۲۳۱، ۰/۲۸۹، ۰/۴۲۳)	حجم
۰/۲۱۲	۰/۲۴۸	(۰/۰۹۹، ۰/۲۱۴، ۰/۴۳۳)	(۱/۰۸۹، ۱/۷۳۲، ۲/۳۶۵)	رتبه نقدشوندگی
۰/۰۹۰	۰/۱۰۵	(۰/۰۳۸، ۰/۰۷۹، ۰/۱۹۹)	(۰/۴۲۳، ۰/۶۳۷، ۱/۰۸۹)	ROE
۰/۲۲۱	۰/۲۵۸	(۰/۱۱۸، ۰/۲۲۵، ۰/۴۳۳)	(۱/۰۳۸، ۱/۸۱۷، ۲/۳۶۵)	ضریب β
۰/۰۷۴	۰/۰۸۷	(۰/۰۳۸، ۰/۰۷۰، ۰/۱۵۲)	(۰/۴۲۳، ۰/۵۶۷، ۰/۸۳۳)	بازده سرمایه
۱	۱/۱۷۲	---	(۵/۴۶۸، ۸/۰۸۹، ۱۱/۰۵۴)	جمع

همان‌طور که جدول (۳) نشان می‌دهد مهم‌ترین شاخص‌ها از دید خبرگان، شاخصهای نسبت P/E، ضریب β ، و رتبه نقدشوندگی هستند که اوزان آنها به ترتیب برابر با ۰/۳۶۵ و ۰/۲۲۱ و ۰/۲۱۲ می‌باشند.

طراحی و حل مدل بهینه‌سازی

در فاز دوم این تحقیق به طراحی یک مدل FMODEM موزون پرداخته و با حل آن به تعیین میزان سهم هر شرکت در تشکیل سبد سهام می‌پردازد.

تعیین نیازمندی‌های مدل

برای طراحی مدل پیشنهادی این تحقیق، ابتدا باید نیازمندی‌های مدل همچون فرضیات، متغیرهای تصمیم، و پارامترها تعیین گردند تا بر اساس آنها بتوان محدودیت‌ها و توابع هدف مدل را طراحی کرد. در این بخش به تعریف فرضیات، پارامترها، و متغیرهای تصمیم مدل پرداخته می‌شود.

فرضیات مدل:

- مدل پیشنهادی، یک مدل بهینه‌سازی پرتفوی چند سهمی، تک دوره‌ای، و چندهدفه است؛
- مدل پیشنهادی دارای ۶ هدف به منظور بهینه‌سازی کردن پرتفوی است؛

– وزن اهداف به کاررفته در این تحقیق متفاوت و بر اساس نظر خبرگان و با روش FAHP به دست می آید.

متغیرهای تصمیم:

λ : رضایت کل ناشی از برآورده شدن تمام اهداف

F_k : مقدار بهینه تابع هدف k ام

$\mu_{G_k}(F_k)$: درجه عضویت هدف k ام

X_i : درصد سرمایه گذاری در سهم i ام

استخراج توابع عضویت

هدف این تحقیق تعیین میزان سهم ۶ شرکت در تشکیل یک پرتفوی است که این شرکت‌ها با نمادهای نمادهای خازین، آباد، آبادا، پلاسک، کدما، و غگرچی مشخص شده‌اند. انتخاب این شرکت‌ها بر اساس نظرات ذی نفعان مربوط بوده است. این تحقیق همچنین به دنبال بهینه‌سازی ۶ هدف فازی است که بر اساس نظر ذی نفعان در نظر گرفته شده‌اند. در این بخش، تابع عضویت متناظر با هر هدف فازی بر اساس بهترین و بدترین مقدار شاخص متناظر با آن هدف به دست می‌آید. برای این منظور، ابتدا بهترین و بدترین مقادیر برای هر شاخص از بین داده‌های سهام شرکت‌ها را به دست آورده و با درجات عضویت ۱ و ۰ نشان می‌دهیم که به صورت نمادین به صورت Z_j^0 و Z_j^1 نمایش داده می‌شوند. برای استخراج این توابع عضویت، ابتدا داده‌های مربوط به مقادیر شاخص‌ها (که هر شاخص به صورت یک هدف فازی در نظر گرفته شده است) استخراج گردیدند. با توجه به اینکه جنس داده‌های مرتبط با این شاخص‌ها متفاوت و ناهمگون بودند، بنابراین داده‌های این تحقیق نرمال گردیدند. برای این منظور، داده‌های مرتبط با هر شاخص بر بزرگ‌ترین مقدار آن شاخص تقسیم شدند که نتیجه آن در جدول ۴ نشان داده شده است.

