Journal of Securities Exchange
Securities & Exchange Organization, Research, Development & Islamic Studies (RDIS)
Journal of Securities and Exchange, Spring 2023, V. 16, No.61, pp. 159-180

Examining the Efficiency Models, Markowitz Mean-Semi Varianc, VaR and multi-objective Genetic Algorithm (NSGAII) under MSV and CVAR risk criterion in Selection Optimal Portfolio Shares Listed Firms on Stock Exchange[1]

Adinehvand Dariuosh[2], Razini Rahmani Ebrahim ali[3], Khoddam Mahmod[4], Ohadi Fereydon[5], Hashemizadeh Alhamsadat[6]

Received: 2022/01/10
Accepted: 2022/06/07

Research Paper

Abstract

The issue of selecting optimal portfolio has always been the most important among the issues of economics. There are multiple techniques and tools to solve the issue of optimization portfolio. In this research, using data of a basket including 15 companies listed on the Tehran Stock Exchange, including symbols; PKOD, ZMYD, BPAS, FOLD, MKBT, GOLG, MSMI, PTAP, SSEP, AZAB, FKAS, NBEH, PFAN, GMRO and GSBE were selected by research method of cluster sampling and elimination Systematic. The First return of these stocks was calculated daily in the period of 31/3/1394-31 / 3/1399 for 5 years for 1183 days. Then, the optimization methods of "mean-half variance, conditional risk value using multi-objective genetic algorithm (NSGA II) were calculated under the criterion of mean-half variance risk and conditional risk value using MATLAB (R2019) software. And the weight of each share and the return and risk of 10 scenarios for each portfolio based on each of the optimization models. The results of this study indicate that the optimization model of multi-objective genetic algorithm (NSGAII) under the mean-half variance risk criterion is more efficient than other optimization methods in this study.

Key Words: Optimization, Risk Management, Genetic Algorithm, Conditional Value at Risk selection, Markowitz Mean–Semi Variance.
JEL Classification: Q1.

---

1. DOI: 10.22034/JSE.2022.11826.1876
2. Ph.D. Student, Department of Accounting, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. (d.adinehvand55@gmail.com).
3. Assistant Professor, Department of Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. (Corresponding Author). (A_Razini@kiau.ac.ir).
4. Assistant Professor, Department of Industrial Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. (khoddam1355@gmail.com).
5. Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. (Fohadi31@yahoo.com).
6. Assistant Professor, Department of Mathematical, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. (hashemizadeh@kiau.ac.ir).

سازمان بورس و اوراق بهادار، مرکز پژوهش، توسعه و مطالعات اسلامی

فصلنامه بورس اوراق بهادار، سال شانزدهم، شماره ۶۱، بهار ۱۴۰۲، صص ۱۸۰-۱۵۹

بررسی کارآمدی مدل‌های بهینه‌سازی میانگین-نیم‌واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ژنتیک چند هدفه(NSGAII) در تعیین سبد سهام شرکت‌های پذیرفته شده در سازمان بورس اوراق بهادار تهران [1]

داریوش آدینه وند [2]، ابراهیم علی رازینی [3]، محمود خدام [4]، فریدون اوحدی [5] و الهام السادات هاشمی زاده [6]

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۰/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۱۷

چکیده

انتخاب سبد سهام بهینه به عنوان مساله‌ای مهم در اقتصاد مطرح است. تکنیک و ابزارهای متعددی برای حل مساله سبد بهینه سهام وجود دارد. در این پژوهش داده‌های ۱۵ سهام از شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران شامل نمادهای: خپارس، خزامیا، وپاسار، فولاد، اخابر، کگل، فملی، تاپیکو، سپاها، فاذر، فخاس، شبهرن، شفن، قمرو و قثابت با روش نمونه گیری خوشه‌ای و حذف سیستماتیک انتخاب شدند. ابتدا بازده این سهام به صورت روزانه در بازه زمانی ۱۳۹۴/۳/۳۱-۱۳۹۹/۳/۳۱ در ۵ سال به مدت ۱۱۸۳ روز محاسبه شد. سپس با استفاده از مدلهای ریسک میانگین-نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط، ریسک سبد سرمایه گذاری آنها محاسبه می‌شوند و این دو معیار از روش حل کلاسیک با هم مقایسه می‌شوند. خروجی بهینه‌سازی سبد با هر یک از این ریسک‌ها وزن متفاوتی از هر سهم را نشان می‌دهد. سپس مدل‌های ریسک میانگین-نیم‌واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط از روش فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک چند هدفه با هم مقایسه می‌شوند. نتایج نشانگر آن است که روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه در مقایسه با روش کلاسیک، بازدهی سبد بیشتری در معیار میانگین-نیم‌واریانس به نمایش گذاشت، بنابراین روش بهتری برای بهینه سازی سبد سهام است.

واژه های کلیدی: بهینه‌سازی، سبدسهام، الگوریتم ژنتیک، ارزش در معرض خطر مشروط و مدل مارکویتز.

طبقه بندی موضوعی: Q1.

---

۱. DOI: 10.22034/JSE.2022.11826.1876

۲. دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.(d.adinehvand55@gmail.com)

۳. استادیار، گروه مدیریت، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران. (نویسنده مسئول). (A_Razini@kiau.ac.ir)

۴. استادیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران. (Khoddam1355@gmail.com)

۵. استادیار، گروه مهندسی صنایع، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران. (Fohadi31@yahoo.com)

۶. استادیار، گروه ریاضی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج ، ایران. (hashemizadeh@kiau.ac.ir)

مقدمه

بهینه‌سازی[1] روند بهبود مساله است. یک مهندس یا یک دانشمند ایده جدیدی را ابداع می‌کند و به وسیله بهینه‌سازی آن را بهبود می‌بخشد. به عبارت دیگر، بهینه‌سازی عبارت است از اِعمال تغییراتی بر روی یک مفهوم اولیه و استفاده از اطلاعات بدست‌آمده از آن تغییرات در جهت بهبود آن مفهوم یا ایده در صورتی که ایده مورد نظر یا متغیرهای موثر بر آن را بتوان بصورت یک ورودی الکترونیکی درآورد(شاه‌حسینی،موسوی،ملاجعفری،۱۳۹۶:۷۲).

مدیریت سرمایه و دارایی‌های مالی به دنبال انتخاب ترکیبی بهینه‌از دارایی‌های مالی است تا بتواند تقاضاهای مطلوب و نیاز سرمایه‌گذاران را برآورده کند(مارینجر،دیتمار، ۲۰۰۵). اهمیت و ضرورت سرمایه‌گذاری برای رشد و توسعه اقتصادی هر کشور انکار ناپذیر است. هدایت صحیح و مناسب منابع مالی به سمت سرمایه‌گذاری مولد، رونق تولید، رشد اقتصادی و رفاه عمومی را در پی خواهد داشت. در سالهای اخیر با واگذاری سهام شرکتهای دولتی تحت عنوان سهام عدالت به مردم باعث رشد سهامداران حقیقی در بازار سرمایه شد. مدیریت و حفظ مشتریان و سهامداران در بازار سرمایه نیازمند یک ساز و کار قوی است. در این فرآیند، بورس اوراق بهادار می‌تواند نقش عمده‌ای داشته باشد. انتخاب ابزار و تکنیک‌هایی که بتوانند یک ترکیب بهینه از سهام را شکل دهند، مورد علاقه سرمایه‌گذاران است. هدف اصلی بهینه‌سازی سبد سهام این است که به سرمایه‌گذاران کمک کند تا سبد مطلوب را مطابق با برتری‌ها و شرایط مطلوب انتخاب کنند. در این پژوهش از ابزارهای فرابتکاری بهینه‌سازی: میانگین-نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط، الگوریتم ژنتیک تحت معیار ریسک MSV و CVaR برای ترکیب بهینه سهام استفاده شده است. با این هدف که سرمایه‌گذاران بتوانند با این ابزارها تصمیم‌های بهتری برای سرمایه‌گذاری بگیرند. هر چند استفاده از این ابزارهای جدید ممکن است به صورت مجزا توسط برخی پژوهشگران و برای بررسی بعضی موضوع‌ها صورت گرفته باشد، اما ما تلاش می‌کنیم نخست این ابزارها و مدل‌های جدید را گسترش دهیم و دوم با مقایسه کارآمدی این مدل‌ها با استفاده از نرم‌افزار متلب بینش جدیدی برای فرایند تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ارائه کنیم. این موارد به عنوان رویکرد جدید و یک نوآوری در استفاده از ابزارها و مدل‌های فرا ابتکاری به منظور انتخاب سبد سهام بهینه شمرده می‌شود و موجب می‌شود تا سرمایه‌گذاران نیز

---

1. Optimization

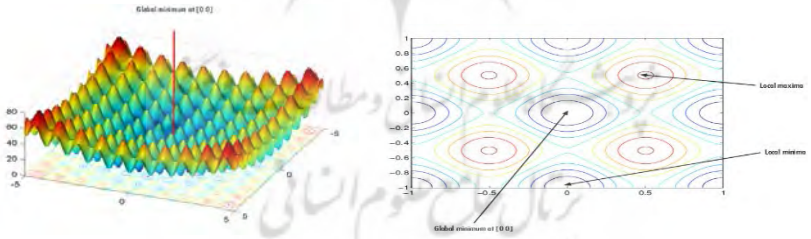
با پی بردن به نتایج آن در فرآیند سرمایه نسبت به محیط واقعی سرمایه‌گذاری آگاهی کسب کنند و بتوانند تصمیم‌های سرمایه‌گذاری بهتری بگیرند.

