Journal of Advances in Finance and Investment
Volume 4, Issue 4 , 2023
pp. 113-130.
Paper type: Research paper

Examining the Efficiency of Optimization Models of Multi Objective Genetic Algorithm and Particle Swarm Algorithm under the Risk Criteria of Conditional Value at Risk and Mean Smai Variance in Determining the Optimal Stock Portfolio

Dariush Adinehvand[1], Ebrahim Ali Razini Rahmani[2], Mahmoud Khoddam[3], Fereydoun Ohadi[4], Elham Sadat Hashemizadeh[5]

Received: 00/00/2023 Accepted: 00/00/2023

Extended Abstract

Introduction

Choosing the optimal stock portfolio is allocating capital among different investment positions in the stock market to achieve maximum return at a certain level of risk. This is a basket case. Capital and financial assets management seeks to choose an optimal combination of financial assets, which can meet the desired demands and needs of investors. In this research, meta-initiative optimization tools including semi-variance average optimization models, conditional value at risk, multi-objective genetic algorithm with conditional value at risk criterion and particle swarm algorithm with mean sami variance risk criterion are used to select the optimal stock portfolio, with The goal is that investors can make better investment decisions with these tools.

Literature Review

Investment is the conversion of financial funds into one or more types of assets that will be held for some time in the future. Investors seek to manage and improve their wealth and assets by investing in an optimal mix of financial assets. The concept of optimal combination is important. Because people's wealth, which is kept as different assets, must be evaluated and managed as a unit. Wealth should

۱ Department of Accounting, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.
۲ Department of Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. (Corresponding Author)
A_Razini@kiau.ac.ir
۳ Department of Industrial Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.
۴ Department of Industrial Engineering, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.
۵ Department of Mathematics, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.

How to cite this paper: Adinehvand, D., Razini Rahmani, E.A., Khoddam, M., Ohadi, F., Hashemizadeh, E.S. (2023). Examining the Efficiency of Optimization Models of Multi Objective Genetic Algorithm and Particle Swarm Algorithm under the Risk Criteria of Conditional Value at Risk and Mean Smai Variance in Determining the Optimal Stock Portfolio. *Advances in Finance and Investment*, *4*(4), 113-130. [In Persian]

https://doi.org/10.30495/afi.2023.1987904.1230

be managed and evaluated as a portfolio. A portfolio is a collection of an investor's investments. The main goal in the portfolio model is to help investors to choose the optimal portfolio according to their preferences and environmental conditions. The most common approach to portfolio optimization model is mean variance selection by Harry Markowitz (Markowitz, 1952).

The classical optimization method is the same method based on the mathematical derivative. Classical optimization techniques have problems in dealing with comprehensive and general optimization problems. One of the main reasons for the failure of classical methods is that they can easily get trapped in local minima.

In addition, another drawback of the classical method is that in complex and multi-dimensional problems or problems that have discrete, non-derivative and disordered information features, discontinuous state space and complex nonlinear equations, such as the problem of portfolio selection and optimization., they only go as far as finding the local optimum and cannot find the comprehensive and general optimum of the problem (Mishra *et al.*, 2017).

Research models: The mean Sami variance model is one of the suitable measures to replace risk in the mean variance model, which was first proposed by Markowitz, is the mean smai variance. Therefore, half variance is used for unfavorable deviations. If we define risk as the probability of loss, the desired changes are not considered as risk, and only those observations that are lower than the average rate of return are considered as risk (Raei and Saeedi, 2013).

The conditional value at risk model by Rockefeller and Oriaso in 2000 was expressed as an alternative measurement criterion for risk called conditional value at risk. This criterion is defined as the average of risks that are greater than the value at risk (Yamai and Yoshiba, 2002).

Multi-objective genetic algorithm model: Solving any continuous optimization problem using genetic algorithm requires three steps. In the first step, we have to convert the desired optimization problem into a suitable optimization problem for the genetic algorithm. In the second step, we must express the variables of the optimization problem using appropriate binary strings. In the third step, we use the genetic algorithm to solve the optimization problem and obtain optimal answers. Fitness function In genetic algorithm, a function called fitness function is used to measure the optimality of each of the generated solutions. Criteria for terminating the execution of the genetic algorithm: The way to stop the execution of the genetic algorithm is to limit the number of generations produced by the algorithm to a certain number before executing the program. In this way, after producing several generations, the execution of the genetic algorithm is stopped

and the best field in the last generation is introduced as the global optimal solution (Shahhoseini *et al.*, 2012).

Particle swarm algorithm model: In the particle swarm algorithm model, we first create a number of particles with random position and speed. In each iteration, the particles correct their movement towards the goal according to their past best position and their neighbors, and after successive iterations, the problem will converge to the optimal solution. Mass movement of particles: A group of birds randomly search for food in space.There is only one piece of food in the space in question.None of the birds know where the food is. One of the best strategies can be following the birds, which have the shortest distance to the food.This strategy is actually the root of the particle swarm algorithm. In the particle swarm algorithm, each solution, which is called a particle, is equivalent to a bird in the collective movement pattern of birds. Each particle has a merit value which is calculated by a merit function. The closer the particle is to the target in the search space, the more merit it has. Also, each particle has a speed that directs the movement of the particle. Each particle continues to move in the problem space by following the optimal particles in the current state. In this algorithm, the particles gradually move towards the best solution found so far. If this solution is an optimal solution, the particles will all go towards that solution (Shahhoseini *et al.*, 2012).

Research Methodology

The method of obtaining an efficient portfolio requires solving the optimization problem. There are many techniques and tools to solve this problem. In this research, using the cluster sampling method, the number of 15 shares of companies admitted to the Tehran Stock Exchange Organization, including symbols: Khapars, Khazamieh, Vepasar, Folad, Akhbar, Kegel, Femli, Tapico, Sepaha, Fazer, Fakhas, Shahbaran, Shefan, Qamro and Qasabt were selected. First, the return of these stocks was calculated on a daily basis in the period of 2015/06/21-2020/06/20 for 5 years for 1183 days and using the risk models of mean smai variance and conditional value at risk, the optimal portfolio risk Their investments are calculated and these two criteria are compared from the classical solution method. Then, the data output obtained from the calculations using MATLAB software are compared with the criteria of the particle swarm algorithm under the risk criterion of the mean Sami variance and the genetic algorithm under the risk criterion of conditional value at risk.

Results

In this research, the effectiveness of meta-heuristic optimization patterns of particle swarm algorithm with mean smai variance risk criterion and genetic

algorithm with conditional value at risk risk criterion were investigated. After implementing innovative stock portfolio optimization algorithms and testing them, it was determined that the particle swarm algorithm model with mean smai variance criterion risk higher return to risk ratio than other models.

Discussion and Conclusion

In this research, multi-objective genetic algorithm and particle swarm algorithm, which are smart and new algorithms, have been used to minimize the value of the objective function by using conditional value at risk criteria and mean smai variance. which optimize the return and risk ratios of the stocks in the portfolio with the highest possible accuracy. Also, comparing the efficiency of these models using MATLAB software, which is one of the most efficient stock portfolio optimization software, has created the issue of innovation in this research.

Conflict of Interest

The Author (s) of this Article Declared no Conflict of Interest Regarding the Authorship or Publication of this Article.

Keywords: Portfolio Management, Particle Swarm Algorithm, Genetic Algorithm, Mean–Semi Variance and Conditional Value at Risk.

JEL Classification: JEL, G11, G32, C61

پیشرفت‌های مالی و سرمایه‌گذاری
سال چهارم، زمستان ۱۴۰۲- شماره ۴
صفحات ۱۳۰-۱۱۳
نوع مقاله: پژوهشی

بررسی کارآمدی مدل‌های بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک چندهدفه و الگوریتم ازدحام ذرات تحت معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و میانگین نیم واریانس در تعیین سبد بهینه سهام

داریوش آدینه‌وند[۱] ابراهیم علی رازینی رحمانی[۲] محمود خدام[۳] فریدون اوحدی[۴] الهام سادات هاشمی‌زاده[۵]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۰/۰۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۰/۰۰

چکیده

هدف: انتخاب سبد بهینه سهام تخصیص سرمایه در بین موقعیت‌های مختلف سرمایه‌گذاری در بازار سهام برای رسیدن به حداکثر بازده در سطح معینی از ریسک می‌باشد. این یک سبد کارا است.

روش‌شناسی پژوهش: روش دستیابی به یک سبد کارا مستلزم حل مسئله بهینه‌سازی می‌باشد. تکنیک و ابزارهای متعددی برای حل این مسئله وجود دارد. در این پژوهش با استفاده از روش نمونه‌گیری خوشه‌ای، تعداد ۱۵ سهم از شرکت‌های پذیرفته‌شده در سازمان بورس اوراق بهادار تهران شامل نمادهای؛ خپارس، خزامیا، وپاسار، فولاد، اخابر، کگل، فملی، تاپیکو، سپاها، فاذر، فخاس، شبهرن، شفن، قمرو و قثابت انتخاب شدند. ابتدا بازده این سهام به‌صورت روزانه در بازه زمانی ۱۳۹۴/۳/۳۱ - ۱۳۹۹/۳/۳۱ طی ۵ سال به مدت ۱۱۸۳ روز محاسبه کرده و با استفاده از مدل‌های ریسک میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط، ریسک سبد بهینه سرمایه‌گذاری آنها محاسبه می‌شوند و این دو معیار از روش حل کلاسیک با هم مقایسه می‌شوند. سپس خروجی داده‌های به‌دست‌آمده از محاسبات با استفاده از نرم‌افزار متلب با معیار الگوریتم ازدحام ذرات تحت معیار ریسک میانگین نیم واریانس و الگوریتم ژنتیک تحت معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط با هم مقایسه می‌شوند.

یافته‌ها: نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش نشان می‌دهد که روش فراابتکاری الگوریتم ازدحام ذرات در مقایسه با روش الگوریتم ژنتیک نسبت بازدهی سبد سهام بیشتری در معیار ریسک میانگین نیم واریانس را دارد.

اصالت / ارزش‌افزوده علمی: در این پژوهش جهت حداقل کردن مقدار تابع هدف با استفاده از معیار ارزش در معرض خطر مشروط و میانگین نیم واریانس از الگوریتم‌های ژنتیک چندهدفه و ازدحام ذرات که الگوریتم‌های هوشمند و جدیدی هستند، استفاده شده است که نسبت‌های بازدهی و ریسک سهام موجود در پرتفوی را با بالاترین دقت ممکن بهینه می‌نمایند. همچنین مقایسه کارآمدی این مدل‌ها با استفاده از نرم‌افزار متلب که یکی از کارآمدترین نرم‌افزارهای بهینه‌سازی سبد سهام می‌باشد، موضوع نوآوری را در این پژوهش را ایجاد کرده است.

کلیدواژه‌ها: بهینه‌سازی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم ازدحام ذرات، میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط.

طبقه‌بندی موضوعی: G11, G32, C61

---

۱. گروه حسابداری، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی،کرج، ایران.
۲. گروه مدیریت، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران. (نویسنده مسئول) A_Razini@kiau.ac.ir
۳. گروه مدیریت صنعتی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.
۴. گروه مهندسی صنایع، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.
۵. گروه ریاضی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.

استناد: آدینه‌وند، داریوش؛ رازینی رحمانی، ابراهیم علی؛ خدام، محمود؛ اوحدی، فریدون؛ هاشمی‌زاده، الهام سادات. (۱۴۰۲). بررسی کارآمدی مدل‌های بهینه سازی الگوریتم ژنتیک چندهدفه و الگوریتم ازدحام ذرات تحت معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و میانگین نیم واریانس در تعیین سبد بهینه سهام. *پیشرفت‌های مالی و سرمایه‌گذاری*، ۴(۴). ۱۳۰-۱۱۳.

https://doi.org/10.30495/afi.2023.1987904.1230

۱- مقدمه

مدیریت سرمایه و دارایی‌های مالی به‌دنبال انتخاب ترکیبی بهینه از دارایی‌های مالی است، که بتواند تقاضاهای مطلوب و نیازهای سرمایه‌گذاران را برآورده نمایند (Maringer, 2005). انتخاب ابزارها و تکنیک‌های که بتوانند یک سبد سهام بهینه را شکل دهند مورد علاقه سرمایه‌گذاران است (Raei and Jahromi, 2012). هدف اصلی مدل بهینه‌سازی سبد سهام این است که به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا سبد مطلوب را مطابق با ترجیحات و شرایط محیطی خود انتخاب نمایند (Markowitz, 1952).