رتبه نقدشوندگی	ضریب β	ROE	بازده سرمایه	حجم	P/E	نماد	شرکت
۰/۱۲۹	-۲/۴۶۶	۰/۱۴۴	۰/۰۹۱	۱	۰/۳۱۰	خازین	سایپا آذین
۰/۵۴۰	۱	۰/۲۱۶	۰/۱۸۱	۰/۰۹۴	۰/۶۲۶	آبادا	برق آبادان
۰/۴۶۷	-۱/۹۰۹	۰/۲۱۶	۰/۱۳۶	۰/۱۵۰	۰/۳۳۱	پلاسک	پلاسکوکار سایپا
۰/۷۵۵	-۱/۶۰۲	۱	۱	۰/۰۳۵	۰/۲۹۹	آباد	توریستی و رفاهی آبادگران ایران
۰/۶۸۸	۰/۵۱۱	۰/۸۸۸	۰/۵۳۶	۰/۰۵۵	۱	کدما	معدنی دماوند
۱	۰/۳۹۸	۰/۰۲۶	۰/۰۱۹	۰/۳۷۰	۰/۸۲۴	غگرچی	بیسکویت گرچی

۰/۱۲۹	-۲/۴۶۶	۰/۰۲۶	۰/۰۱۹	۰/۰۳۵	۰/۲۲۹	حداقل
۱	۱	۱	۱	۱	۱	حداکثر

جدول (۴) داده‌های نرمال شده شاخصهای تحقیق برای شرکت‌های تحت بررسی

حال بر اساس روابط (۱۰) و (۱۱) به استخراج توابع عضویت برای شاخصهای این تحقیق پرداخته می‌شود. توجه شود که اگر هدف موردنظر از نوع-سود باشد (یعنی هرچه بیشتر بهتر)، مقادیر Z_j^0 و Z_j^1 به ترتیب از روابط (۶) و (۷)، و اگر از نوع-زیان (یعنی هرچه کمتر بهتر) باشد، این مقادیر به ترتیب از روابط (۸) و (۹) به دست می‌آیند. بر اساس نظر خبرگان، شاخصهای نسبت قیمت به بازده (P/E)، حجم، بازده حقوق صاحبان سهام (ROE)، ضریب β ، و بازده سرمایه شاخصهای از نوع-سود (هرچه بیشتر بهتر) در نظر گرفته می‌شوند و لذا تابع عضویت آنها با استفاده از رابطه (۱۰) به دست می‌آیند. اما شاخص رتبه نقدشوندگی شاخص از نوع-زیان (هرچه کمتر بهتر) در نظر گرفته می‌شود و لذا تابع عضویت آن از رابطه (۱۱) به دست می‌آید. در ادامه توابع عضویت این شاخص‌ها استخراج می‌گردند.

استخراج تابع عضویت شاخص نسبت قیمت به بازده (P/E): باتوجه به داده‌های جدول اگر پرتفوی از سهام موجود تشکیل می‌گردید، شاخص P/E برای این پرتفوی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$F_1: 0.310 W_1 + 0.626 W_2 + 0.331 W_3 + 0.299 W_4 + W_5 + 0.824 W_6$$

که W_i وزن سهم i ام در تشکیل پرتفوی و F_1 نسبت P/E برای پرتفوی است. کمترین و بیشترین مقدار شاخص P/E در بین سهام موجود به ترتیب برابر با ۰/۲۹۹ و ۱ هستند. بنابراین، مقدار F_1 بین این دو عدد است. این بدان معنی است که مقادیر ۰/۲۹۹ و ۱ به ترتیب دارای مطلوبیت ۰ و ۱ برای F_1 می‌باشند. نسبت P/E در این تحقیق باتوجه به نظر خبرگان از نوع-سود در نظر گرفته شد. لذا تابع عضویت آن با استفاده از رابطه (۱۰) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu_{G_1}(F_1) = \frac{1-F_1}{1-0.299} = \frac{1 - (0.310x_1 + 0.626x_2 + 0.331x_3 + 0.299x_4 + x_5 + 0.824x_6)}{1-0.299}$$

رابطه (۱۴)

استخراج تابع عضویت شاخص حجم: باتوجه به داده‌های جدول (۴)، اگر پرتفوی از سهام‌های موجود تشکیل می‌گردید، نسبت شاخص حجم برای این پرتفوی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$F_2: W_1 + 0.094 W_2 + 0.150 W_3 + 0.035 W_4 + 0.055 W_5 + 0.370 W_6$$

که F_2 نسبت P/E برای پرتفوی است. کمترین و بیشترین مقدار شاخص حجم در بین سهام موجود به ترتیب برابر با ۰/۳۵ و ۱ هستند. بنابراین، مقدار F_2 بین این دو عدد است. این بدان معنی است که مقادیر ۰/۳۵ و ۱ به ترتیب دارای مطلوبیت ۰ و ۱ برای F_2 می‌باشند. نسبت شاخص حجم در این تحقیق باتوجه به نظر خبرگان از نوع-سود در نظر گرفته شد. لذا تابع عضویت آن با استفاده از رابطه (۱۰) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu_{G_2}(F_2) = \frac{1-F_2}{1-0.035} = \frac{1-(x_1+0.094x_2+0.150x_3+0.035x_4+0.055x_5+0.370x_6)}{1-0.035}$$

رابطه (۱۵)

استخراج تابع عضویت شاخص بازده سرمایه: باتوجه به داده‌های جدول (۴)، اگر پرتفوی از سهام‌های موجود تشکیل می‌گردد، شاخص بازده سرمایه برای این پرتفوی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$F_3: 0.091 W_1 + 0.181 W_2 + 0.136 W_3 + W_4 + 0.536 W_5 + 0.019 W_6$$