مبانی نظری و توسعه فرضیه‌ها

یکی از پیشرفت‌های مهمی که در چند دهه اخیر در تئوری‌های مالی صورت گرفته است، مساله ریسک به عنوان یک معیار قابل سنجش بوده است. اگر بتوانیم ریسک مالی را به درستی اندازه‌گیری و قیمت‌گذاری کنیم، ارزش دارایی‌های ریسک‌دار به درستی محاسبه می‌شود(تهرانی،نوربخش،۱۱۵:۱۳۹۶). سرمایه‌گذاری مستلزم مدیریت ثروت سرمایه‌گذاران است. ریسک و بازدهی دو رکن اصلی تصمیم‌گیری برای سرمایه‌گذاری است. بیشینه‌کردن بازده و کمینه-کردن ریسک، معیارهای مناسبی برای سرمایه‌گذاری هستند. حوزه مهندسی مالی با مدیریت ریسک و خلق فرصت‌ها، راه‌حل‌های بدیعی ارائه می‌دهد تا صاحبان صنعت مطمئن‌تر بتوانند فعالیت‌های سرمایه‌گذاری خود را به طور بهینه انجام دهند(راعی،سعیدی، ۴۸:۱۳۹۲). هری مارکویتز[1] در سال ۱۹۵۲ مدل پیشنهادی خود را برای انتخاب پورتفوی بهینه ارائه کرد. این مدل کاراترین ابزار برای انتخاب پورتفوی با مدل برنامه‌ریزی ریاضی است. از برجسته‌ترین نکات مورد توجه در مدل مارکویتز، توجه به ریسک سرمایه‌گذاری، نه تنها براساس انحراف معیار یک سهم، بلکه براساس ریسک مجموعه سرمایه-گذاری است (مارکویتز، ۱۹۵۲). اگر ریسک را احتمال زیان تعریف کنیم، آنگاه تغییرات مطلوب به عنوان ریسک محسوب نمی‌شود و تنها آن دسته از مشاهداتی که کمتر از میانگین نرخ بازدهی هستند، به‌عنوان ریسک محسوب می‌شوند (راعی،سعیدی،۱۳۹۲). در عمل بازده‌های مربوط به پورتفوها بیشتر دارای توزیع نامتقارن هستند. مارکویتز (۱۹۵۹) مدل نیم واریانس برای بازده تصادفی غیر متقارن ارائه داد. بسیاری از پژوهشگران با روش نیم واریانس موضوعاتی را بررسی کرده‌اند و مدل میانگین‌نیم‌واریانس را بهبود بخشیدند. به طور مثال چوو و دنینگ[2] (۱۹۹۴) تساوی شاخص‌های ریسک سیستماتیک را در مدل‌های انتخاب پورتفوی میانگین-نیم‌واریانس بررسی کردند. ارزش در معرض خطر یکی از شاخص‌های ریسک نامطلوب، معیاری برای اندازه‌گیری حداکثر زیان احتمالی سبد دارایی است. در حالی که بعدها مشخص شد ارزش در معرض خطر ویژگی‌های ریاضی نامطلوبی دارد، در نتیجه آرتزنر[3] (۱۹۹۹) ایده همسان بودن را به عنوان یک مجموعه از خصوصیات اندازه‌گیری

1. Markowitz, H
2. Chow.K,Denning. K
3. Artzner, P

ریسک در تابع توزیع این روش ارائه کردند. از جمله مهمترین اندازه‌گیرهای ریسک همسان، ارزش در معرض خطر مشروط است که توسط راکفلر و اوریاسف[1] (۲۰۰۰) ارائه شده است، که بیانگر آن است که اگر اوضاع نامطلوب باشد، انتظار داریم چقدر متحمل زیان شویم (کمپبل[2]،۲۰۰۱). در مباحث مربوط به علوم و مهندسی منظور از بهینه‌سازی، یافتن نقطه کمینه یا بیشینه یک تابع معین که هماره آن را تابع هدف می‌نامیم، است. در یک طبقه‌بندی کلی، مسائل بهینه‌سازی به دو دسته عمده تقسیم می‌شوند: الف- مسائل بهینه‌سازی ترکیبی: در مسائل بهینه‌سازی ترکیبی دامنه تعریف مساله دارای ماهیت گسسته است. یعنی جواب‌های ممکن برای مساله بهینه‌سازی یک مجموعه شمارش پذیر را شکل می‌دهند، ولی در عین حال تابع هدفی که قصد پیدا کردن نقطه بهینه آن را داریم یک تابع پیوسته است. ب- مسائل بهینه‌سازی پیوسته: پیدا کردن یک نقطه کمینه یا بیشینه سراسری تابع $f(x)$ تحت قیودی از نوع برابری و یا نابرابری است. در حالت‌های ساده می‌توان نقطه بهینه سراسری تابع $f(x)$ را بطور تحلیلی با استفاده از گرادیان تابع هدف به دست آورد(مریخ بیات،۱۳۹۳). روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک روش‌های استوار بر مشتق ریاضی است. یکی از نقایص روش‌های کلاسیک این است که در مسائل پیچیده، چند بعدی و یا مسائلی که ویژگی‌های گسستگی، مشتق ناپذیری، فضای حالت ناپیوسته و معادله‌های غیرخطی پیچیده دارند، همانند مساله انتخاب و بهینه‌سازی سبد، تنها تا حد یافتن بهینه‌های محلی پیش می‌روند و از یافتن بهینه جامع و کلی مساله ناتوان هستند. در همین راستا روش‌های فرا ابتکاری برای حل مشکلات بیان شده به وجود آمده‌اند. از پایه روش‌های فراابتکاری ایجاد شدند تا کاستی‌های روش‌های کلاسیک را جبران کنند. آنها به گونه‌ای برنامه‌ریزی شده‌اند که تا در صورت امکان از بهینه‌های محلی، به اصطلاح «بیرون بپرند» و به بهینه جامع برسند(کریمی، ۱۴۰۰).



شکل ۱. مفهوم بهینه یابی محلی و سراسری؛ میشرا سوشوتا[3] (۲۰۱۷).

1. R.T. Rockafellar and S. P. Uryasev
2. Campbell, R
3. Sushruta Mishra

الگوریتم ژنتیک یکی روش‌های بهینه‌سازی استوار بر هوش دسته‌جمعی است که نخستین بار در دهه هفتاد میلادی توسط فردی بنام جان هلند ابداع شد. هر چند تصور بسیاری بر این است که الگوریتم ژنتیک نخستین الگوریتم بهینه‌سازی برگرفته از طبیعت است، اما ایده اولیه استفاده از مفاهیم تکاملی بیولوژیکی برای تحلیل مسائل را می‌توان در کارهای رچنبرگ یافت. الگوریتم ژنتیک یک روش جستجو برای یافتن جواب تقریبی مسائل بهینه‌سازی با استفاده از مفاهیم علم زیست‌شناسی مانند وراثت و جهش است که بر اساس نظریه تکاملی داروین بنا نهاده شده است، ابتدا متغیرهای مساله با استفاده از رشته‌های دودویی مناسب کدگذاری می‌شود و سپس با شبیه‌سازی کامپیوتری قوانین تنازع بقاء مرتباً رشته مناسب‌تری به دست آورده می‌شود(مریخ بیات،۱۳۹۳).

پیشینه پژوهش

میتاوا[1] و همکاران (۲۰۱۷) از تکنیک‌های هوشمند مانند نوعی از الگوریتم ژنتیک در تصمیم‌گیری در فضای عملیات بانکی نظیر اعطای تسهیلات استفاده کردند. در این پژوهش با کمک GAMCC چارچوبی برای بهینه‌سازی اهداف مالی بانکی شامل افزایش سود و کاهش احتمال خطا ایجاد می‌شود که با جستجوی پویای تصمیم‌ها به دست می‌آید. نتایج به دست آمده نشانگر این است که در روش پیشنهادی زمان نظارت بر تسهیلات از ۱۲٪ تا ۵۰٪ کاهش می‌یابد. در این پژوهش برای مقایسه عملکرد تکنیک GAMCC از ابزار برنامه‌ریزی خطی مرسوم استفاده‌شده و نتایج در گروه‌های سه‌گانه وام‌های مصارف شخصی، خرید خانه و شرکتی به صورت دوتایی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

وئی[2] (۲۰۱۵) در پژوهش خود به منظور مدل‌سازی و بیان راه‌حل بهینه برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای با الگوریتم ژنتیک، یک مدل بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای احتمالی میانگین-نیم واریانس، ارزش در معرض خطر و ارزش در معرض خطر شرطی با در نظر گرفتن هزینه معاملات ارائه و با استفاده از الگوریتم ژنتیک مدل‌سازی کرد. نتایج نشان داد الگوریتم ژنتیک برای حل این دسته از مسائل مناسب و از کارایی بالای بر خوردار است.

کریمی، (۱۴۰۰) در پژوهشی به تعیین سبد بهینه شرکت‌های دارویی پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران به دو روش الگوریتم ژنتیک چندهدفه و ماکزیمم نسبت شارپ

1. Metawa
2. Wei,S.Z

پرداخته است. نتایج بیانگر آن است که روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه، سهامی که کمترین ارزش در معرض خطر را دارند، بیشترین وزن را در سبد بهینه بدست می‌آورند. همچنین سبد بهینه شده به روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه بازده بیشتر و در عین حال ریسک کمتری دارد.

داودی، سید محمدرضا؛ صدری، ابوالفضل. (۱۳۹۷). در پژوهشی، یک مدل انتخاب بهینه سبدسهام چند دوره‌ای بر اساس ارزش در معرض ریسک با وجود هزینه‌های معاملاتی ارائه کرد. در این پژوهش نمونه‌ای به صورت ده سبد پنج سهمی به صورت تصادفی از شرکت‌های حاضر در بورس اوراق بهادار تهران در طی سال های ۱۳۹۳-۱۳۸۸ که با احتساب بازده بدون ریسک سالیانه(۰/۲۰) میانگین بازده سه ماهه آنها از ۰/۱ بیشتر است، انتخاب شد. مدل ارائه شده به کمک دو الگوریتم ژنتیک پیوسته و تجمعی ذرات مورد بهینه‌سازی قرار گرفته است. برای سنجش میزان کارایی نتایج دو الگوریتم، از معیار ارزش در معرض ریسک استفاده شد. نتیجه پژوهش بیانگر کارایی بالاتر نتایج حاصل از الگوریتم تجمعی ذرات نسبت به الگوریتم ژنتیک است.