در این پژوهش از ابزارهای فرابتکاری بهینه‌سازی شامل مدل‌های بهینه‌سازی میانگین نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط، الگوریتم ژنتیک چندهدفه با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس جهت انتخاب سبد سهام بهینه استفاده می‌شود، با این هدف که سرمایه‌گذاران بتوانند با این ابزارها تصمیمات بهتری برای سرمایه‌گذاری اتخاذ نمایند. هر چند استفاده از این ابزارهای جدید ممکن است به‌صورت مجزا توسط برخی محققین و برای بررسی بعضی موضوعات صورت‌گرفته باشد، اما ما تلاش می‌کنیم اولاً این ابزارها و مدل‌های جدید را بسط دهیم و ثانیاً با مقایسه کارآمدی این مدل‌ها با استفاده از نرم‌افزار متلب بینش جدیدی برای فرایند تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ارائه نمایند. این موارد به‌عنوان رویکرد جدید و یک نوآوری در استفاده از ابزارها و مدل‌های فرابتکاری به‌منظور انتخاب سبد سهام بهینه تلقی می‌شود و موجب می‌شود تا سرمایه‌گذاران نیز با پی‌بردن به نتایج آن در فرآیند سرمایه نسبت به محیط واقعی سرمایه‌گذاری آگاهی کسب کنند و بتوانند تصمیمات سرمایه‌گذاری بهتری اتخاذ نمایند.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

ترکیب بهینه از دارایی‌های مختلف مهم است، وقتی سرمایه افراد به‌صورت دارایی‌های مختلف نگهداری می شود باید به‌صورت واحد ارزشیابی و مدیریت شود. سرمایه باید به‌صورت پرتفوی، مدیریت و ارزشیابی شود. پرتفوی در برگیرندهٔ مجموعهٔ سرمایه‌گذاری یک سرمایه‌گذار است (Raei and Saeedi, 2013).

انتخاب سبد سهام نشان می‌دهد که چگونه یک سرمایه‌گذار نقدینگی خود را باتوجه‌به اهداف کارایی، بازده و ریسک دارایی‌های مختلف برای دستیابی به یک سبد رضایت بخش دارایی‌ها تخصیص می‌دهد. ترکیب یک پرتفولیو می‌تواند نتیجه تصمیمات تصادفی و سرمایه‌گذاری غیر مرتبط یا نتیجه یک برنامه‌ریزی هدفمند باشد (Willadsen *et al.*, 2016). انتخاب ابزارها و تکنیک‌هایی که بتوانند بهینه‌سازی سبد سهام را شکل دهند مورد علاقه دنیای سرمایه‌گذاری است (Raei and Jahromi, 2012).

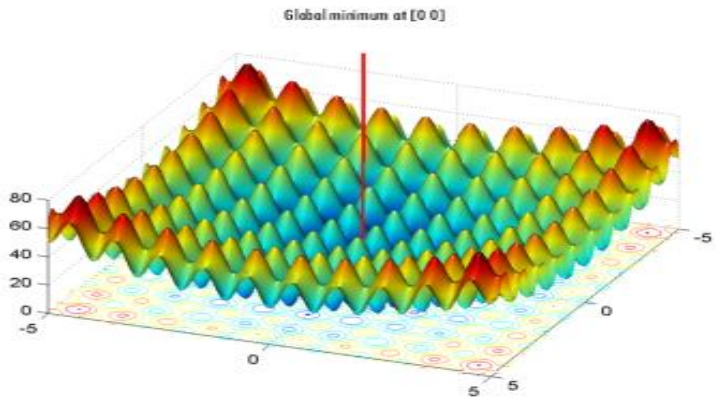
هدف اصلی در مدل پرتفوی به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا سبد مطلوب را مطابق با ترجیحات و شرایط محیطی خود انتخاب کنند. رایج‌ترین رویکرد در مورد مدل بهینه‌سازی پرتفوی، انتخاب میانگین واریانس توسط مارکویتز است (Markowitz, 1952).

ارزش در معرض ریسک بدترین زیان مورد انتظار را تحت شرایط عادی بازار و طی یک دوره زمانی مشخص و در یک سطح اطمینان معین اندازه می‌گیرد (Willadsen *et al.*, 2016).

در مباحث مربوط به علوم و مهندسی منظور از بهینه‌سازی یافتن نقطه کمینه یا بیشینه یک تابع معین (تابع هدف) می‌نامیم است. در طبقه‌بندی دیگر روش بهینه‌سازی به روش بهینه‌سازی کلاسیک و فراابتکاری بیان شده است (Molaei and Talebi, 2010).

روش بهینه‌سازی کلاسیک همان روش مبتنی بر مشتق ریاضی است. تکنیک‌های بهینه‌سازی کلاسیک در مواجهه با مسائل بهینه‌سازی جامع و کلی مشکلاتی دارند. یکی از دلایل اصلی شکست روش‌های کلاسیک این است که می‌توانند به‌راحتی در حداقل‌های بهینه محلی به دام بیفتند. علاوه بر این، نقص دیگر روش کلاسیک این است که در مسائل پیچیده، چندبعدی و یا مسائلی که ویژگی‌های گسستگی، مشتق‌ناپذیر و اغتشاش اطلاعات، فضای حالت ناپیوسته و معادله‌های غیرخطی پیچیده دارند، همانند مسئله انتخاب و بهینه‌سازی سبد، فقط تا حد یافتن بهینه‌های محلی پیش می‌روند و از یافتن بهینه جامع و کلی مسئله ناتوان هستند (Mishra *et al.*, 2017).

روش‌های فراابتکاری ایجاد شدند تا کاستی‌های روش‌های کلاسیک را جبران کنند. آنها به‌گونه‌ای برنامه‌ریزی‌شده‌اند که تا در صورت امکان از بهینه‌های محلی، به‌اصطلاح «بیرون بپرند» و در آنها «گرفتار نشوند» و به بهینهٔ جامع (یافتن بهینه‌ترین جواب) برسند. به‌عبارت‌دیگر ازآنجاکه روش‌های فراابتکاری به یک جستجوی جامع تصادفی دست می‌زنند، مطابق شکل (۱) احتمال به تله افتادن آنها در بهینه‌های محلی به‌شدت کاهش می‌یابد (Mishra *et al.*, 2017).



شکل (۱) مفهوم بهینه‌یابی محلی و سراسری (Mishra *et al.*, 2017)

Figure (1) The concept of local and global optimization (Mishra *et al.*, 2017)

لی و همکاران (Li *et al.*, 2023) در پژوهشی یک مدل تصادفی میانگین، واریانس، کجی، و آنتروپی با دو مدل کمکی برای مسئله بهینه‌سازی پرتفوی فرموله نمودند. پس از حل مدل با الگوریتم ژنتیک چندهدفه، یک معیار راه‌حل بهینه جدید برای یافتن یک جواب بهینه واحد در مجموعه راه‌حل بهینه پار تو پیشنهاد دادند. در نهایت یک شبیه‌سازی عددی نتایج زیر را ارائه دادند؛ الف: عملی بودن و اعتبار مدل پیشنهادی، الگوریتم ژنتیک چندهدفه و معیار انتخاب بهینه تأیید شده است. ب: اندازه جمعیت تأثیر آشکاری بر راه‌حل بهینه واحد دارد. ج: تعدیل پارامتر تأثیر قابل توجهی بر نتایج دارد و نتایج با وضعیت واقعی مطابقت کامل دارند.

احمدی و همکاران (Ahmadi *et al.*, 2023)، در پژوهشی به‌منظور تأثیر رفتار زیان‌گریزی بر تصمیمات سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای دو مدل بهینه‌سازی پرتفوی طراحی کردند. دو مدل بهینه‌سازی مبتنی بر نظریه چشم انداز و میانگین، ارزش در معرض خطر مشروط، با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات حل نمودند. نتایج بر اساس معیارهای ثروت نهایی و نسبت شارپ نشان داد، سرمایه‌گذاران زیان گریز تمایل دارند به‌صورت متمرکز تر سرمایه‌گذاری نمایند و عملکرد بهتری نسبت به سرمایه‌گذاران عقلایی دارند. همچنین سرمایه‌گذاران با درجه ریسک گریزی بالاتر، در بازار نزولی، از زیان‌های مفرط جلوگیری می‌کنند و سودهای بیشتری به‌دست می آورند.

رحیمی و اکبری (۱۴۰۲)، در پژوهشی انتخاب سبد سهام و تشکیل یک پرتفوی کارا بحث می‌کنند که هرچه مفروضات و شرایط مدل‌سازی جهت انتخاب و بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری به شرایط دنیای واقعی نزدیک‌تر باشد، نتایج حاصل از آن بیشتر قابل‌اتکا خواهد بود. در نظر گرفتن افق تک دوره‌ای برای سرمایه‌گذاری چندان واقعی نبوده و بیشتر سرمایه‌گذاران برای بیش از یک دوره اقدام به سرمایه‌گذاری می‌کنند که سرمایه‌گذار بتواند موقعیت خود را در طول زمان مورد بازنگری قرار دهد (Rahimi and Akbari, 2023).

عبادتی و همکاران (Ebadati *et al.*, 2022) در پژوهشی پیش‌بینی قیمت سهام به‌وسیله الگوریتم ترکیبی ژنتیک–ماشین بردار پشتیبان بررسی کردند. پیش‌بینی سری‌های زمانی مانند پیش‌بینی قیمت سهام یکی از مهم‌ترین مشکلات در حوزه مالی است، زیرا داده‌ها ناپایدار بوده و دارای متغیرهای نویز می‌باشند که تحت‌تأثیر عوامل زیادی قرار دارند. در این مطالعه از الگوریتم ترکیبی ژنتیک–ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی شاخص قیمت سهام استفاده کردند. نتایج پژوهش نشان داد که الگوریتم پیشنهادی جایگزین مناسب‌تر و امیدوارکننده برای پیش‌بینی بازار سهام فراهم می‌آورد.

بحری ثالث و همکاران (Bahri Sales *et al.*, 2018) در پژوهش خود تحت عنوان انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از مدل میانگین نیمه‌واریانس مارکویتز با بهره‌گیری از الگوریتم‌های مختلف با استفاده از سه الگوریتم انبوه‌ذرات، ژنتیک و فرهنگی به تشکیل مرز کارا و پرتفوی بهینه پرداختند. در این پژوهش ۱۰۶ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در دوره زمانی ۱۳۸۶ الی ۱۳۹۳ انتخاب گردیدند. نتایج پژوهش نشان داد

که الگوریتم ازدحام ذرات مقدار تابع هدف کمتری داشته یا به‌عبارتی با کمترین خطا به بهترین نتیجه رسیده است، پس نسبت به الگوریتم‌های دیگر بهتر عمل کرده است و نشان دهنده برتری نسبی این الگوریتم در انتخاب سبد سهام بهینه است.

بیات و اسدی (Bayat and Asadi, 2017) در پژوهش خود تحت عنوان بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز جهت انتخاب سبد سهام از الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز استفاده کردند. از میان شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران تعداد ۶۵ شرکت برای دوره زمانی ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۲ انتخاب و به‌عنوان حجم نمونه آمار در تجزیه و تحلیل داده‌ها وارد گردید. نتایج پژوهش در ارتباط با مقایسه الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز حاکی از آن بود که الگوریتم پرندگان در مقایسه با مدل مارکویتز دارای خطای کمتری در انتخاب سبد بهینه سرمایه‌گذاری می‌باشد.