کمترین و بیشترین مقدار بازده سرمایه در بین سهام موجود به ترتیب برابر با ۰/۰۱۹ و ۱ هستند. بنابراین، مقدار F_5 بین این دو عدد است. این بدان معنی است که مقادیر ۰/۰۱۹ و ۱ به ترتیب دارای مطلوبیت ۰ و ۱ برای F_5 می‌باشند. بازده سرمایه شاخص از نوع سود است. لذا تابع عضویت آن با استفاده از رابطه (۱۰) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu_{G_3}(F_3) = \frac{1-F_3}{1-0.019} = \frac{1-(0.091x_1+0.181x_2+0.136x_3+x_4+0.536x_5+0.019x_6)}{1-0.019}$$

رابطه (۱۶)

استخراج تابع عضویت شاخص بازده حقوق صاحبان سهام (ROE): باتوجه به داده‌های جدول (۴)، اگر پرتفوی از سهام‌های موجود تشکیل می‌گردد، شاخص ROE برای این پرتفوی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$F_4: 0.144 W_1 + 0.216 W_2 + 0.216 W_3 + W_4 + 0.888 W_5 + 0.026 W_6$$

کمترین و بیشترین مقدار شاخص ROE در بین سهام موجود به ترتیب برابر با ۰،۰۲۶ و ۱ هستند. بنابراین، مقدار F_3 بین این دو عدد است. این بدان معنی است که مقادیر ۰/۰۲۶ و ۱ به ترتیب دارای مطلوبیت ۰ و ۱ برای F_3 می‌باشند. نسبت ROE در این تحقیق باتوجه به نظر خبرگان از نوع-سود در نظر گرفته شد. لذا تابع عضویت آن با استفاده از رابطه (۱۰) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu_{G_4}(F_4) = \frac{1-F_4}{1-0.026} = \frac{1-(0.144x_1+0.216x_2+0.216x_3+x_4+0.888x_5+0.026x_6)}{1-0.026}$$

استخراج تابع عضویت شاخص ضریب β : باتوجه به داده‌های جدول (۴)، اگر پرتفوی از سهام‌های موجود تشکیل می‌گردد، مقدار ضریب β برای این پرتفوی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$F_5: -2.466 W_1 + W_2 - 1.909 W_3 - 1.602 W_4 + 0.511 W_5 + 0.398 W_6$$

کمترین و بیشترین مقدار ضریب β در بین سهام موجود به ترتیب برابر با ۱۱۱ و ۹۹۹ هستند. بنابراین، مقدار F_4 بین این دو عدد است. این بدان معنی است که مقادیر ۱۱۱ و ۹۹۹ به ترتیب دارای مطلوبیت ۰ و ۱ برای F_4 می‌باشند. نسبت P/E در این تحقیق باتوجه به نظر خبرگان از نوع سود در نظر گرفته شد. لذا تابع عضویت آن با استفاده از رابطه (۱۰) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu_{G_5}(F_5) = \frac{1-F_5}{1-(-2.466)} = \frac{1-(-2.466x_1+x_2-1.909x_3-1.602x_4+0.511x_5+0.398x_6)}{1-(-2.466)}$$

استخراج تابع عضویت شاخص رتبه نقدشوندگی: باتوجه به داده‌های جدول (۴)، اگر پرتفویی از سهام‌های موجود تشکیل می‌گردید، شاخص رتبه نقدشوندگی برای این پرتفوی از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$F_6: 0.129 W_1 + 0.540 W_2 + 0.467 W_3 + 0.755 W_4 + 0.688 W_5 + W_6$ (۱۸)
کمترین و بیشترین مقدار شاخص رتبه نقدشوندگی در بین سهام موجود به‌ترتیب برابر با ۰/۱۲۹ و ۱ هستند. بنابراین، مقدار F_6 بین این دو عدد است. باتوجه به اینکه رتبه نقدشوندگی شاخص از نوع-هزینه است، لذا مقادیر ۰/۱۲۹ و ۱ به‌ترتیب دارای مطلوبیت ۱ و ۰ برای F_6 می‌باشند و تابع عضویت آن نیز با استفاده از رابطه (۱۰) به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$\mu_{G_6}(F_6) = \frac{F_6-1}{0.129-1} = \frac{(0.129x_1+0.540x_2+0.467x_3+0.755x_4+0.688x_5+x_6)-1}{0.129-1}$$

رابطه (۱۹)

طراحی مدل نهایی

این مرحله یک مدل بهینه‌سازی برای به حداکثر رساندن رضایت کلی (λ) ایجاد می‌کند. مقدار λ به درجات رضایت از شش تابع هدف به‌دست‌آمده از معادلات (۱۴) تا (۱۹) بستگی دارد. به عبارت دیگر، مقدار λ نمی‌تواند از درجات عضویت توابع هدف بیشتر شود. این توابع هدف دارای وزن‌های متفاوتی هستند. بنابراین، ما یک مدل بهینه‌سازی بر اساس رابطه (۱۳) طراحی می‌کنیم تا λ را به حداکثر برسانیم. این مدل به‌صورت زیر است:

$Max \lambda$

s. t.