اکبری فرد، علائی و انارکی. (۱۳۹۶) در پژوهشی با استفاده از الگوریتم فراکاوشی جدید جستجوی موجودات همزیست مدلی برای انتخاب بهینه پرتفوی معرفی کرده و سپس نتایج به‌دست آمده از آن با نتایج بدست‌آمده از الگوریتم‌های قدیمی‌تر ژنتیک و ازدحام ذرات مقایسه شده است. به این منظور با استفاده از اطلاعات ده ماهه بازده ۵۰ شرکت برتر بورس، پرتفوی بهینه با توجه به هدف حداکثر سازی سود و حداقل سازی ریسک به وسیله الگوریتم‌های یادشده برآورد و با یکدیگر مقایسه شده است. نتایج به دست آمده از اجرای الگوریتم‌ها نشانگر آن است که باوجود توانایی بالای الگوریتم‌های مورد بررسی در بهینه‌سازی سبد سهام، الگوریتم همزیست در مقایسه با سایر الگوریتم‌های مورد بررسی توانایی بالاتری در بهینه‌سازی سبد سهام دارد.

مدل‌های پژوهش

مدل میانگین-نیم واریانس

یکی از معیارهای مناسب جایگزین ریسک در مدل میانگین- واریانس که نخستین بار توسط مارکویتز پیشنهاد شد، معیار نیم‌واریانس است. مارکویتز نیم‌واریانس را موجه‌ترین روش محاسبه ریسک معرفی می‌کند. روش میانگین- نیم واریانس در تعیین سبد، منحنی پیوسته‌ای است که

مبادله میان بازده و ریسک سبد سهام را نشان می‌دهد. روش حل با رابطه (۱) و(۲) با رعایت قیود (۴) و (۵) است.

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

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

$$Subject\ to: \qquad (۳$$

$$\sum w_i\ = 1 \qquad (۴$$

$$\sum w_i\ \geq ۰ \qquad (۵$$

مدل ارزش در معرض خطر مشروط

یکی از معیارهای وزنی جایگزین برای ریسک، ارزش در معرض خطر مشروط است. برای متغیرهای تصادفی با توابع توزیع پیوسته، $\mathrm{C}VaR_{\alpha}(\mathrm{x})$ مشروط به $\mathrm{X} \geq \mathrm{C}VaR_{\alpha}(\mathrm{x})$ باشد. حل روش بر اساس روابط (۶) الی (۱۰) است.

$$\mathrm{CVaR}_{\alpha}(\mathrm{X}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathrm{z}\, \mathrm{dF}_{\mathrm{X}}^{\alpha}(\mathrm{z}) \qquad (۶$$

$$\mathrm{F}_{\mathrm{X}}^{\alpha}(\mathrm{z}) = \begin{cases} 0. & \text{when } \mathrm{z} < \mathrm{VaR}_{\alpha}(\mathrm{X}). \\ \dfrac{\mathrm{F}_{\mathrm{X}}(\mathrm{z}) - \alpha}{1-\alpha} & \text{when } \mathrm{z} \geq \mathrm{VaR}_{\alpha}(\mathrm{X}). \end{cases} \qquad (۷$$

$$\mathrm{CVaR}_{\alpha}^{+}(\mathrm{X}) = \mathrm{E}[\mathrm{X} \mid \mathrm{X} > \mathrm{VaR}_{\alpha}(\mathrm{X})] \qquad (۸$$

$$\mathrm{CVaR}_{\alpha}(\mathrm{x}) = \lambda_{\alpha}\,(\mathrm{X})\mathrm{VaR}_{\alpha}(\mathrm{X}) + \left(1 - \lambda_{\alpha}\,(\mathrm{X})\right) \mathrm{CVaR}_{\alpha}^{+}(\mathrm{x}) \qquad (۹$$

$$\lambda_{\alpha}\,(\mathrm{X}) = \frac{\mathrm{F}_{\mathrm{X}}\mathrm{VaR}_{\alpha}(\mathrm{X})) - \alpha}{1-\alpha} \qquad (۱۰$$

مدل الگوریتم ژنتیک

حل هر مساله بهینه‌سازی پیوسته با استفاده از الگوریتم ژنتیک مستلزم انجام سه مرحله است. در مرحله اول باید مساله بهینه‌سازی مورد نظر را به یک مساله بهینه‌سازی مناسب برای الگوریتم ژنتیک تبدیل کنیم. الگوریتم ژنتیک ذاتاً برای حل مسائل بیشینه‌سازی در حالت بدون قید مناسب است، پس باید مساله بهینه‌سازی، که در حالت کلی یک مساله کمینه‌سازی یا بیشینه‌سازی تحت قید است، به یک مساله بیشینه‌سازی بدون قید تبدیل کنیم. در مرحله دوم باید متغیرهای مساله بهینه‌سازی را با استفاده از رشته‌های دودویی مناسب بیان کنیم. این کار در واقع راهی برای کدکردن متغیرهای مساله به زبان کامپیوتر است. در مرحله سوم از الگوریتم ژنتیک برای حل مساله بهینه‌سازی و به دست‌آوردن پاسخ‌های بهینه استفاده می‌کنیم. الگوریتم ژنتیک خود از سه مرحله تولید مثل، تقاطع و جهش تشکیل شده است که در ادامه به معرفی آن‌ها خواهیم پرداخت. الف-تولید مثل: تولید مثل نخستین عملگری است که با هدف ایجاد مجموعه‌ای بهتر و قوی‌تر از رشته‌ها به مجموعه رشته‌های نسل قبل اعمال می‌شود. گاهی به همین دلیل آن را عملگر گزینش نیز می‌نامند. زیرا طی آن تعدادی از بهترین رشته‌های نسل قبل انتخاب شده و عیناً به مجموعه رشته‌های نسل بعد انتقال می یابد، در هر فرآیند تولید مثل رشته‌هایی از نسل فعلی که میزان تناسب شان به نوعی بالاتر از سطح متوسط باشد انتخاب و کپی‌هایی از آنها برای تولید یک مجموعه جدید از رشته‌های دودویی موسوم به استخر جفتگیری مورد استفاده قرار می‌گیرند. ب –تقاطع: پس از انجام عمل تولید مثل، عمل تقاطع بر روی رشته‌های نسل قبل انجام می‌شود. هدف از انجام عمل تقاطع، تولید و اضافه کردن تعدادی رشته به مجموعه رشته‌های نسل بعد با استفاده از نوعی تبادل اطلاعات بین رشته‌های نسل قبل است. در بیشتر عملگرهای پیشنهاد شده برای عمل تقاطع، ابتدا دو رشته به طور تصادفی از استخر جفتگیری نسل قبلی انتخاب و سپس قسمت‌هایی از آنها با یکدیگر معاوضه می‌شود. ج-جهش: تقاطع مهمترین عملگر است که با استفاده از آن رشته‌های جدیدی برای تولید نسل بعدی ایجاد می‌شوند. پس از انتقال رشته‌های حاصل از عملگر تقاطع به استخر جفت‌گیری جدید، عملگر جهش با احتمال معین و کوچک p_m (موسوم به احتمال جهش) به رشته‌های استخر جفتگیری نسل قبلی اعمال و رشته‌های حاصل از آن به مجموعه رشته‌های نسل بعد اضافه می‌شوند. روشن است که عملگر جهش باعث پراکندگی تصادفی تعدادی از رشته‌های نسل قبل در فضای جستجو و در نتیجه افزایش احتمال گریز از نقاط بهینه محلی و رسیدن به نقطه بهینه سراسری

خواهد شد. به طور کلی عملگر جهش سه هدف عمده را دنبال می‌کند. نخستین کارکرد مثبت عملگر جهش فراهم آوردن امکانی برای جستجو در همسایگی جواب‌های فعلی است. دوم کارکرد مثبت عملگر جهش این است که مانع از نابودی زود هنگام اطلاعات ژنتیکی مفید می‌شود و سوم کارکرد مثبت عملگر جهش ایجاد تنوع و گوناگونی ژنتیکی است که به نوبه خود باعث کمک به یافتن جواب‌های بهتر می‌شود.

تابع تناسب[1] در الگوریتم ژنتیک: الگوریتم ژنتیک بر اساس بقای مناسب‌ترین جانداران در طبیعت کار می‌کند. در طبیعت گونه‌هایی که بیشترین سازگاری با محیط پیرامون‌شان داشته باشند، درگردونه حیات باقی و بقیه به تدریج حذف می‌شوند. در الگوریتم ژنتیک نیز پی‌درپی مجموعه‌ای از جواب‌ها که شاید جواب بهینه سراسری نیز در میان آنهاست در یک محیط شبیه‌سازی‌شده تولید می‌شوند. با گذشت زمان با استفاده از یک ساز و کار مناسب جواب‌هایی که بیشترین تناسب میزان بهینگی را داشته باشند، باقی می‌مانند و بقیه به مرور حذف می‌شوند. توجه داشته باشید که در اینجا منظور از میزان تناسب جواب میزان بهینه‌بودن آن است که این میزان بهینگی با استفاده از مقدار تابع هدفی که قصد یافتن نقطه بهینه آن را داریم، محاسبه می‌شود. در الگوریتم ژنتیک فقط جواب‌هایی که بیشترین میزان تناسب را دارند، شانس باقی ماندن در فرآیند بهینه‌سازی را پیدا می‌کنند. بنابراین الگوریتم ژنتیک ذاتاً برای حل مسائل بهینه‌سازی در حالت بدون قید مناسب است. در الگوریتم ژنتیک از تابعی موسوم به تابع تناسب برای سنجش میزان بهینه‌بودن هر یک از جواب‌های تولید شده توسط الگوریتم ژنتیک استفاده می شود. این تابع تناسب که در ادامه آن را با $F(x)$ نمایش می‌دهیم. همواره به گونه‌ای تعریف می‌شود که با افزایش میزان بهینگی بردار X مقدار آن افزایش یابد. بدین ترتیب روشن است که در مسائل بیشینه‌سازی بدون قید در صورت مثبت بودن 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 پیدا کردن نقطه بیشینه $f(x)$ باشد، در آن صورت می توان تابع تناسب $F(x)$ را برابر با خود $f(x)$ در نظر گرفت.

$$(F(x) = f(x))$$

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

---

1. Fitness Function

$$F(x) = \frac{1}{1 + f(x)} \quad (۱۱$$

با توجه به تعریف بالا، x های که منجر به مقادیر کوچکتری برای $f(x)$ شوند از تناسب بیشتری برخوردار خواهند بود. توجه کنید که در تمام مسائل بهینه‌سازی چگونگی تعریف تابع تناسب باید به گونه‌ای باشد که مقدار آن به ازای تمام نقاط دامنه عدد مثبتی باشد. روشن‌است که برای این منظور می‌توان تابع هدف را با یک عدد مثبت به اندازه کافی بزرگ جمع کرد. همانطور که می‌دانیم جمع کردن هر تابع با یک عدد مثبت موقعیت نقاط اکسترمم آن را تغییر نخواهد داد. برای تبدیل یک مساله بهینه سازی تحت قید به یک مساله بهینه‌سازی بدون قید و سپس تعریف تابع تناسب به صورت زیر عمل می‌کنیم.