یکی از معیارهای مناسب جایگزین ریسک در مدل میانگین واریانس که نخستین‌بار توسط مارکویتز پیشنهاد شد، معیار نیم واریانس است؛ لذا نیم واریانس برای انحرافات نامطلوب به کار می‌رود. اگر ریسک را احتمال زیان تعریف کنیم، تغییرات مطلوب به‌عنوان ریسک محسوب نمی‌شود و فقط آن دسته از مشاهداتی که کمتر از میانگین نرخ بازدهی می‌باشند، به‌عنوان ریسک محسوب می‌شوند (Raei and Saeedi, 2013).

روش حل به‌صورت رابطه (۱) می‌باشد.

$$Max\ \ \mu_p = \sum_{i=1}^{n} w_i\, \mu_i \qquad \text{رابطه (۱)}$$

$$min\ \ \sigma_{p-}^2 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{i=1}^{N} w_i\, w_j\ \ \sigma_{i-}\sigma_{j-}\ \rho_{ij} \qquad \text{رابطه (۲)}$$

$$Subject\ to$$

$$\sum w_i\ = 1 \qquad \text{رابطه (۳)}$$

$$\sum w_i\ \geq 0 \qquad \text{رابطه (۴)}$$

مدل ارزش در معرض خطر مشروط توسط روکافلار و یوریاسف در سال ۲۰۰۰، به‌عنوان یک معیار اندازه گیری جایگزین برای ریسک با عنوان ارزش در معرض خطر مشروط بیان کردند، این معیار به‌صورت میانگین ریسک‌هایی که بزرگ‌تر از ارزش در معرض خطر باشند، تعریف می‌شود (Yamai and Yoshiba, 2002).

به‌عبارت‌دیگر یکی از معیارهای وزنی جایگزین برای سنجش ریسک، ارزش در معرض خطر مشروط است. برای متغیرهای تصادفی با توابع توزیع پیوسته، $\mathrm{CVaR}_\alpha(X)$ مشروط به اینکه $X \geq \mathrm{CVaR}_\alpha(X)$ باشد. رابطه

ریاضی روش ارزش در معرض خطر مشروط برای متغیرهای تصادفی با عملکرد توزیع ناپیوسته به شرح ذیل می‌باشد.

$$\mathrm{CVaR}_{\alpha}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} z \, dF_X^{\alpha}(z)$$ رابطه (۵)

$$F_X^{\alpha}(z) = \begin{cases} 0. & \text{when } z < \mathrm{VaR}_{\alpha}(X). \\ \dfrac{F_X(z) - \alpha}{1 - \alpha} & \text{when } z \geq \mathrm{VaR}_{\alpha}(X). \end{cases}$$ رابطه (۶)

$$\mathrm{CVaR}_{\alpha}^{+}(X) = E\,[X \mid X > \mathrm{VaR}_{\alpha}(X)]$$ رابطه (۷)

$$\mathrm{CVaR}_{\alpha}(x) = \lambda_{\alpha}(X)\mathrm{VaR}_{\alpha}(X) + \left(1 - \lambda_{\alpha}(X)\right)\mathrm{CVaR}_{\alpha}^{+}(x)$$ رابطه (۸)

$$\lambda_{\alpha}(X) = \frac{F_X \mathrm{VaR}_{\alpha}(X)) - \alpha}{1 - \alpha}$$ رابطه (۹)

$\mathrm{CVaR}_{\alpha}(X)$ برابر است با $\int_{-\infty}^{\infty} z$ انتگرال $+ -$ بی‌نهایت برای متغیر z و $dF_X^{\alpha}(z)$ دیفرانسیل F_X^{α} متغیر z است، $F_X^{\alpha}(z)$ دارای دو بخش است، اول وقتی متغیر z کوچک‌تر از $\mathrm{VaR}_{\alpha}(X)$ باشد، مقدار آن را برابر صفر قرار می‌دهیم، اما اگر متغیر z بزرگ‌تر از $\mathrm{VaR}_{\alpha}(X)$ باشد، از معادله $\frac{F_X(z)-\alpha}{1-\alpha}$ استفاده می‌کنیم.

حل هر مسئله بهینه‌سازی پیوسته با استفاده از الگوریتم ژنتیک مستلزم انجام سه مرحله است. در مرحله اول باید مسئله بهینه‌سازی موردنظر را به یک مسئله بهینه‌سازی مناسب برای الگوریتم ژنتیک تبدیل کنیم. در مرحله بعد باید متغیرهای مسئله بهینه‌سازی را با استفاده از رشته‌های دودویی مناسب بیان کنیم. در مرحله سوم از الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله بهینه‌سازی و به‌دست‌آوردن پاسخ‌های بهینه استفاده می‌کنیم. الگوریتم ژنتیک خود از سه مرحله تولیدمثل، تقاطع و جهش به شرح ذیل تشکیل شده است.

الف) تولیدمثل؛ تولیدمثل اولین عملگری است که با هدف ایجاد مجموعه‌ای بهتر و قوی‌تر از رشته‌ها به مجموعه رشته‌های نسل قبل اعمال می‌شود. در هر فرآیند تولیدمثل رشته‌هایی از نسل فعلی که میزان تناسبشان به‌نوعی بالاتر از سطح متوسط باشد انتخاب می‌شوند و کپی‌هایی از آنها برای تولید یک مجموعه جدید از رشته های دودویی موسوم به استخر جفت‌گیری مورداستفاده قرار می‌گیرند.

ب) تقاطع؛ پس از انجام عمل تولیدمثل، عمل تقاطع بر روی رشته‌های نسل قبل انجام می‌شود. هدف از انجام عمل تقاطع، تولید و اضافه‌کردن تعدادی رشته به مجموعه رشته‌های نسل بعد با استفاده از نوعی تبادل اطلاعات بین رشته‌های نسل قبل است.

ج) جهش؛ تقاطع مهم‌ترین عملگری است که با استفاده از آن رشته‌های جدیدی برای تولید نسل بعدی ایجاد می‌گردند. پس از انتقال رشته‌های حاصل از عملگر تقاطع به استخر جفت‌گیری جدید، عملگر جهش با احتمال

معین و کوچک P_m به رشته‌های استخر جفت‌گیری نسل قبلی اعمال و رشته‌های حاصل از آن به مجموعه رشته های نسل بعد اضافه می‌شوند.

در الگوریتم ژنتیک از تابعی موسوم به تابع تناسب برای سنجش میزان بهینه بودن هر یک از جواب‌های تولید شده استفاده می‌شود. این تابع تناسب که در ادامه آن را با $F(x)$ نمایش می‌دهیم. همواره به‌گونه‌ای تعریف می شود که با افزایش میزان بهینگی بردار X مقدار آن افزایش یابد. بدین ترتیب بدیهی است که در مسائل بیشینه سازی بدون قید در صورت مثبت‌بودن مقدار تابع هدف به‌ازای تمام نقاط دامنه تابع تناسب می‌تواند برابر با خود تابع هدف در نظر گرفته شود. به عبارت دقیق‌تر اگر هدف از بهینه‌سازی پیداکردن نقطه بیشینه $F(x)$ باشد در آن صورت می‌توان تابع تناسب $F(x)$ را برابر با خود $F(x)$ در نظر گرفت. $(F(x) = f(x))$

برای حل مسئله کمینه‌سازی نیز باید پیش از اعمال الگوریتم ژنتیک مسئله را به یک مسئله بیشینه‌سازی تبدیل کنیم. مرسوم‌ترین راه برای انجام این کار تعریف تابع تناسب برابر با عکس یک ترکیب خطی از تابع هزینه است. به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$F(x) = \frac{1}{1 + f(x)}$$ رابطه (۱۰)

باتوجه‌به تعریف فوق Xهای که منجر به مقادیر کوچک‌تری برای $f(x)$ شوند از تناسب بیشتری برخوردار خواهند بود. توجه کنید که در تمام مسائل بهینه‌سازی نحوه تعریف تابع تناسب باید به‌گونه‌ای باشد که مقدار آن به ازای تمام نقاط دامنه عدد مثبتی باشد. بدیهی است که برای این منظور می‌توان تابع هدف را با یک عدد مثبت به اندازه کافی بزرگ جمع کرد. همان‌طور که می‌دانیم جمع‌کردن هر تابع با یک عدد مثبت موقعیت نقاط اکسترمم آن را تغییر نخواهد داد. با استفاده از مطالب گفته شده می‌توان در هر مسئله بهینه‌سازی بدون قید، تابع تناسب را به‌آسانی تعیین کرد. برای تبدیل یک مسئله بهینه‌سازی تحت قید به یک مسئله بهینه‌سازی بدون قید و سپس تعریف تابع تناسب به‌صورت زیر عمل می‌کنیم.

قیود نابرابری $s.t.$

$\mu_p = w^\top \mu < \mu_{p\circ}$ رابطه (۱۱)

قیود برابری $s.t.$

$\mu_p = w^\top \mu \geq \mu_{p\circ}$ رابطه (۱۲)

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \rightarrow \circ \leq \hat{w}_i \leq 1 \rightarrow \ w_i = \frac{\hat{w}_i}{\sum_{i=1}^{n} \hat{w}_i}$$ رابطه (۱۳)

$w_i \geq \circ$ رابطه (۱۴)

مسئله بهینه‌سازی تحت قید فوق را می‌توان با استفاده از تابع جریمه به یک مسئله کمینه‌سازی بدون قید معادل به‌صورت رابطه (۱۵) تبدیل کرد.

$$Min\ Risk(w) + penalty$$ رابطه (۱۵)

تابع جریمه[۱] یک مقدار ثابت است که مقدار ریسک اضافه می‌شود برای زمانی که رابطه این قید ($w^{\top}\mu \geq \mu_{p_0}$ = μ_p) برقرار نباشد. برای حل تابع جریمه باید یک شاخص تخطی[۲] تعریف کنیم. که به‌صورت زیر است.

$$Violation \begin{cases} 0 \Rightarrow & \mu_p = w^{\top}\mu \geq \mu_{p_0} \\ +\Rightarrow \mu_p < \mu_{p_0} \Rightarrow & = 1 - \dfrac{\mu_p}{\mu_{p_0}} \end{cases}$$ رابطه (۱۶)

تابع کمینه‌سازی از روابط زیر به دست می‌آید.

تابع جریمه جمع‌پذیر:

$$Min\ Risk(w) + \ \alpha.v(w)$$ رابطه (۱۷)

تابع جریمه ضرب پذیر:

$$Min\ Risk(w)[1 + \beta.v(w)$$ رابطه (۱۸)

مسئله کمینه‌سازی در این پژوهش با استفاده از تابع جریمه ضرب پذیر به‌صورت رابطه (۱۹) مورداستفاده قرار می‌گیرد.

$$Min\ Risk(w)[1 + \beta\ Max(0\ /\ 1 - \frac{\mu_p}{\mu_{p_0}})]$$ رابطه (۱۹)

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$$ رابطه (۲۰)

$$w_i \geq 0$$ رابطه (۲۱)

روش توقف اجرای الگوریتم ژنتیک این است که تعداد نسل تولید شده توسط الگوریتم را پیش از اجرای برنامه به عدد معینی محدود کنیم. بدین ترتیب پس از تولید چند نسل، اجرای الگوریتم ژنتیک متوقف شده و بهترین رشته موجود در آخرین نسل به‌عنوان جواب بهینه سراسری معرفی می‌گردد (Shahhoseini *et al.*, 2012).

در مدل الگوریتم ازدحام ذرات ابتدا تعدادی ذره با موقعیت و سرعت تصادفی ایجاد می‌کنیم. در هر تکرار ذرات بر حسب بهترین موقعیت گذشته خود و همسایگانشان حرکت به‌سوی هدف را اصلاح می‌نماید و پس از تکرارهای

---

۱ Penalty Fanction
۲ Index Violation

متوالی، مسئله به جواب بهینه همگرا خواهد شد. اصلاح سرعت و موقعیت هر ذره توسط رابطه‌های (۲۲ و ۲۳) صورت می‌پذیرد.