$$0.365 \times \lambda$$

$$\leq \frac{1 - (0.310x_1 + 0.626x_2 + 0.331x_3 + 0.299x_4 + x_5 + 0.824x_6)}{1 - 0.299}$$

$$0.038 \times \lambda$$

$$\leq \frac{1 - (x_1 + 0.094x_2 + 0.150x_3 + 0.035x_4 + 0.055x_5 + 0.370x_6)}{1 - 0.035}$$

$$0.090 \times \lambda$$

$$\leq \frac{1 - (0.144x_1 + 0.216x_2 + 0.216x_3 + x_4 + 0.888x_5 + 0.026x_6)}{1 - 0.026}$$

$$\begin{aligned}
& 0.221 \times \lambda \\
& \leq \frac{1 - (-2.466x_1 + x_2 - 1.909x_3 - 1.602x_4 + 0.511x_5 + 0.398x_6)}{1 - (-2.466)} \\
& 0.074 \times \lambda \\
& \leq \frac{1 - (0.091x_1 + 0.181x_2 + 0.136x_3 + x_4 + 0.536x_5 + 0.019x_6)}{1 - 0.019} \\
& 0.212 \times \lambda \\
& \leq \frac{(0.129x_1 + 0.540x_2 + 0.467x_3 + 0.755x_4 + 0.688x_5 + x_6) - 1}{0.129 - 1} \\
& x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 = 1 \\
& x_i \geq 0, i = 1, \dots, 6.
\end{aligned}$$

این مدل می‌تواند به صورت یک مدل مرسوم برنامه‌ریزی خطی به صورت زیر بازنویسی شود:

Max λ

s. t.

$$0.365\lambda + 0.442x_1 + 0.893x_2 + 0.472x_3 + 0.427x_4 + 1.427x_5 + 1.175x_6 \leq 1.427$$

$$0.038\lambda + 1.036x_1 + 0.097x_2 + 0.155x_3 + 0.036x_4 + 0.057x_5 + 0.383x_6 \leq 1.036$$

$$0.090\lambda + 0.148x_1 + 0.222x_2 + 0.222x_3 + 1.027x_4 + 0.912x_5 + 0.027x_6 \leq 1.027$$

$$0.221\lambda - 0.711x_1 + 0.289x_2 - 0.551x_3 - 0.462x_4 + 0.147x_5 + 0.115x_6 \leq 0.289$$

$$0.074\lambda + 0.093x_1 + 0.185x_2 + 0.139x_3 + 1.019x_4 + 0.546x_5 + 0.019x_6 \leq 1.019$$

$$0.212\lambda + 0.148x_1 + 0.620x_2 + 0.536x_3 + 0.867x_4 + 0.790x_5 + 1.148x_6 \leq 1.148$$

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 = 1$$

$$x_i \geq 0, i = 1, \dots, 6.$$

مقادیر بهینه متغیرهای تصمیم با حل این مدل به دست می‌آیند که در جدول (۵) نشان داده شده

است. این جدول همچنین درجه رضایت شش تابع هدف را نشان می‌دهد که این مقادیر با جای‌گذاری

مقادیر بهینه متغیرهای تصمیم در معادلات (۱۴) تا (۱۹) به دست آمده‌اند.

جدول (۵) مقادیر بهینه متغیرهای تصمیم

$$x_1 = 0.412, \quad x_2 = 0, \quad x_3 = 0, \quad x_4 = 0.588, \quad x_5 = 0, \quad x_6 = 0$$

$$\begin{array}{lll} \mu_{G_1}(F_1) = 0.994 & \mu_{G_2}(F_2) = 0.588 & \mu_{G_3}(F_3) = 0.382 \\ \mu_{G_4}(F_4) = 0.362 & \mu_{G_5}(F_5) = 0.853 & \mu_{G_6}(F_6) = 0.577 \end{array}$$

جدول (۵) نشان می‌دهد که تنها دو سهم اول و چهارم با نسبت ۰/۴۱۲ و ۰/۵۸۸ باید در تشکیل پرتفوی شرکت کنند تا رضایت کل به‌دست‌آمده ماکزیمم گردد. این جدول همچنین رضایت ناشی از اهداف شش گانه را نیز به تفکیک نشان می‌دهد که بر اساس آن هدف اول (نسبت قیمت به بازده) با درجه رضایت ۰/۹۹۴ و هدف چهارم (بازده حقوق صاحبان سهام) با درجه رضایت ۰/۳۶۲ به‌ترتیب بیشترین و کمترین میزان برآورده‌شدن را ارضا نموده‌اند.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