در حالت نسبتاً کلی، یک مساله کمینه‌سازی تحت قید عبارت است از پیدا کرد نقطه کمینه تابعی مانند $f(x)$ با رعایت قیود:

قیود نابرابری $s.t.$

$$\mu_p = w^\top \mu < \mu_{p\circ} \quad (۱۲$$

قیود برابری $s.t.$

$$\mu_p = w^\top \mu \geq \mu_{p\circ} \quad (۱۳$$

$$\sum_{i=1}^{n} \mathrm{w}_i = 1 \;\; \rightarrow \circ \leq \hat{\mathrm{w}}_i \leq 1 \rightarrow \;\; \mathrm{w}_\mathrm{i} = \frac{\hat{\mathrm{w}}_i}{\sum_{i=1}^{n} \hat{\mathrm{w}}_i} \quad (۱۴$$

$$\mathrm{w}_\mathrm{i} \geq \circ \quad (۱۵$$

مساله بهینه‌سازی تحت قید رابطه (۱۵) را می‌توان با استفاده از تابع جریمه به یک مساله کمینه‌سازی بدون قید معادل به رابطه(۱۶) تبدیل کرد.

$$Min\ Risk(w) + penalty \quad (۱۶$$

تابع جریمه[1] یک مقدار ثابت است که مقدار ریسک اضافه می‌شود برای زمانی که رابطه این قید ($\mu_p = w^\top \mu \geq \mu_{p\circ}$) برقرار نباشد. برای حل تابع جریمه باید یک شاخص تخطی[2] تعریف کنیم. که بصورت رابطه (۱۷) است.

1. Penalty Fanction
2. Index Violation

$$Violation\begin{cases} 0 \Rightarrow & \mu_p = w^\top \mu \geq \mu_{p0} \\ +\Rightarrow \mu_p < \mu_{p0} \Rightarrow = 1 - \dfrac{\mu_p}{\mu_{p0}} \end{cases} \quad (۱۷$$

تابع کمینه‌سازی از روابط زیر بدست می‌آید.

الف: تابع جریمه جمع شونده رابطه (۱۸)

$$Min\ Risk(w) + \alpha v(w) \quad (۱۸$$

ب:تابع جریمه ضرب شونده رابطه (۱۹)

$$Min\ Risk(w) + \beta v(w).Risk(w) \quad (۱۹$$

تابع کمینه‌سازی در این پژوهش

$$Min\ Risk(w)[1 + \beta Max(0.1 - \frac{\mu_p}{\mu_{p0}})] \quad (۲۰$$

$$\sum_{i=1}^{n} \mathrm{w}_i = 1 \quad (۲۱$$

$$\mathrm{w_i} \geq 0 \quad (۲۲$$

چگونگی کدگذاری متغیرهای مساله در الگوریتم ژنتیک: در الگوریتم ژنتیک استاندارد هر یک از متغیرهای مساله با استفاده از یک عدد باینری (یعنی رشته‌ای متشکل از اعداد ۰ و ۱) کدگذاری می‌شود. دلیل اینکه در الگوریتم ژنتیک این نحوه نمایش متغیرها با استفاده از رشته‌های دودویی را کدگذاری می‌نامیم، این است که در حالت کلی مقدار هیچ یک از این متغیرها واقعاً برابر با مقدار به دست آمده از تبدیل آن رشته دودویی به مبنای ده نیست.

معیارهای خاتمه اجرای الگوریتم ژنتیک: نخستین 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 می‌شود. روش دوم برای توقف الگوریتم ژنتیک این است که زمان اجرای برنامه را از قبل تعیین کنیم. در این صورت الگوریتم ژنتیک به مدت زمان محدودی، که مقدار آن از قبل تعیین شده است، اجرا می‌شود و پس از

اتمام زمان مقرر بهترین رشته موجود در آخرین نسل بعنوان جواب بهینه سراسری معرفی می‌شود. روش سوم برای توقف اجرای الگوریتم ژنتیک استفاده از تابع تناسب است. در این روش پس از تولید هر نسل جدید از رشته‌ها، میزان تناسب بهترین رشته موجود در آن نسل با یک مقدار از پیش تعیین شده مقایسه می‌شود. برخلاف دو معیار قبل، این معیار توقف دارای این حسن است که پس از توقف اجرای الگوریتم تا حد زیادی از رسیدن به یک نقطه بهینه مناسب مطمئن هستیم(شاه‌حسینی و همکاران،۱۳۹۶).

پرسش پژوهش

کدام یک از الگوهای «الگوریتم ژنتیک چند هدفه، میانگین-نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط» از کارآمدی بالاتری در انتخاب سبد بهینه برخوردار است؟

فرضیه پژوهش

مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک چند هدفه از روش‌های میانگین-نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط کارآمدتر است.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از منظر داده‌ها کمی است و ازآنجا که از داده‌های تاریخی شرکت‌ها استفاده می‌کند از دیدگاه طرح پژوهش پس رویدادی است. در این پژوهش ابتدا سری زمانی قیمت ۱۱۸۳ روز از ۱۵ شرکت عضو بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۴/۳/۳۱ تا ۱۳۹۹/۳/۳۱ از سایت بورس اوراق بهادار(www.tse.ir) در قالب داده‌های اکسل گردآوری شد. سپس با انتقال داده‌ها به نرم‌افزارهای SPSS و EVIEWS 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، پدیده ای به نام رگرسیون کاذب به وجود می‌آید، اما اگر تمام متغیرهای به کار رفته در مدل رگرسیونی با هم مانا شوند یعنی باقی مانده‌های حاصل از مدل ایستا باشند، آنگاه پدیده هم انباشتگی یا همجمعی به وجود می‌آید. روش‌های متعددی برای آزمون هم انباشتگی وجود دارد که توسط آزمون ریشه واحد دیکی- فولر بر روی پسماندهای مدل محاسبات انجام می‌شود و اگر سری پسماندها مانا شوند تأییدی بر هم انباشتگی سری زمانی است.

جدول ۱. آزمون هم انباشتگی ریشه واحد دیکی-فولر

Group Unit Root Test on UNTITLED

Group unit root test: Summary
Series: SERIES01, SERIES02, SERIES03, SERIES04, SERIES05, SERIES06, SERIES07, SERIES08, SERIES09, SERIES10, SERIES11, SERIES12, SERIES13, SERIES14, SERIES15
Date: 09/13/21 Time: 00:24
Sample: 1 1184
Exogenous variables: Individual effects
Automatic selection of maximum lags
Automatic lag length selection based on SIC: 1 to 19
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel

Method	Statistic	Prob.**	Cross-sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	-38.4405	0.0000	15	17636
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
Im, Pesaran and Shin W-stat	-35.2708	0.0000	15	17636
ADF - Fisher Chi-square	1141.38	0.0000	15	17636
PP - Fisher Chi-square	1105.66	0.0000	15	17745

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

با توجه به جدول ۱ چون احتمال آزمون از ۰/۰۵ کمتر است، بنابراین فرض H_0 رد می‌شود و درنتیجه سری زمانی هم انباشته و داده‌ها مانا هستند. پس از اطمینان از مانایی داده‌ها، برای محاسبه بازدهی از بازده لگاریتمی استفاده شد. محاسبه بازده لگاریتمی قیمت، کمک خواهد کرد که در صورت عدم همگن بودن داده‌های مورد استفاده، آنها همگن گشته و محاسبات آماری ساده شود. بازده لگاریتمی با رابطه (۲۶) محاسبه می‌شود:

$$r_t \ln(1+R_t)\, ln\frac{P_t}{P_t-1} \qquad (۲۳$$

پس از محاسبه بازده، شبیه‌سازی الگوریتم ژنتیک در محیط نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شد و با استفاده از سری زمانی بازده سهم‌ها و پارامترهای ورودی الگوریتم ژنتیک چند هدفه به بهینه‌سازی سبدسهام پرداخته شد.

یافته‌های پژوهش

با استفاده از نرم‌افزار متلب وزن هر سهم و بازده و ریسک ده سبد بر اساس مدلهای میانگین-نیم‌واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم ژنتیک چند هدفه محاسبه شد.

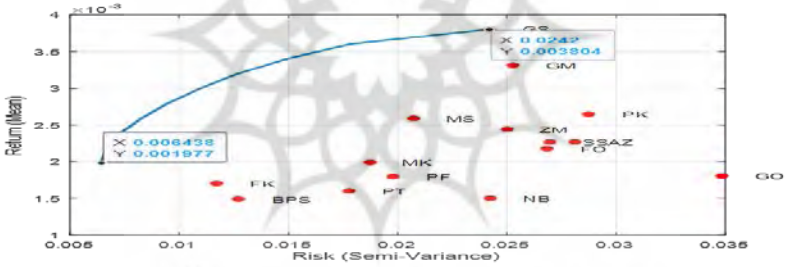
تجزیه و تحلیل مدل میانگین-نیم واریانس

وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ده سبد بر اساس روش میانگین-نیم‌واریانس محاسبه و نتایج به شرح جدول ۲ است.