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 rand_1\left(pbest_i(t) - x_i(t)\right) + c_2 rand_2\left(gbest_i(t) - x_i(t)\right)$$ رابطه (۲۲)

در معادله (۲۲)، $v_i(t)$ سرعت ذره i ام در تکرار t ام، c_1 ضریب یادگیری شناختی (فردی) و c_2 ضریب یادگیری اجتماعی (گروهی) بیانگر اهمیت نسبی موقعیت خود ذره نسبت به موقعیت کل ذرات باشند. در واقع ضرایب c_1 و c_2 بیانگر شدت حرکت ذره i ام به‌ترتیب به‌سمت $pbest_i$ و $gbest_i$ هستند، $rand_1$ و $rand_2$ دو عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه ۰ و ۱ هستند، $pbest_i(t)$ بهترین مقدار به‌دست‌آمده برای تابع هدف توسط ذرّه i ام از آغاز اجرای الگوریتم تا تکرار t ام، $gbest_i(t)$ بهترین مقدار به‌دست‌آمده برای تابع هدف توسط تمام ذرات از آغاز اجرای الگوریتم تا تکرار t ام، $x_i(t)$ مقدار تابع هدف موقعیت فعلی ذرّه i ام تا تکرار t ام، می‌باشد.

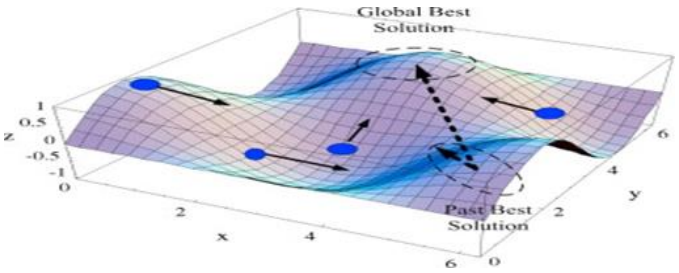
$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$ رابطه (۲۳)

در معادله (۲۳)، $x_i(t+1)$ مقدار تابع هدف موقعیت جدید ذره i ام تا تکرار t ام، $x_i(t)$ مقدار تابع هدف موقعیت فعلی ذرّه i ام تا تکرار t ام، $v_i(t+1)$ مقدار تابع هدف سرعت جدید ذرّه i ام تا تکرار t ام می‌باشد (Merikh Bayat, 2012).

مدل الگوریتم ازدحام ذرات با به‌روز کردن نسل‌ها سعی در یافتن راه‌حل بهینه می‌نماید. در هر گام، هر ذره با استفاده از دو بهترین مقدار به‌روز می‌شود. اولین مورد بهترین موقعیتی است که تاکنون ذره موفق به رسیدن به آن شده است. موقعیت مذکور با نام pbest شناخته و نگهداری می‌شود. بهترین مقدار دیگری که توسط الگوریتم مورداستفاده قرار می‌گیرد، بهترین موقعیتی است که تاکنون توسط جمعیت ذرات به‌دست‌آمده است. این موقعیت با gbest نمایش داده می‌شود. ضریب اینرسی ω به‌صورت خطی کاهش می‌یابد که معمولاً در بازه (۰ و ۱) می‌باشد. در بیشتر آزمایشات از ۰/۹ شروع شده و تا ۰/۴ کم می‌گردد. باتوجه‌به اینکه ضریب اینرسی ω رفته رفته کاهش می‌یابد، ولی ضرایب C1 و C2 همواره ثابت هستند. بنابراین با ادامه جستجو از میزان جستجوی سراسری کم شده و جستجوی محلی افزایش می‌یابد تا بهینه‌ترین جواب به‌دست آید. هر چه شیب کاهشی ضریب اینرسی ω کمتر باشد، امکان پیدا کردن جواب بهینه سراسری افزایش پیدا می‌کند. برای جلوگیری از کاهش دفعی ضریب اینرسی ω که باعث می‌شود الگوریتم ازدحام ذرات در آخرین مراحل همگرایی به کندی پیش رود و در برخی از موارد مانع از پیشروی جستجو شود، از رابطه (۲۴) برای بهنگام‌سازی ضریب اینرسی ω استفاده شده است.

$$\omega = \frac{0/5\ (MAX \times iter)}{MAX} + 0/4$$ رابطه (۲۴)

که در آن مقادیر اولیه و نهایی ضریب اینرسی به‌ترتیب ۰/۹ و ۰/۴ ، Max مبین بیشترین مقدار تعیین شده برای حد تکرارها در جستجوی pso و iter مبین تعداد تکرارها تابه‌حال مطابق شکل (۲) می‌باشد (Rahnama Roudposhti *et al.*, 2015).



شکل (۲) نمایی‌راه حل بهینه‌یابی محلی و سراسری

Figure (2) View of local and global optimization solution.

گروهی از پرندگان در فضایی به‌صورت تصادفی به دنبال غذا می‌گردند. تنها یک‌تکه غذا در فضای موردبحث وجود دارد. هیچ‌یک از پرندگان محل غذا را نمی‌دانند. یکی از بهترین استراتژی‌ها می‌تواند دنبال‌کردن پرنده‌ای باشد که کمترین فاصله را تا غذا داشته باشد. این استراتژی در واقع ریشه اصلی الگوریتم ازدحام ذرات است. در الگوریتم ازدحام ذرات هر راه‌حل که به آن یک ذره گفته می‌شود، معادل یک پرنده در الگوی حرکت جمعی پرندگان می‌باشد. هر ذره یک مقدار شایستگی دارد که توسط یک تابع شایستگی محاسبه می‌شود. هر چه ذره در فضای جستجو به هدف، نزدیک‌تر باشد، شایستگی بیشتری دارد. همچنین هر ذره دارای یک سرعت است که هدایت حرکت ذره را بر عهده دارد. هر ذره با دنبال‌کردن ذرات بهینه در حالت فعلی به حرکت خود در فضای مسئله ادامه می‌دهد.

در الگوریتم pso ذرات به‌تدریج به سمت بهترین راه‌حل پیدا شده تابه‌حال حرکت می‌کنند. اگر این راه‌حل یک راه‌حل بهینه باشد ذرات همگی به سمت آن راه‌حل می‌روند می‌گردد (Shahhoseini *et al.*, 2012).

یک مسئله بهینه‌سازی تحت قید را به‌صورت:

$$\max f(x)$$ رابطه (۲۵)

با قیود نابرابری

$$g_j(x) \leq 0; \qquad j=1.2.\ldots.m$$ رابطه (۲۶)

در نظر بگیرد. برای حل مسئله بهینه‌سازی تحت قید فوق، ابتدا تابع بدون قید، معادل، $f(x)$، را با اعمال تابع جریمه به قیود مسئله ایجاد می‌کنیم. در حالت کلی برای ساختن $f(x)$ از دو نوع تابع جریمه می‌توان استفاده کرد. در اولین نوع که به تابع جریمه ایستا معروف است، از پارامترهای جریمه ثابتی در طی فرآیند بهینه‌سازی استفاده

می‌شود و مقدار جریمه اعمال شده نیز به میزان نقض قیود مسئله بستگی داد. در دومین نوع که به تابع جریمه غیرایستا معروف است، پارامترهای جریمه در طی اجرای الگوریتم با تغییر شماره تکرار عوض می‌شوند. محاسبات عددی متعدد نشان می‌دهند که نتایج به‌دست‌آمده از اعمال توابع جریمه غیرایستا بهتر از نتایج حاصل از اعمال توابع جریمه ایستا هستند. به همین دلیل در موقع حل مسائل بهینه‌سازی کاربردی معمولاً از توابع جریمه غیرایستا استفاده می‌شوند. در ادامه، با یک روش اعمال تابع جریمه غیرایستا به مسئله موردنظر آشنا می‌شویم. برای استفاده از تابع جریمه غیرایستا، تابع $f(x)$ را می‌توان به‌صورت زیر در نظر گرفت:

$$F(X) = f(x) + C(i)\ H(X)$$ رابطه (۲۷)

در رابطه (۲۷)، که در آن $C(i)$ پارامتر جریمه‌ای است که مقدار آن با تغییر شماره تکرار i تغییر می‌کند و $H(X)$فاکتور جریمه است. در معادله (۲۸) جملات $H(X)$ و $C(i)$ با استفاده از معادلات زیر تعریف می‌شوند:

$$(i) = (ci)^{\alpha}$$ رابطه (۲۸)

$$H(X) = \sum_{j=1}^{m} \{\varphi\ [q_i(x)]\ [q_i(x)]^{\gamma[q.i(x)]}$$ رابطه (۲۹)

$$\varphi[q_i(x)] = a\left(1 - \frac{1}{e^{qj(x)}}\right) + b$$ رابطه (۳۰)

$$q_j(x) = \max\{0.\, g_j(x)\}. \qquad j = 1.2. \ldots . m$$ رابطه (۳۱)

در روابط (۲۹) و (۳۱) پارامترهای $\alpha.\ c.\ b.\ a$ برابر با اعداد ثابتی هستند. توجه کنید که در معادلات فوق تابع $q_j(x)$ در واقع بیانگر میزان نقض قید j ام و $\gamma[q_j(x)]$ توان قید نقض شده است. اگر متغیر x قید $0 \leq g_j(x)$ را نقض نکند داریم $q_j(x) = 0$ و در نتیجه این قید تأثیری در مقدار $H(X)$ نخواهد داشت. در این پژوهش باتوجه‌به اینکه هر ذره نمایانگر یک سبد سهام است و ذرات با بهترین موقعیت مرز کارای سرمایه‌گذاری را شکل می‌دهند. جمعیت اولیه به تعداد ۱۵ ذره می‌باشد، در نظر گرفته‌می‌شود و الگوریتم بعد از حداکثر ۲۰۰ بار تکرار متوقف می‌شود، در هر تکرار بهترین موقعیت مربوط به هر ذره و بهترین موقعیت همسایگی در جمعیت در صورتی که تغییری در مقادیر برازش مشاهده شود، به‌هنگام می‌شود. اهمیت مربوط به بهترین وضعیت شخصی و وضعیت جمعی در نظر گرفته‌می‌شود. تابع تکثیر ذرات برای افزایش سرعت تکثیر Repeat استفاده می‌شود، در هر تکرار بهترین موقعیت مربوط به هر ذره و بهترین موقعیت همسایگی در جمعیت در صورتی که تغییری در مقادیر برازش مشاهده شود، به‌هنگام می‌شود.

پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات به شرح جدول (۱) می‌باشد می‌گردد (Shahhoseini *et al.*, 2012).

جدول (۱) پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات
Figure (1) Particle swarm algorithm parameters

نام پارامتر	واحد
جمعیت ذرات	۱۵
وزن اینرسی (ω)	۰/۰۴ - ۰/۰۹
ماکزیمم تعداد تکرار (MAXIT)	۲۰۰
ضریب یادگیری شخصی (C1)	۲
ضریب یادگیری جمعی (C2)	۲
Global Best COST	INF = 0
تابع تکثیر	Repmat
سرعت اولیه ذرات	صفر

سؤالات و فرضیات پژوهش به شرح ذیل است:

سؤال: کدام یک از الگوهای "بهینه‌سازی میانگین نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط، الگوریتم ژنتیک چندهدفه با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس از کارآمدی بالاتری در انتخاب سبد سهام بهینه برخوردار است؟

فرضیه: الگوی بهینه‌سازی الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس از الگوهای بهینه‌سازی میانگین نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ژنتیک چندهدفه با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط کارآمدتر می‌باشد.