تشکیل سبد سهام مبتنی بر تعیین درصد هر یک از سهام تحت بررسی در تشکیل آن سبد است. اما تعیین درصد بهینه هر یک از سهام که در تشکیل سبد سهام نقش دارند چالشی است که زمینه تحقیقات متعددی را به خود اختصاص داده است. یکی از رویکردهای اصلی که برای این منظور بسیار مورد استفاده قرار گرفته است، استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی است. با این وجود، گاهی پارامترهای مورد استفاده در این مدل‌ها مقادیر دقیقی نبوده و لذا نمی‌توان از مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی برای مواجهه با عدم قطعیت ناشی از این پارامترها استفاده نمود. برای مواجهه با این چالش از رویکردهای مختلفی می‌توان استفاده کرد که متداول‌ترین آن به‌کارگیری مفاهیم فازی است. در این تحقیق نیز به‌دلیل مواجهه با عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل، مدل بهینه‌سازی برای تشکیل پرتفوی به‌صورت یک مدل برنامه‌ریزی آرمانی چندهدفه فازی طراحی گردید. در این مدل ابتدا شرکت‌های بورسی مدنظر برای سرمایه‌گذاری طبق نظر ذی‌نفعان انتخاب گردیدند. سپس ۶ شاخص برای تشکیل پرتفوی در نظر گرفته شدند و وزن آنها با استفاده از روش FAHP به‌دست آمد. در مدل بهینه‌سازی ارائه‌شده، هر شاخص همچنین به‌عنوان یک هدف آرمانی فازی در نظر گرفته شد و تابع عضویت فازی آن نیز استخراج گردید. سپس، یک مدل برنامه‌ریزی آرمانی فازی موزون طراحی گردید که هدف آن ماکزیمم کردن رضایت کل است به‌گونه‌ای که مقدار رضایت کل نمی‌تواند از رضایت هر یک از اهداف فازی ارائه‌شده بیشتر باشد.

مدل ارائه شده در این تحقیق، از جنبه‌های مختلف دارای شباهت‌ها و تفاوت‌هایی با مدل‌های موجود ارائه شده می‌باشد. برخی مدل‌های موجود مبتنی بر مدل مارکوفیتز بوده و برای تشکیل پرتفوی فقط به بهینه‌سازی شاخصهای بازده و ریسک (مدل میانگین-واریانس) می‌پردازند و سهام شامل یک سبد را در جستجوی کارایی تخصیص سرمایه در نظر می‌گیرد (Shen et al., 2022). به عنوان مثال، ریکا و اسکوزاری (Ricca & Scozzari, 2024) با استفاده از یک مدل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح به‌دنبال دستیابی به بازده مورد انتظار خود بودند درحالی که مدل آنها بدترین حالت ضرر را کنترل می‌کرد. اما در این تحقیق، شش شاخص در مدل بهینه‌سازی تشکیل پرتفوی در نظر گرفته شد که عبارتند

از نسبت P/E، حجم، ROE، ضریب β ، بازده سرمایه، و رتبه نقدشوندگی. به علاوه، مسئله بهینه سازی پورتفولیو نیاز به یک استراتژی سرمایه گذاری دارد که ترجیحات سرمایه گذار را در مدل در نظر بگیرد (Mandal et al., 2024). این در حالی است که اکثر مدل های بهینه سازی وزن و اهمیت شاخصهای را در نظر نمی گیرند و لذا جواب های آنها لزوماً با نظر خبرگان تطابق ندارد. در این تحقیق، ما با استفاده از روش FAHP وزن شاخصهای شش گانه را طبق نظر خبرگان به دست آورده، و این اوزان را در مدل بهینه سازی اعمال کردیم. به علاوه، مدل های بهینه سازی فازی معمولاً بر مبنای اعداد فازی از پیش تعیین شده شکل می گیرند که لزوماً با دنیای واقعی تطابق ندارد. به عنوان مثال، بوروویکا (Borovička, 2020) در تحقیق خود از اعداد فازی مثلثی برای تشکیل پورتفولیو استفاده کردند. اما در این تحقیق، ما براساس داده های موجود تابع عضویت را برای هر یک از توابع هدف استخراج کردیم. به عبارت دیگر، توابع عضویت استخراج شده در این تحقیق مبتنی بر داده های واقعی هستند و نه توابع عضویت از پیش تعیین شده. برخی محققین همچون دنگ و همکاران (Deng & Chen, 2022) با استفاده از تکنیک های تصمیم گیری چند شاخصه همچون TOPSIS در محیط فازی به انتخاب سهام پرداخته اند. در تحقیقی دیگر، وزن شاخص ها با استفاده از AHP فازی به دست آمده و سپس با استفاده از روش TOPSIS فازی به رتبه بندی سهام پرداخته شده است (Lakshmi & Kumara, 2024). اما این تکنیک ها صرفاً برای رتبه بندی سهام استفاده می شوند و نمی توان با استفاده از آنها به تعیین وزن هر سهم در پرتفوی پرداخت. ما در تحقیق خود صرفاً از تکنیک های تصمیم گیری چند شاخصه برای تعیین وزن شاخص ها استفاده کرده ایم و وزن هر شرکت در سبد سهام را با استفاده از مدل بهینه سازی فازی ارائه شده در این تحقیق به دست آورده ایم.