جدول ۲. وزن هر سهم، بازده و ریسک ۱۰ سبدسهام روش میانگین-نیم واریانس

scenario	PKOD1	ZMYD1	BPAS1	FOLD1	MKBT1	GOLG1	MSMI1	PTAP1	SSEP1	AZAB1	FKAS1	NBEH1	PFAN1	GMRO1	GSBE1	Risk	Return	Return/Risk
۱	۰٫۰۲۰۵	۰٫۰۳۱۶	۰٫۱۹۵۰	۰٫۰۱۷۹	۰٫۰۸۸۴	۰٫۰۲۷۷	۰٫۰۴۰۷	۰٫۰۶۷۵	۰٫۰۳۲۷	۰٫۰۳۳۹	۰٫۲۶۱۹	۰٫۰۲۴۰	۰٫۰۶۹۴	۰٫۰۳۹۵	۰٫۰۴۹۴	۰٫۰۰۶۴	۰٫۰۰۲۰	۰٫۳۰۷۲
۲	۰٫۰۲۹۸	۰٫۰۴۴۳	۰٫۱۳۸۴	۰٫۰۲۲۹	۰٫۰۸۷۴	۰٫۰۲۶۲	۰٫۰۶۴۵	۰٫۰۴۶۳	۰٫۰۳۶۶	۰٫۰۳۶۰	۰٫۲۳۱۷	۰٫۰۱۳۳	۰٫۰۵۸۹	۰٫۰۶۸۷	۰٫۰۹۵۰	۰٫۰۰۶۷	۰٫۰۰۲۲	۰٫۳۲۷۳
۳	۰٫۰۳۹۱	۰٫۰۵۷۰	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	۰٫۰۳۴۸	۰٫۰۸۴۷	۰٫۰۲۲۹	۰٫۱۱۲۸	۰٫۰۰۳۱	۰٫۰۴۴۳	۰٫۰۳۹۸	۰٫۱۶۸۱	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۲۷۱	۰٫۱۲۷۶	۰٫۱۸۶۶	۰٫۰۰۸۲	۰٫۰۰۲۶	۰٫۳۱۳۷
۵	۰٫۰۵۷۶	۰٫۰۱۹۴	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۳۳۳	۰٫۰۷۳۴	۰٫۰۱۹۱	۰٫۱۳۴۴	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۴۴۷	۰٫۰۴۰۳	۰٫۱۰۳۲	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۱۳۵	۰٫۱۶۰۷	۰٫۲۴۱۳	۰٫۰۰۹۵	۰٫۰۰۲۸	۰٫۲۹۵۲
۶	۰٫۰۶۷۲	۰٫۰۸۷۴	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۲۸۲	۰٫۰۵۵۷	۰٫۰۱۳۴	۰٫۱۵۳۱	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۴۲۵	۰٫۰۴۰۰	۰٫۰۱۵۷	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۱۹۵۵	۰٫۳۰۱۲	۰٫۰۱۰۹	۰٫۰۰۳۰	۰٫۲۷۴۲
۷	۰٫۰۷۴۶	۰٫۰۸۷۳	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۶۹	۰٫۰۰۰۱	۰٫۰۰۰۰	۰٫۱۵۸۹	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۲۹۳	۰٫۰۲۴۶	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۲۳۸۳	۰٫۳۸۰۰	۰٫۰۱۲۷	۰٫۰۰۳۲	۰٫۲۵۲۴
۸	۰٫۰۶۰۱	۰٫۰۴۴۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۱۱۰۵	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۲۹۱۱	۰٫۴۹۴۴	۰٫۰۱۴۹	۰٫۰۰۳۴	۰٫۲۲۸۱
۹	۰٫۰۱۸۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۱۱۹	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۳۴۲۷	۰٫۶۲۷۴	۰٫۰۱۷۸	۰٫۰۰۳۶	۰٫۲۰۱۹
۱۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۱٫۰۰۰۰	۰٫۰۲۴۲	۰٫۰۰۳۸	۰٫۱۵۷۲

در جدول ۲ نتایج ۱۰ سبد با وزن ایده‌آل برای هر سهم آمده است. دومین سبد دارای بازده ۰/۳۲۷۳ می‌باشد که در مقایسه با سایر سبدها دارای بیشترین بازده است.



نمودار ۱. مرز کارای سبد با روش میانگین-نیم واریانس

در نمودار ۱ مشاهده می‌شود سبد نماد دارای بیشترین بازده ۰/۰۰۳۸۰۴ و ریسک ۰/۰۲۴۲ در راس مرز کارا قرار گرفته است .

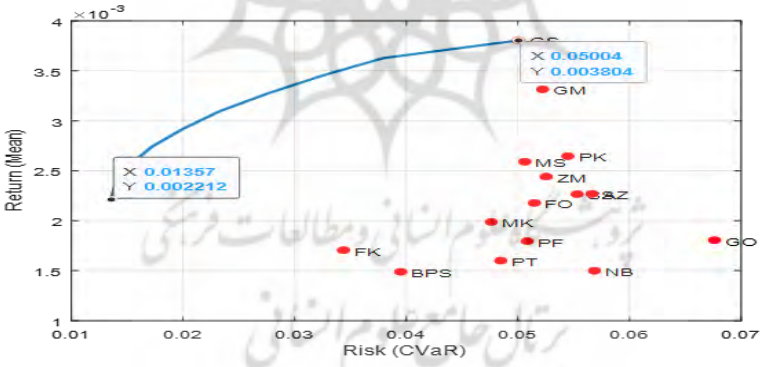
تجزیه و تحلیل مدل ارزش در معرض خطر مشروط

وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ده سبد بر اساس روش ارزش در معرض خطر مشروط محاسبه و نتایج آن به شرح جدول ۲ است.

جدول ۳. وزن هر سهم، بازده و ریسک ده سبد مربوط به روش ارزش در معرض خطر مشروط

scenario	PKOD1	ZMYD1	BPAS1	FOLD1	MKBT1	GOLG1	MSMI1	PTAP1	SSEP1	AZAB1	FKAS1	NBEH1	PFAN1	GMRO1	GSBE1	Risk	Return	Return/Risk
۱	۰٫۰۹۱	۰٫۰۸۱۱	۰٫۰۷۶۴	۰٫۰۳۴۰	۰٫۰۵۷۰	۰٫۰۱۱۲	۰٫۰۷۴۶	۰٫۱۰۱۲	۰٫۰۸۲۵	۰٫۰۴۲۸	۰٫۱۶۷۶	۰٫۰۴۶۸	۰٫۰۵۶۰	۰٫۰۶۹۴	۰٫۰۸۹۱	۰٫۰۱۳۵۷	۰٫۰۰۳۲۱	۰٫۱۶۲۹
۲	۰٫۰۰۳۵	۰٫۰۶۲۹	۰٫۰۵۹۶	۰٫۰۳۷۳	۰٫۰۵۷۳	۰٫۰۲۰۶	۰٫۰۸۸۲	۰٫۰۷۰۷	۰٫۰۸۱۷	۰٫۰۴۲۸	۰٫۱۶۲۲	۰٫۰۴۲۱	۰٫۰۳۵۳	۰٫۱۰۳۴	۰٫۱۴۶۵	۰٫۰۱۴۰۲	۰٫۰۰۳۳۹	۰٫۱۷۰۳
۳	۰٫۰۰۱۸	۰٫۰۷۵۵	۰٫۰۴۸۸	۰٫۰۴۱۶	۰٫۰۶۲۹	۰٫۰۱۵۴	۰٫۱۰۸۸	۰٫۰۲۶۰	۰٫۰۸۲۹	۰٫۰۴۹۳	۰٫۱۰۱۸	۰٫۰۲۴۴	۰٫۰۴۱۷	۰٫۱۳۳۲	۰٫۱۷۷۸	۰٫۰۱۵۳۰	۰٫۰۰۲۵۷	۰٫۱۶۷۷
۴	۰٫۰۰۸۵	۰٫۰۸۶۳	۰٫۰۰۲۰	۰٫۰۵۱۴	۰٫۰۵۸۲	۰٫۰۱۹۵	۰٫۱۱۵۳	۰٫۰۱۹۳	۰٫۰۸۱۸	۰٫۰۵۰۵	۰٫۰۸۶۱	۰٫۰۰۵۲	۰٫۰۲۸۱	۰٫۱۵۹۴	۰٫۲۳۳۵	۰٫۰۱۷۳۳	۰٫۰۰۲۷۴	۰٫۱۵۹۲
۵	۰٫۰۲۴۸	۰٫۰۹۱۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۴۹۳	۰٫۰۴۱۹	۰٫۰۲۳۹	۰٫۱۳۲۸	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۸۶۰	۰٫۰۵۴۲	۰٫۰۳۰۳	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۳	۰٫۱۹۵۳	۰٫۲۷۵۳	۰٫۰۱۹۹۸	۰٫۰۰۲۹۲	۰٫۱۴۶۱
۶	۰٫۰۱۱۷	۰٫۰۵۷۹	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۵۴	۰٫۰۳۳۴	۰٫۰۲۱۰	۰٫۱۲۳۴	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۹۹۲	۰٫۰۵۶۴	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۲۳۳۰	۰٫۳۵۷۷	۰٫۰۱۳۳۰	۰٫۰۰۳۱۰	۰٫۱۳۲۹
۷	۰٫۰۱۸۱	۰٫۰۳۷۷	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۱۰۸۲	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۸۷۰	۰٫۰۳۹۷	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۲۷۰۸	۰٫۴۳۸۴	۰٫۰۱۷۵۸	۰٫۰۰۳۳۷	۰٫۱۷۸۷
۸	۰٫۰۳۲۲	۰٫۰۲۵۹	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۹۱۲	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۲۲۷	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۲۷۸۸	۰٫۵۵۰۳	۰٫۰۳۲۴۲	۰٫۰۰۳۴۵	۰٫۱۰۶۴
۹	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۲۵۶	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۲۹۸۲	۰٫۶۷۶۲	۰٫۰۱۲۹۴	۰٫۰۰۳۶۳	۰٫۰۹۵۶
۱۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۰٫۰۰۰۰	۱٫۰۰۰۰	۰٫۰۵۰۰۴	۰٫۰۰۳۸۰	۰٫۰۷۶۰

در جدول ۳ نتایج ده سبد با وزن ایده‌آل برای هر سهم ارائه شده است. دومین سبد دارای بازده ۰/۱۷۰۳ می‌باشد که در مقایسه با سایر سبدها دارای بیشترین بازده است.