۳-روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از منظر داده‌ها کمی است و باتوجه‌به استفاده از داده‌های تاریخی شرکت‌ها از لحاظ طرح تحقیق پس رویدادی است. در این پژوهش ابتدا سری زمانی قیمت معاملاتی سهام ۱۵ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۴/۰۳/۳۱ تا ۱۳۹۹/۰۳/۳۱ به تعداد ۱۱۸۳ روز از سایت بورس اوراق بهادار[۱] در قالب داده‌های اکسل گردآوری شد. سپس با انتقال داده‌ها به نرم‌افزارهای SPSS و ایویوز[۲] سری زمانی از نظر هم انباشتگی مورد بررسی قرار گرفت. زیرا زمانی که متغیرهای مورد استفاده در رگرسیون از نوع سری زمانی بوده و مانا نباشند، پدیده‌ای به نام رگرسیون کاذب به وجود می‌آید، اگر تمام متغیرهای به کار رفته در مدل رگرسیون با هم مانا شوند یعنی باقی مانده‌های حاصل از مدل ایستا باشند، آنگاه پدیده هم انباشتگی به وجود می‌آید. روش‌های متعددی برای آزمون هم انباشتگی وجود دارد. که توسط آزمون ریشه واحد Dickey-Fuller بر روی پسماندهای مدل محاسبات انجام‌می‌شود و اگر سری پسماندها مانا شوند تأییدی بر هم انباشتگی سری زمانی است (Karimi and Goodarzi Dahrizi, 2020).

۱ www.tse.ir
۲ EVIEWS

Group unit root test: Summary

Series: SERIES01. SERIES02. SERIES03. SERIES04. SERIES05. SERIES06. SERIES07. SERIES08. SERIES09. SERIES10. SERIES11. SERIES12. SERIES13. SERIES14. SERIES15.

Data: 00/13/21
Sample: 1184
Exogenous Variables: Individual effects
Automatic Selection of maximum logo
Automatic lag length selection based on SIC: 1 to 10

Method	Statistic	Prob.**	Cross-Selection	Oba
Null: unit root(assumes common unit root process)	**-38.4405**	**0/00000**	**15**	**17636**
Levin, Lin & Chu t*				
Null: unit root(assumes individual unit root process)				
Lm, pesaran and Shin W-stat	**-35/2708**	**0/00000**	**15**	**17636**
ADF – Fisher Chi-square	**-1141/38**	**0/00000**	**15**	**17636**
PP - Fisher Chi-square	**-1105/55**	**0/00000**	**15**	**17745**

****Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi -Square distribution. All other tests assume asymptotic normality.**

شکل (۳) آزمون هم انباشتگی ریشه واحدDickey-Fuller

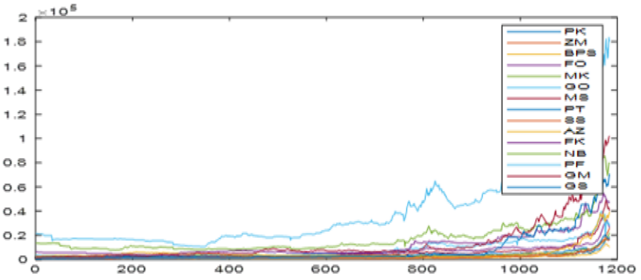
Figure (4) Dickey-Fuller Unit Root Cointegration Test.

با توجه به شکل (۳) چون احتمال آزمون از ۰/۰۵ کمتر است، بنابراین فرض H_0 رد می‌شود و در نتیجه سری زمانی هم انباشته است و داده‌ها مانا هستند. پس از اطمینان از مانایی داده‌ها، برای محاسبه بازدهی از بازده لگاریتمی استفاده شد. محاسبه بازده لگاریتمی قیمت معاملات روزانه سهام کمک خواهد کرد که در صورت عدم همگن بودن داده‌های مورد استفاده، آنها همگن و همنوع گشته و محاسبات آماری و احتمالاتی آنها ساده گردد. بازده لگاریتمی از رابطه (۳۲) محاسبه می‌شود:

$$r_t \ \ln(1 + R_t) \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} b$$

رابطه (۳۲)

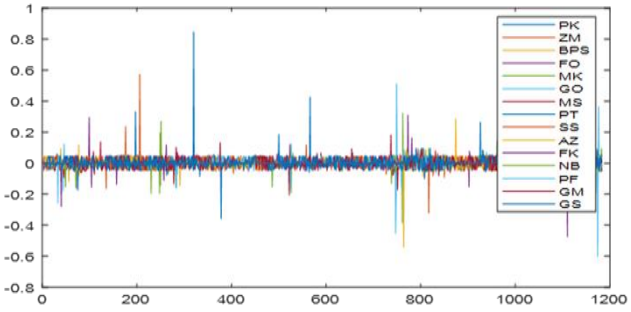
پس از محاسبه بازدهی، شبیه‌سازی الگوریتم ژنتیک با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس و در محیط نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی می‌شود و با استفاده از سری زمانی بازده سهم‌ها مدل‌های بهینه‌سازی فوق‌الذکر پرداخته می‌شود. ابتدا روند قیمت سهام سبد به‌صورت روزانه در بازه زمانی ۱۳۹۴/۰۳/۳۱–۱۳۹۹/۰۳/۳۱ طی ۵ سال به مدت ۱۱۸۳ روز محاسبه و به شرح شکل (۴) می‌باشند.



شکل (۴) روند قیمت (ریال) هر سهم در بازه زمانی ۵ ساله.

Figure (4) The Price (Rials) Trend of Each Share in a Period of 5 Years

بازده لگاریتمی سبد سهام به‌صورت روزانه در بازه زمانی ۱۳۹۴/۰۳/۳۱-۱۳۹۹/۰۳/۳۱ طی ۵ سال به مدت ۱۱۸۳ روز محاسبه و به‌صورت شکل (۵) می‌باشند.



شکل (۵) بازده لگاریتمی هر سهم

Figure (5) Logarithmic Return per Share

٤-تجزیه‌وتحلیل داده‌ها

ابتدا با استفاده از نرم‌افزار متلب میزان وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ۱۰ سبد پیشنهادی بر اساس مدل‌های بهینه‌سازی" میانگین نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط، الگوریتم ژنتیک چندهدفه با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس محاسبه گردید.

وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ۱۰ سبد پیشنهادی مدل میانگین نیم واریانس محاسبه و نتایج آن به شرح جدول (۲) می‌باشد.

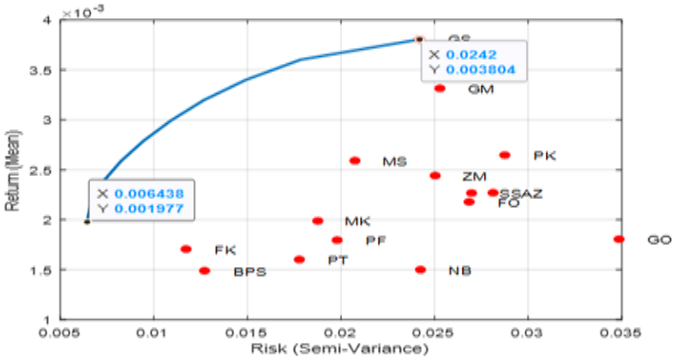
جدول (۲) وزن هر سهم و بازده و ریسک ۱۰ سبد سهام با مدل میانگین نیم واریانس

Table (2) The Weight of Each Share and the Return and Risk of 10 Share with the MSV Model

سناریو	خپارس	خزامیا	وپاسار	فولاد	اخابر	کگل	فملی	تاپیکو	سپاها	فاذر	فخاس	شهرن	شفن	قمرو	قثابت	ریسک	بازده	بازده / ریسک
۱	۰/۰۲۰۵	۰/۰۳۱۶	۰/۱۹۵	۰/۰۱۷۹	۰/۰۸۸۴	۰/۰۲۷۷	۰/۰۴۰۷	۰/۰۶۷۵	۰/۰۳۲۷	۰/۰۳۳۹	۰/۲۶۱۹	۰/۰۲۴	۰/۰۶۹۴	۰/۰۳۹۵	۰/۰۴۹۴	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۲	۰/۳۰۷۲
۲	۰/۰۲۹۸	۰/۰۴۴۳	۰/۱۳۸۴	۰/۰۲۲۹	۰/۰۸۷۴	۰/۰۲۶۲	۰/۰۶۴۵	۰/۰۴۶۳	۰/۰۳۶۶	۰/۰۳۶	۰/۲۳۱۷	۰/۰۱۳۳	۰/۰۵۸۹	۰/۰۶۸۷	۰/۰۹۵	۰/۰۰۶۷	۰/۰۰۲۲	۰/۳۲۷۳
۳	۰/۰۳۹۱	۰/۰۵۷	۰/۰۸۱۷	۰/۰۲۷۹	۰/۰۸۶۵	۰/۰۲۴۷	۰/۰۸۸۳	۰/۰۲۵۱	۰/۰۴۰۴	۰/۰۳۸۱	۰/۲۰۱۶	۰/۰۰۲۶	۰/۰۴۸۳	۰/۰۹۷۹	۰/۱۴۰۷	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۲۴	۰/۳۲۶۷
۴	۰/۰۴۸۴	۰/۰۶۹۴	۰/۰۲۲۴	۰/۰۳۲۸	۰/۰۸۴۷	۰/۰۲۲۹	۰/۱۱۲۸	۰/۰۰۳۱	۰/۰۴۴۳	۰/۰۳۹۸	۰/۱۶۸۱	۰	۰/۰۳۷۱	۰/۱۲۷۶	۰/۱۸۶۶	۰/۰۰۸۲	۰/۰۰۲۶	۰/۳۱۳۷

۵	۰/۰۵۷۶	۰/۰۷۹۴	۰	۰/۰۳۲۳	۰/۰۷۳۴	۰/۰۱۹۱	۰/۱۳۴۴	۰	۰/۰۴۴۷	۰/۰۴۰۳	۰/۱۰۳۲	۰	۰/۰۱۳۵	۰/۱۶۰۷	۰/۲۴۱۳	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۲۸	۰/۲۹۵۲
۶	۰/۰۶۷۲	۰/۰۸۷۴	۰	۰/۰۲۸۲	۰/۰۵۵۷	۰/۰۱۳۴	۰/۱۵۳۱	۰	۰/۰۴۲۵	۰/۰۴	۰/۱۵۷	۰	۰	۰/۱۹۵۵	۰/۳۰۱۲	۰/۰۱۰۹	۰/۰۰۳	۰/۲۷۴۲
۷	۰/۰۷۴۶	۰/۰۸۷۳	۰	۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۰۱	۰	۰/۱۵۸۹	۰	۰/۰۲۹۳	۰/۰۲۴۶	۰	۰	۰	۰/۲۳۸۳	۰/۳۸	۰/۰۱۲۷	۰/۰۰۳۲	۰/۲۵۲۴
۸	۰/۰۶۰۱	۰/۰۴۴	۰	۰	۰	۰	۰/۱۱۰۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۲۹۱۱	۰/۴۹۴۴	۰/۰۱۴۹	۰/۰۰۳۴	۰/۲۲۸۱
۹	۰/۰۱۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۰۱۱۹	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۳۴۲۷	۰/۶۲۷۴	۰/۰۱۷۸	۰/۰۰۳۶	۰/۲۰۱۹
۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰/۰۲۴۲	۰/۰۰۳۸	۰/۱۵۷۲

در جدول (۲) نتایج ۱۰ سبد پیشنهادی با وزن ایده‌آل برای هر سهم ارائه شده است. دومین سبد وزن ایده‌آل هر سهم در سبد با استفاده از نسبت بازده با ریسک سبد دارای بازده ۰/۳۲۷۳ می‌باشد.



شکل (۶) مرز کارای سبد با روش میانگین–نیم واریانس

Figure (6) The Efficiency Frontier of the Portfolio With the Mean Semi Variance Method

در شکل (۶) مشاهده می‌شود نماد قثابت دارای بازده ۰/۰۰۳۸۰۴ و ریسک ۰/۰۲۴۲ در رأس مرز کارا می‌باشد. لذا مشاهده می‌شود با افزایش میزان بازده میزان ریسک سبد هم افزایش یافته‌است.