این تحقیق با محدودیتهایی نیز مواجه بوده است که رفع هر کدام از آنها می تواند ایده ای برای تحقیقات آتی باشد. به عنوان مثال، مجموعه فازی مورد استفاده در این تحقیق، فازی نوع-۱ است. این در حالی است که ابهام و عدم قطعیت پارامترها در مسائل دیگر ممکن است با انواع دیگر از مجموعه های فازی همچون فازی نوع-۲، فازی ایهی، فازی شهودی، فازی مردد، یا فازی نوتروسوفیک تطابق بیشتری داشته باشد. توسعه مدل بهینه سازی ارائه شده در این تحقیق برای این مجموعه های فازی و تشکیل سبد سهام بر اساس این مدل ها می تواند موضوعی برای تحقیقات آتی باشد. لازم به ذکر است در برخی تحقیقات از شبکه های عصبی همچون یادگیری عمیق برای تعیین وزن دارایی های مالی مختلف استفاده شده است (Qiu et al., 2024). با توجه به اینکه وزن دارایی های مالی در این تحقیق از مدل بهینه سازی به دست آمده است و وزن شاخص ها با استفاده از روش FAHP، می توان پیشنهاد داد که تحقیقات آتی وزن شاخص ها را با استفاده از شبکه های عصبی به دست آورده و سپس این اوزان را در مدل بهینه سازی برای تشکیل پرتفوی اعمال کنند. به عبارت دیگر، پیشنهاد می گردد تحقیقات

آتی ترکیبی از مدل‌های شبکه‌های عصبی و بهینه‌سازی فازی را برای تشکیل پرتفوی به کار بگیرد. همچنین، سیاست رویکرد ارائه شده در این تحقیق برای تشکیل سبد سهام، مبتنی بر مشخص بودن شرکت‌های مدنظر سرمایه‌گذاران برای سرمایه‌گذاری بوده است. به عبارت دیگر، در این تحقیق، شرکت‌های مدنظر برای سرمایه‌گذاری مشخص بودند و هدف این تحقیق تعیین میزان سهم هر شرکت در سبد سهام بوده است. اما گاهی این شرکت‌ها از نظر سرمایه‌گذاران مشخص نیستند که خود می‌تواند چالشی در تشکیل سبد سهام باشد. لذا پیشنهاد می‌گردد تحقیقات آتی، ابتدا با استفاده از تکنیک‌های تصمیم‌گیری همچون AHP یا TOPSIS یا تکنیک‌های بهینه‌سازی همچون تحلیل پوششی داده‌ها به رتبه‌بندی شرکت‌های پرداخته و کاراترین آنها را غربال کنند. سپس، با استفاده از رویکرد ارائه شده در این تحقیق، به تعیین سهم هر شرکت غربال شده در سبد سهام بپردازند.

۶- تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

References:

- Abolmakarem, S., Abdi, F., Khalili-Damghani, K., & Didekhani, H. (2024). Futuristic portfolio optimization problem: wavelet based long short-term memory. *Journal of Modelling in Management*, 19(2), 523–555. <https://doi.org/10.1108/JM2-09-2022-0232>
- Akbay, M. A., Kalayci, C. B., & Polat, O. (2020). A parallel variable neighborhood search algorithm with quadratic programming for cardinality constrained portfolio optimization. *Knowledge-Based Systems*, 198, 105944. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105944>
- Alexander, G. J., Baptista, A. M., & Yan, S. (2017). Portfolio selection with mental accounts and estimation risk. *Journal of Empirical Finance*, 41, 161–186. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.07.012>
- Amiri, M., Vanani, I. R., Hossein, S., & Agha, R. H. (2021). Development of Fuzzy Artificial Intelligence and Multi-Objective Planning Model to Optimize the Portfolio of Investment Companies. *Journal Of Business Intelligence Management Studies*, 9(36), 243–302. <https://doi.org/10.22054/ims.2021.53443.1754>
- Arman, H., Hadi-Vencheh, A., Arman, A., & Moslehi, A. (2021). Revisiting the approximated weight extraction methods in fuzzy analytic hierarchy process. *International Journal of Intelligent Systems*, 36(4), 1644–1667. <https://doi.org/10.1002/int.22355>
- Barbati, M., Figueira, J. R., Greco, S., Ishizaka, A., & Panaro, S. (2023). A multiple criteria methodology for priority based portfolio selection. *Socio-Economic Planning Sciences*, 88, 101595. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2023.101595>
- Behera, J., Pasayat, A. K., Behera, H., & Kumar, P. (2023). Prediction based mean-value-at-risk portfolio optimization using machine learning regression algorithms for multi-national stock markets. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 120, 105843. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.105843>
- Borovička, A. (2020). New complex fuzzy multiple objective programming procedure for a portfolio making under uncertainty. *Applied Soft Computing*, 96, 106607. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106607>
- Chen, Y., Zhao, X., & Hao, J. (2023). A novel MOPSO-SODE algorithm for solving three-objective SR-ES-TR portfolio optimization problem. *Expert Systems with Applications*, 233, 120742. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120742>