نمودار ۲. مرز کارا سبد با روش ارزش در معرض خطر مشروط

در نمودار ۲ مشاهده می‌شود سبد نماد قثابت دارای بیشترین بازده ۰/۰۰۳۸۰۴ و ریسک ۰/۰۵۰۰۴ در راس مرز کارا قرار گرفته است.

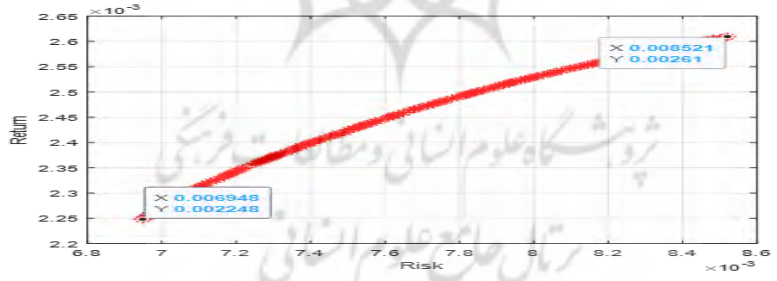
تجزیه و تحلیل روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک MSV

وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ده سبد بر اساس مدل الگوریتم ژنتیک چند هدفه با ریسک SMV محاسبه و نتایج آن به شرح جدول ۴ است.

جدول ۴. وزن هر سهم، بازده و ریسک ده سبدسهام با مدل GA –SMV

Scenario	PKOD1	ZMYD1	BPAS1	FOLD1	MKBT1	GOLG1	MSMI1	PTAP1	SSEP1	AZAB1	FKAS1	NBEH1	PFAN1	GMRO1	GSBE1	Risk	Return	Return/Risk
۱	۰٫۰۲۹	۰٫۰۶۱	۰٫۰۱۵	۰٫۰۲۷	۰٫۰۷۳	۰٫۰۲۸	۰٫۰۹۵	۰٫۰۳۲	۰٫۰۴۵	۰٫۰۳۸	۰٫۱۵۴	۰٫۰۱۱	۰٫۰۵۳	۰٫۱۰۳	۰٫۱۴۴	۰٫۰۰۷۴	۰٫۰۰۲۴	۰٫۳۲۴۳
۲	۰٫۰۴۹	۰٫۰۸۰	۰٫۰۳۴	۰٫۰۴۳	۰٫۰۶۴	۰٫۰۲۶	۰٫۱۱۵	۰٫۰۲۴	۰٫۰۵۰	۰٫۰۳۶	۰٫۰۹۲	۰٫۰۱۰	۰٫۰۵۱	۰٫۱۴۲	۰٫۱۸۴	۰٫۰۰۸۵	۰٫۰۰۲۶	۰٫۳۰۵۹
۳	۰٫۰۴۰	۰٫۰۴۵	۰٫۱۳۳	۰٫۰۳۳	۰٫۰۹۰	۰٫۰۳۲	۰٫۰۸۲	۰٫۰۴۳	۰٫۰۴۱	۰٫۰۵۰	۰٫۱۳۱	۰٫۰۳۳	۰٫۰۶۲	۰٫۰۷۹	۰٫۱۱۷	۰٫۰۰۷۰	۰٫۰۰۲۳	۰٫۳۲۸۶
۴	۰٫۰۴۴	۰٫۰۹۳	۰٫۰۵۷	۰٫۰۲۷	۰٫۰۸۴	۰٫۰۲۹	۰٫۰۹۴	۰٫۰۲۲	۰٫۰۵۴	۰٫۰۴۸	۰٫۱۴۶	۰٫۰۱۲	۰٫۰۵۰	۰٫۱۰۵	۰٫۱۵۶	۰٫۰۰۷۷	۰٫۰۰۲۵	۰٫۳۲۴۷
۵	۰٫۰۴۵	۰٫۰۷۰	۰٫۰۴۰	۰٫۰۲۸	۰٫۰۷۷	۰٫۰۲۴	۰٫۱۰۳	۰٫۰۲۸	۰٫۰۴۴	۰٫۰۵۰	۰٫۱۵۲	۰٫۰۱۰	۰٫۰۴۳	۰٫۱۱۴	۰٫۱۶۲	۰٫۰۰۷۸	۰٫۰۰۲۵	۰٫۳۲۰۵
۶	۰٫۰۶۱	۰٫۰۱۵	۰٫۰۲۴	۰٫۰۴۲	۰٫۰۱۵	۰٫۰۲۹	۰٫۱۲۲	۰٫۰۲۳	۰٫۰۴۷	۰٫۰۴۳	۰٫۱۰۴	۰٫۰۰۳	۰٫۰۲۶	۰٫۱۴۰	۰٫۱۷۷	۰٫۰۰۷۶	۰٫۰۰۲۶	۰٫۳۰۳۳
۷	۰٫۰۴۶	۰٫۰۶۹	۰٫۰۴۵	۰٫۰۲۷	۰٫۰۱۹	۰٫۰۲۳	۰٫۱۰۲	۰٫۰۱۶	۰٫۰۴۴	۰٫۰۴۱	۰٫۱۵۳	۰٫۰۰۴	۰٫۰۳۹	۰٫۱۲۴	۰٫۱۷۶	۰٫۰۰۸۰	۰٫۰۰۲۵	۰٫۳۱۲۵
۸	۰٫۰۵۱	۰٫۰۶۸	۰٫۰۳۱	۰٫۰۳۴	۰٫۰۸۰	۰٫۰۲۵	۰٫۱۰۵	۰٫۰۱۴	۰٫۰۴۱	۰٫۰۴۲	۰٫۱۶۵	۰٫۰۰۱	۰٫۰۴۰	۰٫۱۲۵	۰٫۱۷۹	۰٫۰۰۸۱	۰٫۰۰۲۶	۰٫۳۲۱۰
۹	۰٫۰۲۷	۰٫۰۵۳	۰٫۰۱۲	۰٫۰۳۰	۰٫۰۹۱	۰٫۰۲۷	۰٫۰۱۹	۰٫۰۲۷	۰٫۰۴۲	۰٫۰۴۳	۰٫۱۸۱	۰٫۰۰۹	۰٫۰۵۸	۰٫۰۸۵	۰٫۱۱۶	۰٫۰۰۷۰	۰٫۰۰۲۳	۰٫۳۲۸۶
۱۰	۰٫۰۲۸	۰٫۰۵۸	۰٫۰۱۰۸	۰٫۰۲۹	۰٫۰۹۰	۰٫۰۲۷	۰٫۰۸۱	۰٫۰۲۷	۰٫۰۴۴	۰٫۰۴۳	۰٫۱۷۸	۰٫۰۱۲	۰٫۰۵۲	۰٫۰۸۸	۰٫۱۲۵	۰٫۰۰۷۱	۰٫۰۰۲۳	۰٫۳۲۲۹

در جدول ۴ نتایج ده سبد با وزن ایده‌آل برای هر سهم ارائه شده است. سومین و نهمین سبد وزن ایده‌آل هر سهم در این سبد با استفاده از نسبت بازده به ریسک سبد، دارای بازده ۰/۳۲۸۶ می‌باشد که در مقایسه با سایر سبدها دارای بیشترین بازده است.



نمودار ۳. مرز کارای ۱۰ سبدسهام براساس مدل GA –MSV

در نمودار ۳ مشاهده می‌شود سبد دارای بازده ۰/۰۰۲۶۱ و ریسک ۰/۰۰۸۵۲۱ در راس مرز کارا است. بنابراین با افزایش میزان بازده میزان ریسک سبد هم افزایش یافته است.

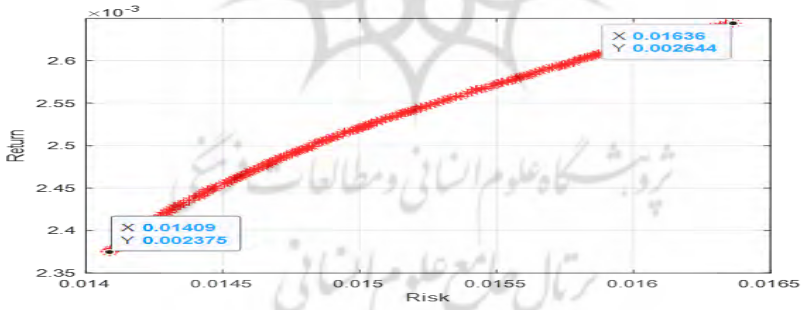
تجزیه و تحلیل روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک CVaR

وزن هر سهم و میزان بازده و ریسک ده سبد بر اساس مدل الگوریتم ژنتیک چند هدفه با ریسک CVaR محاسبه و نتایج آن به شرح جدول ۵ است.