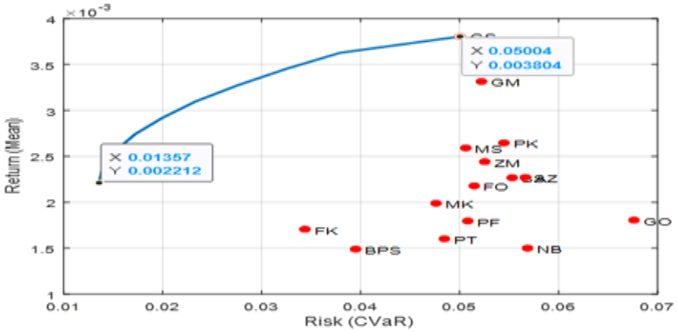
وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ۱۰ سبد پیشنهادی مدل ارزش در معرض خطر مشروط محاسبه و نتایج آن به شرح جدول (۳) می‌باشد.

جدول (۳) وزن هر سهم با بازده و ریسک ۱۰ سناریو سبد ارزش در معرض خطر مشروط

Table (3) The Weight of Each Share and the Return and Risk of 10 Share with the CVAR Model

سناریو	خارس	خزامیا	وپاسار	فولاد	اخابر	کگل	فملی	تاپیکو	سپاها	فاذر	فخاس	شهرن	شفن	قمرو	قثابت	ریسک	بازده	بازده / ریسک
۱	۰/۰۰۹۱	۰/۰۸۱۱۱	۰/۰۷۶۴	۰/۰۳۴	۰/۰۵۷	۰/۰۱۱۲	۰/۰۷۴۶	۰/۱۰۱۲	۰/۰۸۲۵	۰/۰۴۳۸	۰/۱۶۷۶	۰/۰۴۶۸	۰/۰۵۶	۰/۰۶۹۴	۰/۰۸۹۱	۰/۰۱۳۵۷	۰/۰۰۲۲۱	۰/۰۱۶۲۹
۲	۰/۰۰۳۵	۰/۰۶۲۹	۰/۰۵۶۹	۰/۰۳۷۳	۰/۰۵۷۳	۰/۰۲۰۶	۰/۰۷۰۷	۰/۰۸۲۲	۰/۰۸۲۷	۰/۰۴۳۸	۰/۱۴۶۲	۰/۰۴۲۱	۰/۰۳۵۳	۰/۱۰۳۴	۰/۱۴۶۵	۰/۰۱۴۰۲	۰/۰۰۲۳۹	۰/۱۷۰۳
۳	۰/۰۰۱۸	۰/۰۷۵۵	۰/۰۴۸۸	۰/۰۴۱۶	۰/۰۶۲۹	۰/۰۱۵۴	۰/۱۰۸۸	۰/۰۲۶	۰/۰۸۲۹	۰/۰۴۷۳	۰/۱۰۱۸	۰/۰۲۴۴	۰/۰۴۱۷	۰/۱۳۳۲	۰/۱۸۷۸	۰/۰۱۵۳	۰/۰۰۲۵۷	۰/۱۶۷۷
۴	۰/۰۰۸۵	۰/۰۸۶۳	۰/۰۰۲	۰/۰۵۱۴	۰/۰۵۸۲	۰/۰۱۹۵	۰/۱۱۵۳	۰/۰۱۴۳	۰/۰۸۱۸	۰/۰۵۰۵	۰/۰۸۶۱	۰/۰۰۵۲	۰/۰۲۸۱	۰/۱۵۹۴	۰/۲۳۳۵	۰/۰۱۷۲۳	۰/۰۰۲۷۴	۰/۱۵۹۲
۵	۰/۰۲۴۸	۰/۰۹۱	۰	۰/۰۴۳۳	۰/۰۴۱۹	۰/۰۲۳۹	۰/۱۳۲۸	۰	۰/۰۸۶	۰/۰۵۴۲	۰/۰۳۰۳	۰	۰/۰۰۰۳	۰/۱۹۵۳	۰/۲۷۵۳	۰/۰۱۹۹۸	۰/۰۰۲۹۲	۰/۱۴۶۱
۶	۰/۰۱۱۷	۰/۰۵۸۹	۰	۰/۰۰۵۴	۰/۰۳۳۴	۰/۰۲۱	۰/۱۲۳۴	۰	۰/۰۹۹۲	۰/۰۵۶۴	۰	۰	۰	۰/۲۳۳	۰/۳۵۷۷	۰/۰۲۳۳	۰/۰۰۳۱	۰/۱۳۲۹
۷	۰/۰۱۸۱	۰/۰۳۷۷	۰	۰	۰	۰	۰/۱۰۸۲	۰	۰/۰۸۷	۰/۰۳۹۷	۰	۰	۰	۰/۲۷۰۸	۰/۴۳۸۴	۰/۰۲۷۵۸	۰/۰۰۳۲۷	۰/۱۱۸۷
۸	۰/۰۳۲۲	۰/۰۲۵۹	۰	۰	۰	۰	۰/۰۹۱۲	۰	۰/۰۲۲۷	۰	۰	۰	۰	۰/۲۷۷۸	۰/۵۵۰۳	۰/۰۳۲۴۲	۰/۰۰۳۴۵	۰/۱۰۶۴
۹	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۰۲۵۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۲۹۸۲	۰/۶۷۶۲	۰/۰۳۷۹۴	۰/۰۰۳۶۳	۰/۰۹۵۶
۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰/۰۵۰۰۴	۰/۰۰۳۸	۰/۰۷۶

در جدول (۳) نتایج ۱۰ سبد پیشنهادی با وزن ایده‌آل برای هر سهم ارائه شده است. دومین سبد وزن ایده‌آل هر سهم در سبد با استفاده از نسبت بازده با ریسک سبد دارای بازده ۰/۱۷۰۳ می‌باشد.



شکل (۷) مرز کارا سبد با روش ارزش در معرض خطر مشروط

Figure (7) Efficient Portfolio Frontier with CVAR Method

در شکل (۷) مشاهده می‌شود نماد قثابت دارای بازده ۰/۰۰۳۸۰۴ و ریسک ۰/۰۵۰۰۴ در رأس مرز کارا می‌باشد. لذا مشاهده می‌شود که با افزایش میزان بازده میزان ریسک هم افزایش یافته‌است.

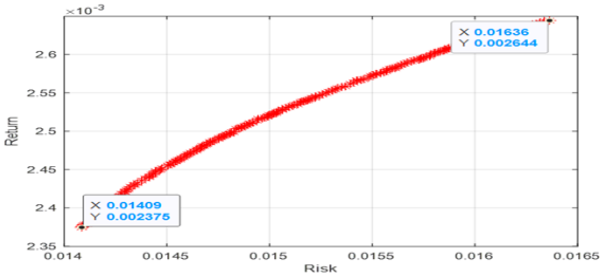
وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ۱۰ سبد پیشنهادی بر اساس مدل الگوریتم ژنتیک با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط محاسبه و نتایج آن به شرح جدول (۴) می‌باشد.

جدول (۴) وزن هر سهم با بازده و ریسک ۱۰ سناریو سبد الگوریتم ژنتیک تحت ریسک ارزش در معرض خطر مشروط

Table (4) The Weight of Each Share and the Return and Risk of 10 Share with the GA-CVaR Model

سناریو	خپارس	خزامیا	وپاسار	فولاد	اخابر	کگل	تاپیکو	فملی	سپاها	فاذر	فخاس	شبهرن	شفن	قمرو	قثابت	ریسک	بازده	بازده / ریسک
۱	۰/۰۱۱	۰/۰۷۶	۰/۰۴۵	۰/۰۴۲	۰/۰۵۸	۰/۰۲۲	۰/۰۶۶	۰/۰۹۱	۰/۰۷۸	۰/۰۵۲	۰/۱۲۵	۰/۰۴۵	۰/۰۵۱	۰/۱۰۹	۰/۱۲۸	۰/۰۱۴۱	۰/۰۰۲۴	۰/۱۷۰۲
۲	۰/۰۱	۰/۰۸۵	۰/۰۴۴	۰/۰۴۹	۰/۰۶	۰/۰۲۳	۰/۰۳۳	۰/۱۰۳	۰/۰۷۵	۰/۰۶۵	۰/۰۹۶	۰/۰۳۶	۰/۰۵۷	۰/۱۲	۰/۱۴۴	۰/۰۱۴۸	۰/۰۰۲۵	۰/۱۶۸۹
۳	۰/۰۱۴	۰/۰۷۳	۰/۰۴۷	۰/۰۴۳	۰/۰۵۶	۰/۰۲۵	۰/۰۵۶	۰/۰۹۲	.۰/۰۷۶	۰/۰۵۷	۰/۱۰۸	۰/۰۳۷	۰/۰۴۳	۰/۱۱۶	۰/۱۵۵	۰/۰۱۴۶	۰/۰۰۲۵	۰/۱۷۱۲
۴	۰/۰۲	۰/۰۸	۰/۰۴۶	۰/۰۴	۰/۰۵۹	۰/۰۱۸	۰/۰۳۱	۰/۰۹۹	۰/۰۸۲	۰/۰۵۳	۰/۰۹۷	۰/۰۴۲	۰/۰۵۳	۰/۱۲۶	۰/۱۵۳	۰/۰۱۴۸	۰/۰۰۲۵	۰/۱۶۸۹
۵	۰/۰۱۸	۰/۰۷	۰/۰۴۶	۰/۰۴۲	۰/۰۷۴	۰/۰۱۸	۰/۰۴۴	۰/۱۰۱	۰/۰۷۹	۰/۰۵۶	۰/۱۰۲	۰/۰۳۵	۰/۰۴۵	۰/۱۱۵	۰/۱۵۵	۰/۰۱۴۷	۰/۰۰۲۵	۰/۱۷۰۱
۶	۰/۰۱	۰/۰۷۶	۰/۰۶۱	۰/۰۴۳	۰/۰۶۲	۰/۰۲۱	۰/۰۷۹	۰/۰۸۶	۰/۰۷۷	۰/۰۴۹	۰/۱۱۲	۰/۰۴۶	۰/۰۴۶	۰/۱۰۴	۰/۱۲۶	۰/۰۱۴۱	۰/۰۰۲۴	۰/۱۷۰۲
۷	۰/۰۱۳	۰/۰۷۷	۰/۰۴	۰/۰۴۸	۰/۰۶۱	۰/۰۱۸	۰/۰۳۳	۰/۱۰۲	۰/۰۸۸	۰/۰۶۱	۰/۰۸۵	۰/۰۳۶	۰/۰۴۷	۰/۱۳۴	۰/۱۵۸	۰/۰۱۵۱	۰/۰۰۲۵	۰/۱۶۵۶
۸	۰/۰۴۳	۰/۰۸۲	۰/۰۱۱	۰/۰۵۴	۰/۰۴۳	۰/۰۱۷	۰/۰۳۷	۰/۱۱۵	۰/۰۸۵	۰/۰۵۵	۰/۰۷۲	۰/۰۴	۰/۰۳۷	۰/۱۴۲	۰/۱۶۸	۰/۰۱۶	۰/۰۰۲۶	۰/۱۶۲۵
۹	۰/۰۳۲	۰/۱۰۱	۰/۰۰۵	۰/۰۴۷	۰/۰۷۱	۰/۰۱۵	۰/۰۴۴	۰/۰۹۴	۰/۰۷۸	۰/۰۵۶	۰/۰۷۲	۰/۰۲۸	۰/۰۲۸	۰/۱۴۶	۰/۱۸۴	۰/۰۱۶۱	۰/۰۰۲۶	۰/۱۶۱۵
۱۰	۰/۰۲۵	۰/۱۰۶	۰/۰۰۵	۰/۰۳۶	۰/۰۵۵	۰/۰۱۸	۰/۰۲۱	۰/۱۱۹	۰/۰۸۵	۰/۰۶	۰/۰۵۵	۰/۰۲۱	۰/۰۴۸	۰/۱۵۳	۰/۱۹۴	۰/۰۱۶۸	۰/۰۰۲۷	۰/۱۶۰۷

در جدول (۴) نتایج ۱۰ سبد پیشنهادی با وزن ایده‌آل برای هر سهم ارائه شده است. سومین سبد وزن ایده‌آل هر سهم در این سبد با استفاده از نسبت بازده به ریسک سبد، دارای بازده ۰/۱۷۱۲ می‌باشد.