- Cui, T., Du, N., Yang, X., & Ding, S. (2024). Multi-period portfolio optimization using a deep reinforcement learning hyper-heuristic approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 198, 122944. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122944>
- De, M., Mangaraj, B. K., & Das, K. B. (2018). A fuzzy goal programming model in portfolio selection under competitive-cum-compensatory decision strategies. *Applied Soft Computing*, 73, 635–646. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.09.006>
- Deep, K., Singh, K. P., Kansal, M. L., & Mohan, C. (2009). A fuzzy interactive approach for optimal portfolio management. *Opsearch*, 46, 69–88. <https://doi.org/10.1007/s12597-009-0005-2>
- Deng, X., & Chen, C. (2022). Novel linear programming models based on distance measure of IFSs and modified TOPSIS method for portfolio selection. *Egyptian Informatics Journal*, 23(4), 13–31. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2022.06.002>
- Deng, X., He, X., & Huang, C. (2021). A new fuzzy random multi-objective portfolio model with different entropy measures using fuzzy programming based on artificial bee colony algorithm. *Engineering Computations*, 39(2), 627–649. <https://doi.org/10.1108/EC-11-2020-0654>
- Deng, X., & Pan, X. (2018). The research and comparison of multi-objective portfolio based on intuitionistic fuzzy optimization. *Computers & Industrial Engineering*, 124, 411–421. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.07.044>
- Didekhani, H., & Hojatiostani, S. (2017). Presenting a multi-objective planning model for stock selection considering the fuzzy value at risk, fuzzy credit theory approach. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 32(8), 239–268.
- El Kharrim, M. (2023). Multi-period fuzzy portfolio optimization model subject to real constraints. *EURO Journal on Decision Processes*, 11, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.ejdp.2023.100041>
- Farid, D., Dehghani Firizabadi, A., Andalib Ardakani, D., & Mirzaei, H. (2021). Analysis of the factors affecting the selection of the stock portfolio using the logarithmic fuzzy preference planning approach. *Farda Management Journal*, 66.
- Fu, T.-C., Chung, C.-P., & Chung, F.-L. (2013). Adopting genetic algorithms for technical analysis and portfolio management. *Computers & Mathematics with Applications*, 66(10), 1743–1757. <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2013.08.012>
- Guo, S., Yu, L., Li, X., & Kar, S. (2016). Fuzzy multi-period portfolio selection with different investment horizons. *European Journal of Operational Research*, 254(3), 1026–1035. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.04.055>
- Gupta, P., Mehlawat, M. K., Yadav, S., & Kumar, A. (2019). A polynomial goal programming approach for intuitionistic fuzzy portfolio optimization using entropy and higher moments. *Applied Soft Computing*, 85, 105781. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105781>
- Jalota, H., Mandal, P. K., Thakur, M., & Mittal, G. (2023). A novel approach to incorporate investor's preference in fuzzy multi-objective portfolio selection problem using credibility measure. *Expert Systems with Applications*, 212, 118583. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118583>
- Jiang, M., Liu, W., Xu, W., & Chen, W. (2021). Improved multiobjective bat algorithm for the credibilistic multiperiod mean-VaR portfolio optimization problem. *Soft Computing*, 25, 6445–6467. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05638-z>
- Khanjani Shiraz, R., Tavana, M., & Fukuyama, H. (2020). A random-fuzzy portfolio selection DEA model using value-at-risk and conditional value-at-risk. *Soft Computing*, 24, 17167–17186. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05010-7>
- Koratamaddi, P., Wadhwani, K., Gupta, M., & Sanjeevi, S. G. (2021). Market sentiment-aware deep reinforcement learning approach for stock portfolio allocation. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 24(4), 848–859. <https://doi.org/10.1016/j.jestech.2021.01.007>
- kumar, A., & Mishra, B. (2024). Nonlinear fuzzy chance constrained approach for multi-objective mixed fuzzy-stochastic optimization problem. *OPSEARCH*, 61(1), 121–136. <https://doi.org/10.1007/s12597-023-00699-0>
- Lakshmi, K. V., & Kumara, K. N. U. (2024). A novel randomized weighted fuzzy AHP by using modified normalization with the TOPSIS for optimal stock portfolio selection model integrated with an effective sensitive analysis. *Expert Systems with Applications*, 243, 122770. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122770>