جدول ۵. وزن هر سهم و بازده و ریسک ده سبد مدل GA–CVaR

Scenario	PKOD1	ZMYD1	BPAS1	FOLD1	MKBT1	GOLG1	MSMI1	PTAP1	SSEP1	AZAB1	FKAS1	NBEH1	PFAN1	GMRO1	GSBE1	Risk	Return	Return/Risk
۱	۰٫۱۱	۰٫۱۶	۰٫۰۴۵	۰٫۰۴۲	۰٫۰۵۸	۰٫۰۲۲	۰٫۰۹۱	۰٫۰۶۶	۰٫۰۱۸	۰٫۰۵۲	۰٫۱۲۵	۰٫۰۴۵	۰٫۰۵۱	۰٫۱۰۹	۰٫۱۲۸	۰٫۰۱۴۱	۰٫۰۰۲۴	۰٫۱۷۰۲
۲	۰٫۱۰	۰٫۰۸۵	۰٫۰۴۴	۰٫۰۴۹	۰٫۰۶۰	۰٫۰۳۳	۰٫۱۰۳	۰٫۰۳۳	۰٫۰۱۵	۰٫۰۶۵	۰٫۰۹۶	۰٫۰۳۶	۰٫۰۵۷	۰٫۱۲۰	۰٫۱۴۴	۰٫۰۱۶۸	۰٫۰۰۲۵	۰٫۱۶۸۹
۳	۰٫۰۱۴	۰٫۰۷۳	۰٫۰۴۷	۰٫۰۴۳	۰٫۰۵۶	۰٫۰۲۵	۰٫۰۹۲	۰٫۰۵۶	۰٫۰۱۶	۰٫۰۵۷	۰٫۱۰۸	۰٫۰۲۷	۰٫۰۴۳	۰٫۱۱۶	۰٫۱۵۵	۰٫۰۱۴۶	۰٫۰۰۲۵	۰٫۱۷۱۲
۴	۰٫۲۰	۰٫۰۸۰	۰٫۰۴۶	۰٫۰۴۰	۰٫۰۵۹	۰٫۰۱۸	۰٫۰۹۹	۰٫۰۳۱	۰٫۰۸۲	۰٫۰۵۳	۰٫۰۹۷	۰٫۰۴۲	۰٫۰۵۳	۰٫۱۲۶	۰٫۱۵۳	۰٫۰۱۶۸	۰٫۰۰۲۵	۰٫۱۶۸۹
۵	۰٫۰۱۸	۰٫۰۷۰	۰٫۰۴۶	۰٫۰۴۲	۰٫۰۱۴	۰٫۰۱۸	۰٫۱۰۱	۰٫۰۳۴	۰٫۰۱۹	۰٫۰۵۶	۰٫۱۰۲	۰٫۰۳۵	۰٫۰۴۵	۰٫۱۱۵	۰٫۱۵۵	۰٫۰۱۴۷	۰٫۰۰۲۵	۰٫۱۷۰۱
۶	۰٫۱۰	۰٫۰۷۶	۰٫۰۶۱	۰٫۰۴۳	۰٫۰۶۲	۰٫۰۲۱	۰٫۰۸۶	۰٫۰۱۹	۰٫۰۷۷	۰٫۰۴۹	۰٫۱۱۲	۰٫۰۴۶	۰٫۰۴۶	۰٫۱۰۴	۰٫۱۲۶	۰٫۰۱۴۱	۰٫۰۰۲۴	۰٫۱۷۰۲
۷	۰٫۱۳	۰٫۰۷۷	۰٫۰۴۰	۰٫۰۴۸	۰٫۰۶۱	۰٫۰۱۸	۰٫۱۰۲	۰٫۰۳۳	۰٫۰۸۸	۰٫۰۶۱	۰٫۰۸۵	۰٫۰۳۶	۰٫۰۴۷	۰٫۱۳۴	۰٫۱۵۸	۰٫۰۱۵۱	۰٫۰۰۲۵	۰٫۱۶۵۶
۸	۰٫۰۹۳	۰٫۰۸۲	۰٫۰۱۱	۰٫۰۵۴	۰٫۰۹۳	۰٫۰۱۷	۰٫۱۱۵	۰٫۰۴۷	۰٫۰۸۵	۰٫۰۵۵	۰٫۰۷۲	۰٫۰۴۰	۰٫۰۳۷	۰٫۱۴۲	۰٫۱۶۸	۰٫۰۱۶۰	۰٫۰۰۲۶	۰٫۱۶۲۵
۹	۰٫۰۳۲	۰٫۱۰۱	۰٫۰۰۵	۰٫۰۴۷	۰٫۰۷۱	۰٫۰۱۵	۰٫۰۹۴	۰٫۰۴۴	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	۰٫۱۱۹	۰٫۰۲۱	۰٫۰۷۵	۰٫۰۶۰	۰٫۰۵۵	۰٫۰۲۱	۰٫۰۴۸	۰٫۱۵۳	۰٫۱۹۴	۰٫۰۱۶۸	۰٫۰۰۲۷	۰٫۱۶۰۷

در جدول ۵ نتایج ده سبد با وزن ایده‌آل برای هر سهم آمده است. سومین سبد وزن ایده‌آل هر سهم در این سبد با استفاده از نسبت بازده به ریسک سبد، دارای بازده ۰/۱۷۱۲ است.



نمودار ۴. مرز کارای ۱۰ سبد سهام براساس مدل GA – CVaR

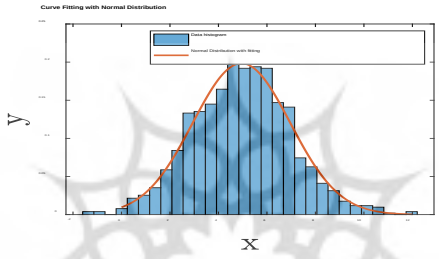
در نمودار ۴ مشاهده می‌شود سبد دارای بیشترین بازده ۰/۰۰۲۶۴۴ و ریسک ۰/۰۰۱۶۳۶ در راس مرز کارا است.

جدول ۶. رتبه بندی مدلهای بهینه‌سازی سبد سهام

Scenario	PKOD1	ZMYD1	BPAS1	FOLD1	MKBT1	GOLG1	MSMI1	PTAP1	SSEP1	AZAB1	FKAS1	NBEH1	PFAN1	GMRO1	GSBE1	Risk	Return	Return/Risk
GA-MSV	۰٫۰۴۰	۰٫۰۴۵	۰٫۱۳۳	۰٫۰۳۳	۰٫۰۹۰	۰٫۰۳۲	۰٫۰۸۲	۰٫۰۴۳	۰٫۰۴۱	۰٫۰۵۰	۰٫۱۳۱	۰٫۰۳۳	۰٫۰۶۲	۰٫۰۱۹	۰٫۱۱۷	۰٫۰۰۷۰	۰٫۰۰۲۳	۰٫۳۲۸۶
MSV	۰٫۰۱۹۸	۰٫۰۴۳۳	۰٫۱۳۸۴	۰٫۰۲۲۹	۰٫۰۸۴	۰٫۰۱۶۲	۰٫۰۶۴۵	۰٫۰۴۶۳	۰٫۰۲۶۶	۰٫۰۴۶۰	۰٫۲۲۱۷	۰٫۰۱۳۳	۰٫۰۵۸۹	۰٫۰۶۸۷	۰٫۰۹۵۰	۰٫۰۰۶۷	۰٫۰۰۲۲	۰٫۳۲۸۳
CVaR	۰٫۰۱۴	۰٫۰۱۳	۰٫۰۴۷	۰٫۰۴۳	۰٫۰۵۶	۰٫۰۲۵	۰٫۰۹۲	۰٫۰۵۶	۰٫۰۱۶	۰٫۰۵۷	۰٫۱۰۸	۰٫۰۲۷	۰٫۰۴۳	۰٫۱۱۶	۰٫۱۵۵	۰٫۰۱۴۶	۰٫۰۰۲۵	۰٫۱۷۱۲
GG-CVaR	۰٫۰۲۵	۰٫۰۶۲۹	۰٫۰۵۹۶	۰٫۰۲۸۳	۰٫۰۵۸۳	۰٫۰۲۰۶	۰٫۰۸۲	۰٫۰۷۰۷	۰٫۰۸۲۷	۰٫۰۴۲۸	۰٫۱۴۶۲	۰٫۰۴۲۱	۰٫۰۳۵۳	۰٫۱۰۳۴	۰٫۱۴۶۵	۰٫۰۱۴۰۲	۰٫۰۰۲۲۹	۰٫۱۷۰۳

بر اساس جدول ۶ نتایج مدل‌های بهینه‌سازی، میانگین-نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط و الگوریتم‌های ژنتیک چند هدفه با استفاده از نرم‌افزار متلب را نشان داده می‌شود. در نتیجه روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک MSV بر اساس نسبت بازده به ریسک دارای بیشترین بازده سبد به میزان ۰/۳۲۸۶ است.

آزمون نرمال: ابتدا با استفاده از نرم‌افزار متلب آزمون نرمال دادهای مطابق نمودار ۵ ترسیم شد، که نشان دهنده توزیع نرمال داده‌ها است.



نمودار ۵. توزیع آزمون نرمال داده‌های پژوهش

مشخص شدن نوع توزیع ریسک و بازده سبدسهام برای آزمون فرضیه الزامی است. پس از آزمون نرمال مطابق نمودار ۵ با استفاده از نرم‌افزار SPSS آزمون کولموگروف-اسمیرنف و شاپیرو-ویلک بر روی ریسک و بازدهی الگوریتم ژنتیک انجام شد. بر اساس داده‌های جدول ۸ بازدهی سبد به روش الگوریتم دارای توزیع نرمال است، زیرا سطح معناداری کوچکتر از سطح خطای آزمون (۰/۰۵) است. همچنین بر اساس داده‌های جدول ۹ ریسک سبد به روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه دارای توزیع نرمال است. زیرا سطح معناداری آن نیز کوچکتر از سطح خطای آزمون (۰/۰۵) است.

جدول ۷. آماره کولموگروف-اسمیرنف و شاپیرو-ویلک

Tests of Normality						
RETURN	Kolmogorov-Smirnova			Shapiro-Wilk		
	Statistic	Df	Sig.	Statistic	Df	Sig.
GACVAR	۰.۱۶۹	۱۰۰	۰.۰۰۰	۰.۸۶۲	۱۰۰	۰.۰۰۰
GAMSV	۰.۱۳۹	۱۰۰	۰.۰۰۰	۰.۸۹۶	۱۰۰	۰.۰۰۰
a. Lilliefors Significance Correction						

جدول ۸. آماره کولموگروف-اسمیرنف و شاپیرو-ویلک

Tests of Normality						
Return	Kolmogorov-Smirnova			Shapiro-Wilk		
	Statistic	Df	Sig.	Statistic	Df	Sig.
GACVAR	۰.۲۱۵	۱۰۰	۰.۰۰۰	۰.۷۹۲	۱۰۰	۰.۰۰۰
GAMSV	۰.۱۶۱	۱۰۰	۰.۰۰۲	۰.۹۵۵	۱۰۰	۰.۰۰۲
a. Lilliefors Significance Correction						

آزمون فرضیه

آزمون t زوجی: با توجه به توزیع نرمال داده‌ها برای آزمون فرضیه مقایسه متغیر بازده سبد از آزمون t زوجی استفاده می شود.