شکل (۸) مرز کارای ۱۰ سبد پیشنهادی براساس مدل GA – CVaR

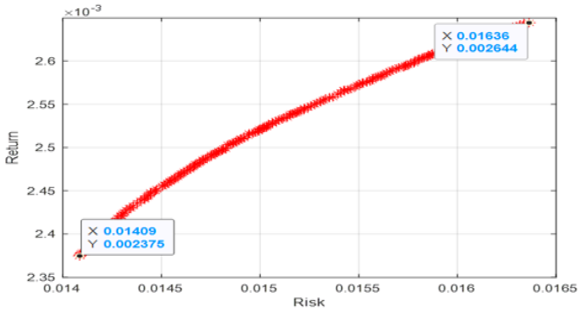
Figure (8) Efficient Frontier of 10 Proposed Baskets Based on GA-CVaR Model

در شکل (۸) مشاهده می‌شود سبد دارای بازده ۰/۰۰۲۶۴۴ و ریسک ۰/۰۰۱۶۳۶ در رأس مرز کارا می‌باشد. وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ۱۰ سبد پیشنهادی مدل الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس محاسبه و نتایج آن به شرح جدول (۵) می‌باشد.

جدول (۵) وزن هر سهم با بازده و ریسک ۱۰ سناریو سبد الگوریتم ژنتیک تحت ریسک ارزش در معرض خطر مشروط
Table (5) The Weight of Each Share and the Return and Risk of 10 Share with the PSO-MSV Model

سناریو	خارس	خزامیا	وپاسار	فولاد	اخابر	کگل	فملی	تاپیکو	سپاها	فاذر	فخاس	شهرن	شفن	قمرو	قثابت	ریسک	بازده	بازده / ریسک
۱	۰/۰۲۰۴	۰/۰۳۱۵	۰/۱۹۴۹	۰/۰۱۸	۰/۰۸۸۴	۰/۰۲۷۷	۰/۰۴۰۸	۰/۰۶۷۴	۰/۰۳۲۷	۰/۰۳۳۹	۰/۲۶۱۹	۰/۰۲۴۱	۰/۰۶۹۴	۰/۰۳۹۶	۰/۰۴۹۴	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۲	۰/۳۰۷۲
۲	۰/۰۲۰۵	۰/۰۳۱۶	۰/۱۹۵۱	۰/۰۱۷۹	۰/۰۸۸۴	۰/۰۲۷۸	۰/۰۴۰۶	۰/۰۶۷۵	۰/۰۳۲۶	۰/۰۳۳۹	۰/۲۶۱۸	۰/۰۲۴	۰/۰۶۹۴	۰/۰۳۹۵	۰/۰۴۹۴	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۲	۰/۳۰۷۱
۳	۰/۰۲۱۴	۰/۰۳۳۶	۰/۱۸۸۲	۰/۰۱۸۲	۰/۰۸۸۸	۰/۰۲۷۸	۰/۰۴۲۱	۰/۰۶۷۱	۰/۰۳۳	۰/۰۳۴	۰/۲۵۵۴	۰/۰۲۲۱	۰/۰۶۸۶	۰/۰۴۳۵	۰/۰۵۶۳	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۲	۰/۳۱۱۱
۴	۰/۰۳۵۲	۰/۰۵۰۴	۰/۱۳۲۴	۰/۰۲۵۸	۰/۰۹۱۲	۰/۰۲۷۵	۰/۰۷۴۵	۰/۰۴۱۹	۰/۰۳۶۳	۰/۰۳۷۱	۰/۱۸۰۲	۰/۰۱۳	۰/۰۶۱۱	۰/۰۷۸۳	۰/۱۱۵	۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۲۳	۰/۳۲۸۱
۵	۰/۰۴۳۱	۰/۰۶۱۸	۰/۰۳۴۷	۰/۰۸۶۸	۰/۰۲۳۳	۰/۱۰۴	۰/۰۱۵	۰/۰۴۴۷	۰/۰۴۴۷	۰/۰۴۲۷	۰/۱۶۶۲	۰/۰۰۳۱	۰/۰۴۲۹	۰/۱۱۷۵	۰/۱۷۱۸	۰/۰۰۷۹	۰/۰۰۲۵	۰/۳۱۸۷
۶	۰/۰۵۴۴	۰/۰۷۹۵	۰/۰۰۲۶	۰/۰۷۰۶	۰/۰۱۸۹	۰/۱۳۵۵	۰/۰۰۴۷	۰/۰۵۹	۰/۰۴۲۲	۰/۰۹۲	۰/۰۰۲	۰/۰۱۳۶	۰/۰۱۵۳	۰/۲۳۸	۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۲۸	۰/۲۹۵۹
۷	۰/۰۷۹۵	۰/۰۹۹۸	۰/۰۰۶۷	۰/۰۵۳۳	۰/۰۰۷۴	۰/۱۷۱	۰	۰/۰۲۶۴	۰/۰۴۴۲	۰	۰	۰	۰	۰/۲۱۴	۰/۲۹۷۸	۰/۰۱۱۳	۰/۰۰۳	۰/۲۶۹
۸	۰/۰۶۴	۰/۰۵۹۹	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۹۱	۰/۰۰۴۷	۰/۱۱۰۳	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۳۲	۰/۰۱۶۱	۰/۰۰۳۸	۰	۰/۰۰۰۱	۰	۰/۳۱۲	۰/۴۱۲۹	۰/۰۱۳۸	۰/۰۰۳۳	۰/۲۳۸۹
۹	۰/۰۱۸۴	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۷۹	۰/۰۰۴۹	۰	۰	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۰۶	۰	۰	۰/۴۰۶۴	۰/۵۵۳۹	۰/۰۱۷۳	۰/۰۰۳۵	۰/۲۰۵۴
۱۰	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۱	۰	۰	۰	۰/۰۰۰۲	۰	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۳۷	۰/۳۹۲۷	۰/۵۹۶۹	۰/۰۱۷۹	۰/۰۰۳۶	۰/۲۰۱۱

در جدول (۵) نتایج ۱۰ سبد پیشنهادی با وزن ایده‌آل برای هر سهم ارائه شده است. چهارمین سبد دارای بازده ۰/۳۲۸۱ می‌باشد که در مقایسه با سایر سبدها دارای بیشترین بازده است.



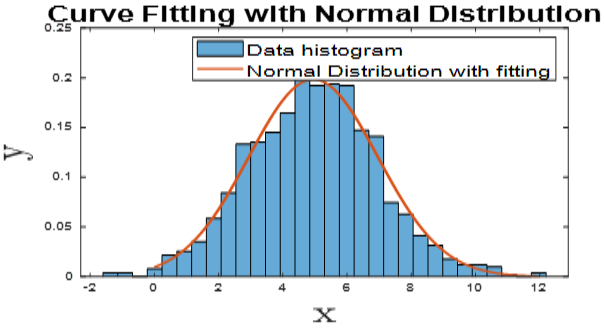
شکل (۹) مرز کارای ۱۰ سبد پیشنهادی براساس مدل PSO –MSV
Figure (9) Efficient Frontier of 10 Proposed Baskets Based on PSO–MSVModel

در شکل (۹) مشاهده می‌شود سبد دارای بازده ۰/۰۱۷۸۷ و ریسک ۰/۰۰۳۵۹۴ در رأس مرز کارا می‌باشد. وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک مدل‌های بهینه‌سازی انتخاب سبد سهام محاسبه و نتایج آن به شرح جدول (۶) می‌باشد.

جدول (۶) وزن هر سهم با بازده و ریسک سبد سهام مدل‌های بهینه‌سازی
Table (6) The Weight of Each Share and the Return and Risk Portfolio Optimization Models

سناریو	خارس	خزامیا	وپاسار	فولاد	اخابر	کگل	فملی	تاپیکو	سپاها	فاذر	فخاس	شهرن	شفن	قمرو	قثابت	ریسک	بازده	بازده / ریسک
MSV	۰/۰۲۹۸	۰/۰۴۴۳	۰/۱۳۸۴	۰/۰۲۲۹	۰/۰۸۷۴	۰/۰۲۶۲	۰/۰۶۴۵	۰/۰۴۶۳	۰/۰۳۶۶	۰/۰۳۶	۰/۲۳۱۷	۰/۰۱۳۳	۰/۰۵۸۹	۰/۰۶۸۷	۰/۰۹۵	۰/۰۰۶۷	۰/۰۰۲۲	۰/۳۲۷۳
CVaR	۰/۰۰۳۵	۰/۰۶۲۹	۰/۰۵۶۹	۰/۰۳۷۳	۰/۰۵۷۳	۰/۰۲۰۶	۰/۰۸۲۲	۰/۰۷۰۷	۰/۰۸۲۷	۰/۰۴۳۸	۰/۱۴۶۲	۰/۰۴۲۱	۰/۰۳۵۳	۰/۱۰۳۴	۰/۱۴۶۵	۰/۱۴۰۲	۰/۰۰۲۳۹	۰/۱۷۰۳
GA-CVaR	۰/۰۱۴	۰/۰۷۳	۰/۰۴۷	۰/۰۴۳	۰/۰۵۶	۰/۰۲۵	۰/۰۹۲	۰/۰۵۶	۰/۰۷۶	۰/۰۵۷	۰/۱۰۸	۰/۰۳۷	۰/۰۴۳	۰/۱۱۶	۰/۱۵۵	۰/۰۱۴۶	۰/۰۰۲۵	۰/۱۷۱۲
PSO-MSV	۰/۰۳۵۲	۰/۰۵۰۴	۰/۱۳۲۴	۰/۰۲۵۸	۰/۰۹۱۲	۰/۰۲۷۵	۰/۰۷۴۵	۰/۰۴۱۹	۰/۰۳۶۳	۰/۰۳۷۱	۰/۱۸۰۲	۰/۰۱۳	۰/۰۶۱۱	۰/۰۷۸۳	۰/۱۱۵	۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۲۳	۰/۳۲۸۱

در جدول (۶) انتخاب کارآمدترین الگو از بین مدل‌های بهینه‌سازی میانگین نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط، الگوریتم ژنتیک با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس استفاده از نرم‌افزار متلب نشان داده می‌شود. بر اساس داده‌های جدول (۶) مدل الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس دارای نسبت بازدهی به ریسک بیشتری می‌باشند.



شکل (۱۰) توزیع نرمال داده‌های پژوهش

Figure (10) Normal Distribution of Research Data

مشخص شدن نوع توزیع ریسک و بازدهی سبدها برای آزمون نمودن فرضیه‌ها الزامی است. از این رو ابتدا با استفاده از نرم‌افزار متلب نمودار نرمال داده‌ای مورد پژوهش مطابق شکل (۱۰) ترسیم و سپس با استفاده از نرم ابزار SPSS آزمون Smirnov/Kolmogorov و Wilk Statistics/Shapiro بر روی ریسک و بازده مدل‌های الگوریتم ژنتیک چندهدفه با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط و مدل الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس انجام شد.

جدول (۷) آزمون نرمال بودن بازده سبد سهام

Table (7) Normality Test of Portfolio Return Portfolio

	Smirnov/Kolmogorov			Wilk Statistics/Shapiro		
بازده	آماره	درجه آزادی	سطح معناداری	آماره	درجه آزادی	سطح معناداری
ارزش در معرض خطر مشروط	۰/۱۶۹	۱۰۰	۰/۰۰۰	۰/۸۶۲	۱۰۰	۰/۰۰۰
میانگین نیم واریانس	۰/۱۳۹	۱۰۰	۰/۰۰۰	۰/۸۹۶	۱۰۰	۰/۰۰۰

بر اساس داده‌های جدول (۷) بازده سبد مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط دارای توزیع نرمال است. زیرا سطح معناداری آن نیز کوچک‌تر از سطح خطای آزمون (۰/۰۵) است.

جدول (۸) آزمون نرمال بودن ریسک سبد سهام

Table (8) Normality Test of Risk Portfolio

	Smirnov/Kolmogorov			Wilk Statistics/Shapiro		
بازده	آماره	درجه آزادی	سطح معناداری	آماره	درجه آزادی	سطح معناداری
ارزش در معرض خطر مشروط	۰/۲۱۴	۱۰۰	۰/۰۰۰	۰/۷۹۲	۱۰۰	۰/۰۰۰
میانگین نیم واریانس	۰/۱۶۲	۱۰۰	۰/۰۰۲	۰/۹۵۵	۱۰۰	۰/۰۰۲

بر اساس داده‌های جدول (۸) ریسک سبد مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط دارای توزیع نرمال است. زیرا سطح معناداری آن نیز کوچک‌تر از سطح خطای آزمون (۰/۰۵) است.

باتوجه‌به توزیع نرمال بازده سبد برای آزمون فرضیه‌ها از آزمون t زوجی که یک آزمون پارامتریک مقایسه زوجی است، استفاده گردید.

خطر مشروط: باتوجه‌به توزیع نرمال بازده سبد برای آزمون فرضیه از t زوجی استفاده می‌شود. تبیین پس آزمایی مدل جهت بررسی بازدهی آنها با استفاده از آزمون مقایسه‌ای t زوجی، بازده سبد مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط با هم مقایسه گردید؛ نتایج آن به شرح جدول (۹) نمایش داده شد.

جدول (۹) آزمون t زوجی ریسک مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط

Table (9) Paired T-Test of of MSV and CVAR models

	بازده	میانگین	تعداد	انحراف استاندارد	خطای استاندارد میانگین
زوج بازده	ارزش در معرض خطر مشروط	۰/۰۰۲۷۶۲۲	۱۰۰	۰/۰۰۰۵۲۸	۰/۰۰۰۰۵۲۸۴
	میانگین نیم واریانس	۰/۰۱۱۴۱۸۴	۱۰۰	۰/۰۰۴۵۹۷	۰/۰۰۰۴۵۹۶۷

آزمون t زوجی

	ریسک	بازده	بازده	سطح معناداری
زوج ۱	ارزش در معرض خطر مشروط− میانگین نیم واریانس	۱۰۰	۰/۹۷۶	۰/۰۰۰

آزمون t زوجی

	ریسک	میانگین	خطای استاندارد میانگین	پایین‌تر	بالاتر	t	درجه آزادی	سطح معناداری
زوج ۱	بازده	−۰/۰۰۸۶۵۶	−۰/۰۰۰۴۰۸۴	−۰/۰۰۹۴۶۶۵	−۰/۰۰۷۸۴۵۹	−۲۱/۱۹۸	۹۹	۰/۰۰۰

فرضیه‌های آزمون t زوجی بازده سبد مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط به صورت زیر است:

$$\begin{Bmatrix} H_0: \mu_d = 0 \\ H_1: \mu_d \neq 0 \end{Bmatrix}$$

d : نشان‌دهنده تفاوت دو متغیر است.

H_0 : یعنی تفاوت معناداری میان بازده به‌دست‌آمده بین ریسک میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط وجود ندارد.

H_1 : یعنی تفاوت معناداری میان بازده به‌دست‌آمده بین ریسک میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط وجود دارد.

باتوجه‌به خروجی جدول (۹)، چون سطح معناداری کوچک‌تر از سطح خطا آزمون، یعنی ۰/۰۵ شده است، فرضیه صفر رد می‌شود. به‌عبارت‌دیگر خروجی نشان می‌دهد که تفاوت معناداری میان بازده‌های به‌دست‌آمده بین ریسک میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط وجود دارد.

باتوجه‌به توزیع نرمال ریسک سبد برای آزمون فرضیه‌ها از آزمون t زوجی استفاده می‌شود. تبیین پس‌آزمایی مدل جهت بررسی ریسک آنها با استفاده از آزمون مقایسه‌ای t زوجی ریسک مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط با هم مقایسه گردید. نتایج آن به شرح جدول (۱۰) می‌باشد.

جدول (۱۰) آزمون t زوجی ریسک مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط
Table (10) Paired T-Test of Risk of MSV and CVAR models

	ریسک	میانگین	تعداد	انحراف استاندارد	خطای استاندارد میانگین
زوج ریسک	ارزش در معرض خطر مشروط	۰/۰۲۰۹۹۷۲	۱۰۰	۰/۰۰۹۴۲۴۵۱	۰/۰۰۰۹۴۲۴۵
	میانگین نیم واریانس	۰/۰۰۲۸۹۱	۱۰۰	۰/۰۰۰۵۳۵۴	۰/۰۰۰۰۵۳۵۴

آزمون t زوجی

	ریسک	بازده	بازده	سطح معناداری
زوج ۱	ارزش در معرض خطر مشروط – میانگین نیم واریانس	۱۰۰	۰/۸۹۱	۰/۰۰۰

آزمون t زوجی

ریسک			تفاضل زوجی				
	میانگین	معیار انحراف	خطای استاندارد میانگین	تفاضل سطح اطمینان ۹۵٪ پایین‌تر	تفاضل سطح اطمینان ۹۵٪ بالاتر	T	درجه آزادی	سطح معناداری
بازده زوج ۱	۰/۰۱۸۱۰۶۲۸	۰/۰۰۸۹۵۰۲۴	۰/۰۰۰۸۹۵۰۲	۰/۰۱۶۳۳۰۳۶	۰/۰۱۹۸۸۲۲۱	۲۰/۲۳	۹۹	۰/۰۰۰

فرضیه‌های آزمون t زوجی ریسک سبد مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط به صورت زیر است:

$$\begin{Bmatrix} H_0: \mu_d = 0 \\ H_1: \mu_d \neq 0 \end{Bmatrix}$$

d : نشان‌دهنده تفاوت دو متغیر است.

H_0 : یعنی تفاوت معناداری میان ریسک مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط وجود ندارد.

H_1 : یعنی تفاوت معناداری میان ریسک مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط وجود دارد.

باتوجه‌به خروجی جدول (۱۰) چون سطح معناداری کوچک‌تر از سطح خطا آزمون، یعنی ۰/۰۵ شده است، فرضیه صفر رد می‌شود. به‌عبارت‌دیگر خروجی نشان می‌دهد که تفاوت معناداری بین ریسک مدل‌های میانگین نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط وجود دارد.

۵-بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش بررسی کارآمدی الگوهای بهینه‌سازی فراابتکاری الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس و الگوریتم ژنتیک با معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط مورد بررسی قرار گرفت. پس از اجرای الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌سازی سبد سهام و آزمودن آنها مشخص گردید مدل الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس نسبت بازده به ریسک بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد. لذا با در نظر گرفتن این موضوع که در تعیین کارایی، مدلی کارآمدتر است که دارای نسبت بازده به ریسک بیشتری باشد، نتیجه گرفته‌می‌شود الگوی الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین نیم واریانس در انتخاب سبد سهام بهینه نسبت به سایر مدل‌های که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفت، کارآمدتر است. نتایج این پژوهش با پژوهش‌های مربوط به احمدی و همکاران (Ahmadi *et al*., 2023)، در مورد دو مدل بهینه‌سازی مبتنی بر نظریه چشم‌انداز و میانگین، ارزش در معرض خطر مشروط، با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات و همچنین بحری ثالث و همکاران (Bahri Sales *et al*., 2018)، در مورد انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از مدل میانگین نیم واریانس با بهره‌گیری از الگوریتم‌های مختلف و همچنین بیات و اسدی (Bayat and Asadi, 2017) در مورد بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز مطابقت دارد.

در ادامه، حوزه‌های زیر به‌منظور ایجاد شرایط یکسان شاخص‌های بازدهی و ریسک سبد بهینه سهام برای پژوهش‌های آتی به پژوهشگران پیشنهاد می‌گردد:

۱. انتخاب سبد سهام بهینه با مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات تحت معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط

۲. انتخاب سبد سهام بهینه با مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات تحت معیار ریسک میانگین نیم واریانس

٦- تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع در این پژوهش وجود ندارد.

۷-منابع

Ahmadi, R., Azar, A., & zomorodianS, G. R. (2023). Relationship between risk and risk - aversion utility Based on Multi-Period prospect theory. *Journal of Investment Knowledge, 12*(46), 533-558. [In Persian]

Bahri Sales, J., Pakmaram, A., & Valizadeh, M. (2018). Selection and Portfolio Optimization by Mean–Variance Markowitz Model and Using the Different Algorithms. *Financial Knowledge of Securities Analysis, 11*(37), 43-53. [In Persian]

Bayat, A., & Asadi, L. (2017). Stock Portfolio optimization: Effectiveness of particle swarm optimization and Markowitz model. *Financial Engineering and Portfolio Management, 8*(32), 63-85. [In Persian]

Ebadati, O. M., Jafari, M. A., & Davoodifar, N. (2022). Forecasting Stocks in the Financial Market by Using GA-SVM Hybrid Algorithm. *Advances in Finance and Investment, 2*(5), 1-22. [In Persian]

Karimi, A., & Goodarzi Dahrizi, S. (2020). Stock portfolio optimization using Imperialist Competitive Algorithm (ICA) and Particle Swarm Optimization (PSO) under Conditional Value at Risk (CVaR). *Financial Engineering and Portfolio Management, 11*(45), 423-444. [In Persian]

Li, X., Li, B., Jin, T., & Zheng, P. (2023). Uncertain random portfolio optimization with non-dominated sorting genetic algorithm-II and optimal solution criterion. *Artificial Intelligence Review*, 1-36.

Maringer, D. G. (2005). *Portfolio management with heuristic optimization* (Vol. 8). Springer Science & Business Media.

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, *7*(1), 77–91.

Merikh Bayat, F. (2012). Optimization algorithms inspired by nature. National Academy of Sciences (NAS). [In Persian]

Mishra, S., Sahoo, S., & Das, M. (2017). Genetic algorithm: an efficient tool for global optimization. *Adv. Comput. Sci. Technol*, *10*(8), 2201-2211.

Molaei, M. A., & Talebi, A. (2010). Application Investigation of Genetic- Nelder-Mead Hybridized-Heuristic Algorithm in Portfolio Optimization. *Journal of Iran's Economic Essays (JIEE), 7*(14), 171-204. [In Persian]

Raei, R., & Jahromi, M. (2012). Portfolio optimization using a hybrid of fuzzy ANP, VIKOR and TOPSIS. *Management Science Letters, 2*(7), 2473-2484.

Raei, R., & Saeedi, A. (2013). *Fundamentals of Financial Engineering and Risk Management.* The Organization for Researching and Composing Universiry Texbooks in the Islamic Sciences and the Humanities (SAMT). [In Persian]

Rahimi, R., & Akbari, A. (2023). Stock portfolio optimization with different algorithms. *Journal of Accounting and Management Vision, 6*(79), 48-55. [In Persian]

Rahnama Roudposhti, F., Nikumram, H., Toloui Ashlaghi, A., Hosseinzadeh Lotfi, F., & Bayat, M. (2015). Investigating the effectiveness of portfolio optimization based on the stable model with classical optimization in predicting portfolio risk and return. *Financial Engineering and Portfolio Management, 6*(22), 29-60. [In Persian]

Shahhoseini, M., Mousavi, Mirkalai S. M., & Mollajafari, m. (2012). Volutionary Algorithms: Fundamentals, Applications, Implementation. Alam and Sanat Publishing. [In Persian]

Willadsen, T. G., Bebe, A., Køster-Rasmussen, R., Jarbøl, D. E., Guassora, A. D., Waldorff, F. B., ... & Olivarius, N. D. F. (2016). The role of diseases, risk factors and symptoms in the definition of multimorbidity–a systematic review. *Scandinavian journal of primary health care, 34*(2), 112-121.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (2002). On the validity of value-at-risk: comparative analyses with expected shortfall. Monetary and economic studies, 20(1), 57-85.

COPYRIGHTS
© 2023 by the authors. Published by Islamic Azad University, Esfarayen Branch. 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/).