- Li, Y., Wang, B., Fu, A., & Watada, J. (2020). Fuzzy portfolio optimization for time-inconsistent investors: a multi-objective dynamic approach. *Soft Computing*, 24, 9927–9941. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04504-3>
- Liesiö, J., Salo, A., Keisler, J. M., & Morton, A. (2021). Portfolio decision analysis: Recent developments and future prospects. *European Journal of Operational Research*, 293(3), 811–825. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.12.015>
- Lin, C.-C. (2004). A weighted max–min model for fuzzy goal programming. *Fuzzy Sets and Systems*, 142(3), 407–420. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(03\)00092-7](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(03)00092-7)
- Liu, Y.-J., & Zhang, W.-G. (2021). Fuzzy multi-period portfolio selection model with time-varying loss aversion. *Journal of the Operational Research Society*, 72(4), 935–949. <https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1705191>
- Lorenzo, L., & Arroyo, J. (2023). Online risk-based portfolio allocation on subsets of crypto assets applying a prototype-based clustering algorithm. *Financial Innovation*, 9(1), 25. <https://doi.org/10.1186/s40854-022-00438-2>
- Lv, W., Pang, T., Xia, X., & Yan, J. (2023). Dynamic portfolio choice with uncertain rare-events risk in stock and cryptocurrency markets. *Financial Innovation*, 9(1), 73. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00472-8>
- Ma, X., Chen, J., Sun, Y., & Zhu, Z. (2021). Assistant reference point guided evolutionary algorithm for many-objective fuzzy portfolio selection. *Swarm and Evolutionary Computation*, 62, 100862. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100862>
- Ma, Y., Mao, R., Lin, Q., Wu, P., & Cambria, E. (2024). Quantitative stock portfolio optimization by multi-task learning risk and return. *Information Fusion*, 104, 102165. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102165>
- Mandal, P. K., Thakur, M., & Mittal, G. (2024). Credibilistic portfolio optimization with higher-order moments using coherent triangular fuzzy numbers. *Applied Soft Computing*, 151, 111155. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111155>
- Markowitz, H. M. (1999). The early history of portfolio theory: 1600–1960. *Financial Analysts Journal*, 55(4), 5–16. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n4.2281>
- Mehlawat, M. K., Kumar, A., Yadav, S., & Chen, W. (2018). Data envelopment analysis based fuzzy multi-objective portfolio selection model involving higher moments. *Information Sciences*, 460, 128–150. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.05.043>
- Nayebpur, H., & Nazem Bokaei, M. (2017). Portfolio selection with fuzzy synthetic evaluation and genetic algorithm. *Engineering Computations*, 34(7), 2422–2434. <https://doi.org/10.1108/EC-03-2017-0084>
- Puerto, J., Rodríguez-Madrena, M., & Scozzari, A. (2020). Clustering and portfolio selection problems: A unified framework. *Computers & Operations Research*, 117, 104891. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.104891>
- Qiu, Y., Liu, R., & Lee, R. S. T. (2024). The design and implementation of a deep reinforcement learning and quantum finance theory-inspired portfolio investment management system. *Expert Systems with Applications*, 238, 122243. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122243>
- Ricca, F., & Scozzari, A. (2024). Portfolio optimization through a network approach: Network assortative mixing and portfolio diversification. *European Journal of Operational Research*, 312(2), 700–717. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.07.010>
- Shen, K.-Y., Lo, H.-W., & Tzeng, G.-H. (2022). Interactive portfolio optimization model based on rough fundamental analysis and rational fuzzy constraints. *Applied Soft Computing*, 125, 109158. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109158>
- Sun, Q., Wei, X., & Yang, X. (2024). GraphSAGE with deep reinforcement learning for financial portfolio optimization. *Expert Systems with Applications*, 238, 122027. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122027>
- Tsaur, R.-C., Chiu, C.-L., & Huang, Y.-Y. (2021). Guaranteed rate of return for excess investment in a fuzzy portfolio analysis. *International Journal of Fuzzy Systems*, 23, 94–106. <https://doi.org/10.1007/s40815-020-00990-y>

- Wang, B., Li, Y., & Watada, J. (2017). Multi-period portfolio selection with dynamic risk/expected-return level under fuzzy random uncertainty. *Information Sciences*, 385, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.12.033>
- Wang, H., Feng, Y., & Fei, L. (2024). Uncertain linear programming with cloud set constraints integrating fuzziness and randomness. *Applied Soft Computing*, 151, 111157. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111157>
- Wang, Y., & Aste, T. (2023). Dynamic portfolio optimization with inverse covariance clustering. *Expert Systems with Applications*, 213, 118739. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118739>
- Witkowska, D., Kompa, K., & Staszak, M. (2021). Indicators for the efficient portfolio construction. The case of Poland. *Procedia Computer Science*, 192, 2022–2031. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.08.208>
- Xiao, H., Ren, T., & Ren, T. (2020). Estimation of fuzzy portfolio efficiency via an improved DEA approach. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 58(3), 478–510. <https://doi.org/10.1080/03155986.2020.1734904>
- Xu, J., & Li, B. (2024). Multiple-factor optimistic value based model and parameter estimation for uncertain portfolio optimization. *Expert Systems with Applications*, 238, 122059. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122059>
- Yadav, S., Kumar, A., Mehlatat, M. K., Gupta, P., & Charles, V. (2023). A multi-objective sustainable financial portfolio selection approach under an intuitionistic fuzzy framework. *Information Sciences*, 646, 119379. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119379>
- Yurtsal, A., Karaömer, Y., & Benzer, A. İ. (2022). A Swarm Intelligence Optimization Algorithm for Cryptocurrency Portfolio Optimization. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 10(1), 347–363. <https://doi.org/10.18506/anemon.975505>
- Zare Mehrjerdi, Y., Shahmohammadi, M., & emami Maibodi, L. (2013). A Hybrid Intelligent Algorithm for Portfolio Selection using Fuzzy Mean-Variance-Skewness TT. *IUST*, 23(4), 447–458.
- Zhang, H., Watada, J., & Wang, B. (2019). Sensitivity-based fuzzy multi-objective portfolio model with Value-at-Risk. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 14(11), 1639–1651. <https://doi.org/10.1002/tee.22986>
- Zhou, J., & Li, X. (2021). Multi-period mean-semi-entropy portfolio management with transaction costs and bankruptcy control. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12(1), 705–715. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02053-4>
- Zhou, W., & Xu, Z. (2019). Hesitant fuzzy linguistic portfolio model with variable risk appetite and its application in the investment ratio calculation. *Applied Soft Computing*, 84, 105719. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105719>
- Zhou, X., Wang, J., Yang, X., Lev, B., Tu, Y., & Wang, S. (2018). Portfolio selection under different attitudes in fuzzy environment. *Information Sciences*, 462, 278–289. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.06.013>

COPYRIGHTS

© 2023 by the authors. Licensee Modern Management Engineering Journal. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