جدول ۹. آزمون t زوجی بازده الگوریتم چند هدفه تحت معیار ریسک cvar , msv

Paired Samples Statistics					
Return		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	GACVAR	۰.۰۰۲۷۶۲۲	۱۰۰	۰.۰۰۰۵۲۸۳۵	۰.۰۰۰۰۵۲۸۴
	GAMSV	۰.۰۱۱۴۱۸۴	۱۰۰	۰.۰۰۴۵۹۶۶۹	۰.۰۰۰۴۵۹۶۷

Paired Samples Correlations				
Return		N	Correlation	Sig.
Pair 1	GACVAR & GAMSV	۱۰۰	۰.۹۷۴	۰.۰۰۰

Paired Samples Test								
Return	Paired Differences					T	Df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
Pair 1	-.۰۰۸۶۵۶۲۰	۰.۰۰۴۰۸۳۵۹	۰.۰۰۰۴۰۸۳۶	-.۰۰۹۴۶۶۴۷	-.۰۰۷۸۴۵۹۳	-۲۱.۱۹۸	۹۹	۰.۰۰۰

با توجه به خروجی جدول ۹، چون سطح معناداری کوچکتر از سطح خطا آزمون، یعنی ۰/۰۵ شده است، فرضیه صفر رد می‌شود. به‌عبارت دیگر خروجی نشان می‌دهد که تفاوت معناداری میان بازدهی‌های به دست آمده بر اساس الگوریتم ژنتیک چند هدفه وجود دارد. همچنین خروجی جدول ۱۰ نیز نشان داد که تفاوت معناداری میان ریسکها بر اساس الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک cvar و msv وجود دارد.

جدول ۱۰. آزمون t زوجی ریسک الگوریتم با معیار ریسک *cvar , msv*

Paired Samples Statistics					
Risk		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	GACVAR	۰.۰۲۰۹۹۷۲	۱۰۰	۰.۰۰۹۴۲۴۵۱	۰.۰۰۰۹۴۲۴۵
	GAMSV	۰.۰۰۲۸۹۱۰	۱۰۰	۰.۰۰۰۵۳۵۴۰	۰.۰۰۰۰۵۳۵۴

Paired Samples Correlations				
Risk		N	Correlation	Sig.
Pair 1	GACVAR & GAMSV	۱۰۰	۰.۸۹۲	۰.۰۰۰

Paired Samples Test								
RISK	Paired Differences					T	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
Risk	۰.۰۱۸۱۰۶۲۸	۰.۰۰۸۹۵۰۲۴	.۰۰۰۸۹۵۰۲	.۰۱۶۳۳۰۳۶	.۰۱۹۸۸۲۲۱	۲۰.۲۳۰	۹۹	.۰۰۰

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش بررسی کارآمدی روش‌های بهینه‌سازی سبدسهام با استفاده از مدل‌های میانگین-نیم-واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط مورد بررسی قرار گرفت. سپس با استفاده از مدل الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک CVaR و MSV مورد آزمون قرار گرفت. پس از اجرای الگوریتم و آزمودن آن مشخص شد که بازدهی و ریسک مدل الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک MSV در مقایسه با سایر روش‌های دیگر تفاوت معناداری دارند. همچنین مشخص شد ترکیب سهامی که با الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک MSV بهینه شود، دارای بازدهی بیشتر و ریسک کمتر نسبت به سایر روش‌های بهینه سازی است. بنابراین با در نظر گرفتن این موضوع که در تعیین کارایی، مدلی کارآمدتر است که دارای بازدهی بیشتر و ریسک کمتر باشد، در نتیجه الگوریتم ژنتیک چند هدفه تحت معیار ریسک MSV در تعیین سبدسهام بهینه کارآمدتر است. نتایج این پژوهش با پژوهش‌های وئی (۲۰۱۵) که نشان داده بود الگوریتم ژنتیک از کارایی بالاتر نسبت به روش‌های میانگین، نیم واریانس و ارزش در معرض خطر مشروط دارد، همپوشانی دارد. و همچنین با نتایج پژوهش‌های کریمی، آرزو (۱۴۰۰) نشان داده بود که سبد بهینه شده به روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه دارای بازده بیشتر و در عین حال ریسک کمتری است، همخوانی دارد.

در انتها در راستای پژوهش‌های آتی می‌توان پیشنهاد کرد از روش‌های فرا ابتکاری الگوریتم ازدحام ذرات با معیار ریسک میانگین-نیم واریانس، ارزش در معرض خطر مشروط برای برآورد عوامل موثر بر بازده و ریسک سبد سهام استفاده کنند و همچنین پژوهش‌های مشابه‌ای برای صنایع به تفکیک هر صنعت انجام و نتایج آنها با این پژوهش مقایسه شود.

منابع

اکبری فرد، حسین؛ علائی، رضا؛ انارکی محمدی، احمد. (۱۳۹۶). بهینه‌سازی سبدسهام بورس اوراق بهادار با استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی. *فصلنامه بورس اوراق بهادار*، ۱۰(۳۸)، ۸۷-۱۱۰، doi: 10.22034/JSE.2017.11107

داودی، سید محمدرضا؛ صدری، ابوالفضل. (۱۳۹۷). مقایسه الگوریتم‌های فرا ابتکاری در ارائه مدل بهینه سبد سهام چند دوره‌ای بر اساس معیار ارزش در معرض ریسک، *فصلنامه بورس اوراق بهادار*،۱۱(۴۱)، ۱۲۱-۱۵۲، ۱۱۱۲۵،۲۰۱۸.jse۲۲۰۳۴:doi:۱۰.

راعی، رضا؛ سعیدی، علی. (۱۳۹۲). مبانی مهندسی مالی و مدیریت ریسک، انتشارات سازمان مطالعه و تدوین کتاب علوم انسانی دانشگاهها(سمت)، ایران، تهران.

شاه‌حسینی، هادی‌شهریار؛ موسوی میرکلائی، سیدمحمدرضا؛ ملاجعفری، مرتضی. (۱۳۹۱). الگوریتم-های تکاملی. انتشارات علم و صنعت، ایران، تهران.

کریمی، آرزو. (۱۴۰۰). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک چند هدفه (NSGA II) و ماکزیمم نسبت شارپ. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۲(۴۶), ۳۸۹-۴۱۰.

مریخ بیات، شاهرخ. (۱۳۹۳). الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام گرفته از طبیعت، ناشر موسسه علمی و فرهنگی (نص)، ایران، تهران.

References

Akbarifard, Hossein; Alaei, Reza; Mohammadi Anaraki, Ahmad. (2017). Optimal Portfolio Stock Exchange Using Meta-heuristic Algorithms, Quarterly Journal of the Stock Exchange. 87-110, 10 (38). doi: 10.22034/JSE.2017.11107. (In Persian).

Artzner, P; Delbaen, F; Eber, J. M; & Heath, D. (1999). Coherent Measures of Risk. Mathematical Finance, 9(3), pp. 203-228.

Campbell, R; Huisman, R; & Koedijk, K. (2001), Optimal Portfolio Selection in a Value-at-Risk Framework, Journal of Banking & Finance, vol. 25(9), pp. 1789-1804.

Chow, K; Denning, K. (1994). On Variance and lower partial Moment Betas: The Equivalence of Systematic Risk Measures, Journal of Business Finance and Accounting, 21.

Davoodi, Seyed Mohammad Reza; Sadri, Abolfazl. (2019), "Comparison of Meta-innovative algorithms in presenting the optimal model of multi-cycle stock portfolio based on Risk-Value Criteria", Quarterly Journal of the Stock Exchange, 11 (41), 152 -121. (In Persian).

Karimi, Arzo; (1400). Stock Portfolio Optimization Using Multi-Objective Genetic Algorithm (NSGA II) and Maximum Sharpe ratio. Financial Engineering and Securities Management. 12(46), 389-410. (In Persian).

Merrikh Bayat, Shahrukh; (2013). Optimization Algorithms Inspired by Nature, Publisher of Scientific and Cultural Institute (Nass), Iran, Tehran. (In Persian).

Markowitz, H. (1952), Portfolio Selection, Journal of Finance, Vol.7, no.1, pp. 77-99.

Metawa, Noura; and Hassan, M; Kabir and Elhoseny, Mohamed, (2017). Genetic Algorithm Based Model For Optimizing Bank Lending Decisions (March15, 2017). Expert Systems with Applications. Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=3263204.

Raei, R; Saeedi, A; (2013), Fundamentals of Financial Engineering and Risk Management, The Organization for Researching and Composing University Textbooks in the Islamic Sciences and the Humanities (SAMT). Tehran. Iran. (In Persian).

Rockafellar, R. T; and Uryasev, S. P. (2000) Optimization of Conditional Value-at-Risk. Journal of Risk (2), 21-42.

Shahhoseini, Mousavi & Mollajafari. (2011). Evolutionary algorithms. Alam and Sanat Publishing, Iran, Tehran. (In Persian).

Sushruta Mishra, Soumya Sahoo and Mamata Das, (2017), Genetic Algorithm: an Efficient Tool for Global, Advances in Computational Sciences and Technology, ISSN 0973-6107 Volume 10, Number 08, PP. 2211-2201.

Wei, S. Z. (2015). Multi-period Optimization Portfolio with Bankruptcy Control in Stochastic Market. Applied Mathematics and Computation, 186 (15), 414-425.

COPYRIGHTS

This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 license.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی