Portfolio Optimization Using Krill Herd Metaheuristic Algorithm Considering Different Measures of Risk in Tehran Stock Exchange

Reza Tehrani
Prof., Department of Financial and Insurance Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: rtehrani@ut.ac.ir

Sima Fallah Tafti
*Corresponding author, M.Sc. Student, Department of Financial Systems, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: sima.fallah@ut.ac.ir

Sepehr Asefi
M.Sc. Student, Department of Financial Systems, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: sepehrasefi@ut.ac.ir

Archive of SID

Abstract

Objective: Portfolio optimization is one of the most important issues in investment. Harry Markowitz was the first person who applied risk with this regard. This issue was later studied from different perspectives, using various risk measures, optimization methods, and considering transaction costs. In this research, we aim to use the Krill Herd metaheuristic algorithm in portfolio optimization, and examine its possible advantages.

Methods: In the present study, we try to solve the portfolio optimization problem and to find the efficient frontier using Krill Herd's novel algorithm. We also consider three different measures for risk: variance, semi-variance, and expected shortfall. Our data consists of adjusted returns of the top fifty stocks in Tehran Stock Exchange from 2012 to 2018.

Results: At first, the efficient frontiers of the optimal portfolios, using different measures for risk were plotted. The relative similarity of the three plots indicates the stability of the Krill Herd Algorithm in obtaining efficient frontiers. Then, we observed that the Sharpe Ratios of this algorithm are higher than those of Imperialist Competitive and Particles Swarm Algorithms.

Conclusion: The Krill Herd Algorithm has a better performance finding efficient frontier and optimized portfolios in comparison to the other common algorithms; therefore, it can be used instead of the other algorithms to obtain better results.

Keywords: Krill herd algorithm, Portfolio optimization, Metaheuristic algorithms, Expected shortfall, Semi-variance.

Citation: Tehrani, R., Fallah Tafti, S., Asefi, S. (2019). Portfolio Optimization Using Krill Herd Metaheuristic Algorithm Considering Different Measures of Risk in Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 20(4), 409-426. (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2019, Vol. 20, No.4, pp. 409-426
DOI: 10.22059/frj.2019.244004.1006538
Received: October 24, 2017; Accepted: July 24, 2018
© Faculty of Management, University of Tehran

www.SID.ir

بهینه‌سازی سبد سهام به‌کمک الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو با استفاده از معیارهای مختلف از ریسک در بورس اوراق بهادار تهران

رضا تهرانی
استاد، گروه مدیریت مالی و بیمه، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: rtehrani@ut.ac.ir

سیما فلاح تفتی
* نویسنده مسئول، دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: sima.fallah@ut.ac.ir

سپهر آصفی
دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: sepehrasefi@ut.ac.ir

چکیده

هدف: بهینه‌سازی سبد سهام از مهم ترین مسائل سرمایه‌گذاری است. نخستین بار، هری مارکوویتز، ریسک را در این مسئله به کار برد. پس از آن، این موضوع از جنبه‌های مختلف از جمله معیارهای گوناگون ریسک، روش‌های بهینه‌سازی و در نظر گرفتن هزینه معاملات مورد بررسی گرفته است. در این پژوهش سعی بر این است که روش فراابتکاری دسته‌های میگو در بهینه‌سازی سبد سهام استفاده گردد و مزایای احتمالی آن بر شمرده شود.

روش: در این پژوهش تلاش شده است به‌کمک الگوریتم جدید دسته‌های میگو، مسئله بهینه‌سازی سبد سهام حل شده و مرز کارا محاسبه شود. همچنین ریسک با سه معیار واریانس، نیم‌واریانس و ریزش مورد انتظار بررسی شده است. داده‌های این پژوهش، بازده‌های تعدیل شده سهام ۵۰ شرکت فعال‌تر بورس از تاریخ ۱۳۹۱/۰۷/۰۱ تا ۱۳۹۶/۰۶/۳۱ است.

یافته‌ها: در ابتدا مرزهای کارای پرتفوهای بهینه بر اساس معیارهای ریسک واریانس، نیم-واریانس و ریزش مورد انتظار رسم شده است. شباهت تقریبی سه مرز کارا، نشان از ثبات الگوریتم در یافتن آن دارد. سپس نسبت‌های شارپ به دست آمده از روش دسته‌های میگو با روش‌های رقابت استعماری و تجمعی ذرات مقایسه شده و مشاهده می‌شود که نسبت به آن ها ارجحیت دارد.

نتیجه‌گیری: الگوریتم دسته‌های میگو در یافتن مرز کارا و پرتفوهای بهینه در مقایسه با سایر الگوریتم‌های مرسوم عملکرد بهتری داشته و می‌توان آن را جایگزین این روش‌ها کرد و به نتایجی مطلوب‌تر دست یافت.

کلیدواژه‌ها: الگوریتم دسته‌های میگو، بهینه‌سازی سبد سهام، الگوریتم‌های فراابتکاری، ریزش مورد انتظار، نیم‌واریانس.

استناد: تهرانی، رضا؛ فلاح تفتی، سیما؛ آصفی، سپهر (۱۳۹۷). بهینه‌سازی سبد سهام به‌کمک الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو با استفاده از معیارهای مختلف از ریسک در بورس اوراق بهادار تهران. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۰ (۴)، ۴۰۹ – ۴۲۶.

فصلنامه تحقیقات مالی، ۱۳۹۷، دوره ۲۰، شماره ۴، صص. ۴۰۹- ۴۲۶
DOI: 10.22059/frj.2019.244004.1006538
دریافت: ۱۳۹۶/۰۸/۲۰، پذیرش: ۱۳۹۷/۰۵/۰۲
© دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

طبیعت سرمایه‌گذاری ریسک‌گریز، نگهداری اوراق بهادار با ریسک کمتر و بازدهی بالاتر است. از آنجا که نگهداری یک ورقه سهم به‌تنهایی ریسک بالایی را به سرمایه‌گذار تحمیل می‌کند، معمولاً سرمایه‌گذاران به تنوع‌بخشی در دارایی‌های مالی خریداری شده روی آورده و به تشکیل سبدی از اوراق بهادار با ویژگی‌های مختلف ریسک و بازده اقدام می‌کنند. نظریه نوین سرمایه‌گذاری که توسط مارکوویتز مطرح شد، با انتخاب و تعدیل دارایی‌های موجود در سبد سهام بر اساس تکنیک‌های آماری، به‌دنبال بهینه‌سازی سبد یا بیشینه‌کردن بازده مورد انتظار با داشتن مقدار مشخصی از ریسک است. بهینه‌سازی فرایندی است که طی آن با توجه به محدودیت‌های موجود در هر تصمیم‌گیری، مطلوب‌ترین توازن میان علایق متضاد مشخص می‌شود (تقی‌زاده یزدی، فلاح‌پور و احمدی مقدم، ۱۳۹۵). در واقع سبد سهام مطلوب را می‌توان سبدی تعریف کرد که بین ریسک و بازده سرمایه‌گذاری تعادل برقرار کند (وودساید ـ اوریاخی، لوکاس و بیسلی[1]، ۲۰۱۱).

مدلی که مارکوویتز توسعه داد، به مدل ریسک ـ واریانس شهرت یافت که در آن بازدهی با معیار میانگین و ریسک با معیار واریانس اندازه‌گیری می‌شود. به‌کمک این مدل می‌توان از چند سهام مشخص، مجموعه‌ای از سبدهای سهام را تشکیل داد که با داشتن سطح مشخصی از بازدهی، کمترین ریسک را دارند؛ این مجموعه مرز کارا نامیده شد (چنگ، میاد، بیسلی و شریها[2]، ۲۰۰۰). اما مسئله بهینه‌سازی مارکوویتز یک سری فرض‌ها را در نظر می‌گیرد، از جمله اینکه همه سرمایه‌گذاران انتخاب‌های خود را بر اساس دو معیار ریسک و بازده انجام می‌دهند، یا اینکه توزیع بازده دارایی‌ها نرمال است. این در حالی است که در پژوهش‌های متعددی به نادیده‌گرفتن ترجیحاتی مانند نقدشوندگی در مدل مارکوویتز، انتقاد شده است (خواجوی و غیوری مقدم، ۱۳۹۱). همچنین فرض نرمال بودن بازده مورد انتظار در بسیاری از مسائل دنیای واقعی صحیح نیست. در واقع، تحقیقات زیادی نشان می‌دهند که شکل تابع توزیع احتمال دارای دو انتهای ضخیم‌تر نسبت به تابع نرمال است (عباسی، تیمورپور و برجسته ملکی، ۱۳۸۸).

از سوی دیگر، در حالتی که تعداد دارایی‌ها کم باشد، مدل میانگین ـ واریانس قادر به حل مسئله بهینه‌سازی و تعیین مرز کارا از طریق مدل‌های ریاضیاتی حل‌شدنی است (افشار کاظمی، فلاح شمس و کارگر، ۱۳۹۳). اما با افزایش تعداد دارایی‌ها و گذشتن از حد مشخصی، مسئله بهینه‌سازی به مسئله ان. پی. ـ سخت تبدیل می‌شود (دنگ، لی و لو[3]، ۲۰۱۲). چنین وضعی پژوهشگران را به استفاده از روش‌های عددی و به‌ویژه الگوریتم‌های فراابتکاری سوق می‌دهد.

طی سال‌های اخیر، محققان بسیاری برای بهینه‌سازی سبد سهام، به استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری مختلف روی آورده‌اند. پژوهش حاضر برای نخستین بار روش فراابتکاری جدیدی به نام الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌های میگو[4] را برای مسئله بهینه‌سازی سبد سهام به‌کار می‌گیرد. این الگوریتم را که گندمی و علوی در سال ۲۰۱۲ مطرح کردند، الگوریتمی بر پایه بیولوژیک بوده و از حرکات جمعی دسته‌های میگو الهام گرفته است (گندمی و علوی[5]، ۲۰۱۲). در این

1. Woodside-Oriakhi, Lucas & Beasley
2. Chang, Meade, Beasley & Sharaiha
3. Deng, Lin & Lo
4. Krill Herd Optimization Algorithm (KHA)
5. Gandomi & Alavi

Archive of SID

www.SID.ir

الگوریتم کمترین فاصله هر تک میگو از غذا و نیز کمترین فاصله آن از نقطه تراکم آنها، تابع هدف در نظر گرفته می‌شود. این الگوریتم دربردارنده دو استراتژی سراسری و دو استراتژی محلی است که موازی با یکدیگر کار کرده و کارایی الگوریتم را افزایش می‌دهند (گندمی و علوی، ۲۰۱۲). همچنین دو عملگر ژنتیک به الگوریتم افزوده می‌شود تا دقت آن را بهبود دهد.

در ادامه این مقاله، ابتدا به بررسی پیشینه پژوهش در دو بخش نظری و عملی پرداخته شده است؛ سپس روش پژوهش و مراحل و روابط الگوریتم تشریح می‌شوند. در پایان افزون بر ارائه نتایج به‌دست آمده از الگوریتم پیشنهاد شده، نتایج دو الگوریتم فرااِبتکاری دیگر ارائه شده و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. مقاله با بحث و نتیجه‌گیری پایان می‌یابد.

پیشینهٔ نظری پژوهش

مبانی ریسک

به‌طور کلی سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار با عدم اطمینان در بازدهی آتی اوراق همراه است. این عدم اطمینان، سبب ایجاد مفهوم ریسک می‌شود که تفاوت میان وضعیت موجود و وضعیت مطلوب بازدهی تلقی شده و جزء ذاتی سرمایه‌گذاری است. برای طبقه‌بندی ریسک موجود در سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار، روش‌های مختلفی وجود دارد که متداول‌ترین آنها، طبقه‌بندی ریسک به دو جزء سیستماتیک و غیرسیستماتیک است. در واقع ریسک کل هر سبد اوراق بهادار، مجموع دو نوع ریسک سیستماتیک و غیرسیستماتیک است.

ریسک سیستماتیک با کل بازار مرتبط است و بخش اجتناب‌ناپذیر ریسک سرمایه‌گذاری، کمابیش در تمام انواع اوراق بهادار وجود دارد. عوامل ایجادکننده ریسک سیستماتیک عوامل کلان اقتصادی از جمله تورم، نرخ بهره، نرخ ارز و غیره هستند. تغییر هر یک از این عوامل، بر نوسان کل بازار اثر می‌گذارد. ریسک سیستماتیک با ایجاد تنوع در سبد سهام کاهش چندانی نمی‌یابد.

ریسک غیرسیستماتیک به ویژگی‌های خاص هر سهم بستگی دارد، از این رو ریسک غیربازاری نیز نامیده می‌شود. ریسک غیرسیستماتیک از شرکت منتشر کننده اوراق بهادار یا صنعت مربوط به آن اوراق نشئت می‌گیرد. عوامل ایجادکننده این نوع ریسک عبارت‌اند از: ریسک کسب‌وکار، ریسک مالی، ریسک اعتباری، ریسک نقدینگی، ریسک عملیاتی و غیره.

نکته مهم درباره ریسک غیرسیستماتیک، توانایی کاهش و حتی حذف آن از طریق تنوع‌بخشی به دارایی‌های نگهداری شده است. در واقع با افزایش تنوع در سبد سهام، ریسک غیرسیستماتیک کوچک‌تر شده و ریسک کل سبد به ریسک سیستماتیک میل می‌کند.

برای کمی‌سازی و اندازه‌گیری مفهوم ریسک در سرمایه‌گذاری، معیارهای متفاوتی تعریف و به‌کار گرفته شده است. در دسته‌بندی کلی می‌توان این معیارها را به سه گروه زیر تفکیک کرد:

- معیارهای ریسک مرتبط با میزان نوسان: این دسته از معیارها بر پایه این تعریف از ریسک بنا شده‌اند که

Archive of SID

www.SID.ir

ریسک میزان نوسان، در اطراف میانگین بازدهی است. واریانس و انحراف معیار، متداول‌ترین این معیارها هستند.

- معیارهای ریسک مرتبط با حساسیت: این معیارها میزان تغییر متغیر وابسته در اثر تغییر متغیر مستقل را اندازه‌گیری می‌کنند. ضریب بتا و دیرش از مهم‌ترین معیارهای این دسته‌اند.
- معیارهای ریسک نامطلوب: از آنجا که تمام نوسان‌ها حول میانگین به ضرر سرمایه‌گذار نیستند، این دسته از معیارها تنها نوسان‌های مخرب (زیر سطح میانگین) را در نظر می‌گیرند. نیم‌واریانس، نیم انحراف معیار و ارزش در معرض ریسک، مهم‌ترین این معیارها شناخته شده‌اند.

در این پژوهش از چهار معیار مختلف برای اندازه‌گیری ریسک استفاده خواهد شد که شامل واریانس، نیم‌واریانس، انحرافات مطلق از میانگین و ارزش در معرض ریسک مشروط است.

مدل‌های سبد سهام

مدل میانگین ـ واریانس: مسئله بهینه‌سازی سبد سهام، دو تابع هدف دارد که یکی بیشینه‌کردن بازده سبد و دیگری کمینه‌کردن ریسک سبد است. این مدل معمولاً به روش‌های فرابتکاری حل می‌شود، بدین صورت که مجموعه جواب به‌طور هم‌زمان در جهت هر دو تابع هدف حرکت می‌کند تا این دو بهینه شوند (الهی، یوسفی و زارع مهرجردی، ۱۳۹۳). در مدل زیر محدودیت اول سبب می‌شود جمع هزینه‌های انجام شده روی سهم‌های مختلف برابر با کل سرمایه باشد.

رابطه ۱)
$$Max\ \mu_p = \sum_{i=1}^{N} w_i \mu_i$$

رابطه ۲)
$$Min\ \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_i w_j \sigma_{i,j}$$

$S.t$:

رابطه ۳)
$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$

رابطه ۴)
$$0 \le w_i \le 1\ , \qquad i = 1,2,3,\dots,N$$

اما در پژوهش حاضر لازم است این مدل تک‌هدفه شود. بدین منظور محدودیت $\mu_p = w^T\mu \ge \mu_{p_0}$ را با روش تابع جریمه حذف کرده و مدل تک‌هدفه زیر را به‌دست می‌آوریم:

رابطه ۵)
$$Min \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_i w_j \sigma_{i,j} \times \left[1 + \beta\, max\left(0, (1 - \frac{\mu_p}{\mu_{p_0}})\right)\right]$$

$S.t$:

رابطه ۶)
$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$

Archive of SID

www.SID.ir

$$w_i \geq 0\,, \qquad i = 1,2,3,\dots,N$$ رابطه ۷)

مدل میانگین ـ نیم‌واریانس: در این مدل از معیار جدیدتر نیم‌واریانس که تنها ریسک نـامطلوب را در نظـر مـی‌گیـرد، استفاده می‌شود.

$$SV = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} max(0,(x_i - \bar{x})^2)$$ رابطه ۸)

با نشان دادن نیم‌انحراف معیار سهم i به شکل σ_{i-} داریم:

$$Min \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{i,j} \times \left[1 + \beta\, max\left(0,(1 - \frac{\mu_p}{\mu_{p_0}})\right)\right]$$ رابطه ۹)

$S.t$:

$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$ رابطه ۱۰)

$$0 \leq w_i \leq 1\,, \qquad i = 1,2,3,\dots,N$$ رابطه ۱۱)

مدل میانگین ـ ریزش مورد انتظار: برای تعریف ریزش مورد انتظـار ابتـدا بایـد مفهـوم ارزش در معـرض ریسـک را بررسی کرد. ارزش در معرض ریسک عبارت است از: حداکثر زیان مورد انتظـار یـک سـبد در زمـان مشـخص و فاصـله اطمینان معین. اما تحقیقات مختلف نشـان داده‌انـد کـه معیـار VaR بـا وجـود مزیـت‌هـایی از قبیـل سـادگی در فهـم، کاستی‌هایی نیز دارد. برای مثال VaR دارای ویژگی زیرجمع‌پذیری نیست، به ایـن معنـا کـه ارزش در معـرض ریسـک سبدی متشکل از چند دارایی، از مجموع ارزش در معرض ریسک تک دارایی‌ها کمتر نیست (آرتزنر، دلبان، ابـر و هیـث[1]، ۱۹۹۹). نبود زیرجمع‌پذیری باعث می‌شود VaR معیاری بدون انسجام باشد. همین مسـئله سـبب شـده معیـاری بـه نـام ریزش مورد انتظار تعریف شود که میانگین زیان سبد در حالتی است که زیان بیشتر از VaR شـده باشـد. ایـن معیـار بـا نام‌های دیگری همچون ارزش در معرض ریسک شرطی و واریانس دنباله‌دار نیز شناخته می‌شود. ریزش مـورد انتظـار از طریق زیر محاسبه می‌شود:

$$ES = \frac{e^{-\frac{z_\alpha^2}{2}}}{\alpha\sqrt{2\pi}}\delta_p - \bar{r}_p$$ رابطه ۱۲)

حال با استفاده از این معیار داریم:

$$Min\ \frac{e^{-\frac{z_\alpha^2}{2}}}{\alpha\sqrt{2\pi}}\delta_p - \bar{r}_p.\left[1 + \beta\, max\left(0,(1 - \frac{\mu_p}{\mu_{p_0}})\right)\right]$$ رابطه ۱۳)

1. Artzner, Delbaen, Eber & Heath

Archive of SID

www.SID.ir

$S.t$

$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$ رابطه ۱۴)

$$0 \le w_i \le 1\,, \qquad i = 1,2,3,\dots,N$$ رابطه ۱۵)

پیشینه تجربی پژوهش

مدل میانگین ـ واریانس مارکوویتز با وجود اهمیت فراوانی که در تاریخچه علم مالی دارد، دارای کمبودهایی از قبیل چشم‌پوشی از یک سری ترجیحات سرمایه‌گذاران در دنیای واقعی است. برای مثال، این مدل فرض می‌کند بازدهی دارایی‌ها، دارای توزیع نرمال بوده و هزینه معاملاتی وجود ندارد؛ در حالی که بنا به دلایلی همچون وجود هزینه‌های تراکنش، حداقل حجم سفارش و دشواری در مدیریت سبد، سرمایه‌گذاران ممکن است بخواهند تعداد دارایی‌های موجود در سبدشان را محدود کنند یا برای میزان سرمایه‌گذاری در هر دارایی حد بالا و پایینی قرار دهند (سزارون، اسکوزاری و تاردلا[1]، ۲۰۰۹). اما محدود کردن تعداد دارایی‌های موجود در سبد مدل بهینه‌سازی کودراتیک کلاسیک را به مدل عدد صحیح مختلط کوادراتیک بدل می‌کند که مسئله‌ای ان. پی. سخت است. همچنین افزایش تعداد دارایی‌ها و گذشتن آن از حد معین نیز مسئله بهینه‌سازی را به مسئله ان. پی. سخت تبدیل می‌کند (دنگ و همکاران، ۲۰۱۲). حل مسائل بهینه‌سازی عدد صحیح مختلط کوادراتیک دشوار بوده و محققان از روش‌های ابتکاری (غیر دقیق) برای حل آن بهره می‌برند (وودساید ـ اوریاخی و همکاران، ۲۰۱۱).

چنگ و همکارانش (۲۰۰۰) با نشان دادن ناپیوستگی در مرز کارا در حضور محدودیت‌های کاردینالیتی، از سه الگوریتم ابتکاری ژنتیک، جست‌وجوی ممنوعه و شبیه‌سازی تبریدی برای یافتن مرز کارا استفاده کردند. در ادامهٔ این روند، کارهای انجام شده در زمینه روش‌های ابتکاری به دو شاخه دسته‌بندی شدند، پژوهش‌هایی که فقط از یک روش فراابتکاری استفاده می‌کنند و پژوهش‌هایی که از دو روش فراابتکاری یا بیشتر بهره می‌گیرند (وودساید ــ اوریاخی و همکاران، ۲۰۱۱).

میان پژوهش‌های خارجی، کراما و اسکینز[2] (۲۰۰۳) با روش فراابتکاری شبیه‌سازی تبریدی به بهینه‌سازی سبد سهام پرداختند. مورال ـ اسکودرو و همکارانش از الگوریتم ژنتیک با دو عملگر ترکیب استفاده کردند (مورال ـ اسکودرو، رویز ـ توروبیانو و سوارز[3]، ۲۰۰۶). آناگاستوپولوس و ممنیس[4] (۲۰۱۰) از سه الگوریتم تکاملی چند هدفه با نام‌های الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب، الگوریتم تکاملی مبتنی بر قوت پارتو و الگوریتم انتخاب مبتنی بر شکل‌دهی پارتو،

1. Cesarone, Scozzari & Tardella
2. Crama & Schyns
3. Moral-Escudero, Ruiz-Torrubiano & Suarez
4. Anagnostopoulos & Mamanis

Archive of SID

www.SID.ir

استفاده کردند. همچنین مارینگر و کلرر[1] (۲۰۰۳) از روشی مبتنی بر ترکیب شبیه‌سازی تبریدی با الگوریتم‌های تکاملی برای به‌دست آوردن مرز کارا بهره بردند.

در داخل کشور نیز محققان بسیاری به استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای بهینه‌سازی سبد سهام پرداخته‌اند که در اینجا به چند مورد از آنها اشاره می‌شود. یکی از نخستین پژوهش‌هایی که در این زمینه انجام شده، پژوهش عبدالعلی‌زاده شهیر و عشقی (۱۳۸۲) است که با تعریف چهار حالت متفاوت برای الگوریتم ژنتیک، به حل مسئله بهینه‌سازی سبد سهام در بورس ایران پرداختند. در پژوهش دیگری، برای به‌دست آوردن مرز کارا در بورس ایران، از الگوریتم جست‌وجوی هارمونی و مدل میانگین ـ نیم‌واریانس استفاده شده است (راعی، محمدی و علی‌بیگی، ۱۳۹۰). اسلامی بیدگلی و طیبی ثانی (۱۳۹۳) نیز الگوریتم کلونی مورچگان را برای بهینه‌سازی سبد سهام متشکل از شاخص‌های صنایع مختلف در بورس تهران به‌کار گرفتند (اسلامی بیدگلی و طیبی ثانی، ۱۳۹۳). این محققان از معیار ارزش در معرض ریسک برای مدل‌سازی مسئله بهینه‌سازی بهره بردند. در سال ۱۳۹۴ پژوهشگران دیگری از روش تبرید شبیه‌سازی شده برای بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کردند و مرز کارای سبدهای مختلف را به‌کمک این روش ترسیم نمودند (قدوسی، تهرانی و بشیری، ۱۳۹۴). در پژوهش حاضر برای نخستین بار از الگوریتم دسته میگوها برای حل مسئله بهینه‌سازی سبد سهام و یافتن مرز کارا استفاده می‌شود.

مدل مفهومی

در این قسمت به شرح چگونگی عملکرد الگوریتم دسته میگوها پرداخته می‌شود.

رفتار جمعی میگوها

میگوی قطب جنوب گونه‌ای از جانوری دریایی است و یکی از ویژگی‌های اصلی آن، زندگی در قالب دسته‌های بزرگ است. تاکنون مطالعات بسیاری به کشف سازوکارهای حاکم بر تشکیل دسته‌ها در گونه‌های مختلف جانوری دریایی و نیز، توسعه مدل‌های ریاضی برای ارزیابی نقش این سازوکارها پرداخته‌اند (گندمی و علوی، ۲۰۱۲).

حمله شکارچیانی مانند فوک‌ها، پنگوئن‌ها یا پرندگان دریایی به میگو، سبب کمتر شدن تراکم میگوها می‌شود. تشکیل مجدد دسته‌های میگو پس از شکار، فرایندی است که با دو هدف اصلی انجام می‌شود: افزایش تراکم میگوها و به‌دست آوردن غذا. در مقاله حاضر، این فرایند برای پیشنهاد یک الگوریتم فراابتکاری به‌منظور حل مسائل بهینه‌سازی سراسری به‌کار می‌رود. در این فرایند، میگو هنگام جست‌وجو برای دستیابی به بیشترین تراکم و غذا، به سوی بهترین راه حل حرکت می‌کند و بهترین راه حل، یعنی کمترین فاصله به تراکم و غذای زیاد که به‌معنای تابع هدف کمتر است. برای استفاده از رفتار دسته‌ای چندهدفه به‌جای تک‌هدفه، باید ضرایبی تعیین شود. گندمی و علوی (۲۰۱۲) بر اساس مرور ادبیاتی تخصصی درباره مشاهدات تجربی از رفتار میگوها و پس از مطالعهٔ آزمایشی، ضرایب یاد شده را تعیین کردند.

1. Maringer & Kellerer

Archive of SID

www.SID.ir

مدل لاگرانژ دسته‌های میگو

شکار موجب از بین رفتن تک میگوها می‌شود و این به کاهش میانگین تراکم و فاصله دسته میگوها از محل غـذا منجـر خواهد شد. این فرایند مرحله آغازین الگوریتم KH است. برازش هر میگو، ترکیبـی از فاصـله آن از غـذا و فاصـله آن از بیشترین تراکم دسته میگوها در نظر گرفته می‌شود. بنابراین برازش همان مقدار تابع هدف است. مکان وابسته بـه زمـان هر میگو توسط سه عامل مشخص می‌شود: حرکت ایجاد شده توسط سایر تـک میگوهـا، فعالیـت غـذایابی و پراکنـدگی تصادفی (گندمی و علوی، ۲۰۱۲).

می‌دانیم که الگوریتم بهینه‌سازی باید قادر به جست‌وجوی فضاهای با ابعاد دلخواه باشد. بنابراین مدل لاگرانژ زیر به یک فضای تصمیم n بعدی تعمیم داده می‌شود:

$$\frac{dX_i}{dt} = N_i + F_i + D_i$$ رابطه ۱۶)

که در آن N_i حرکت ایجاد شده توسط سایر تک میگوها، F_i حرکت جهت غذایابی و D_i پراکندگی فیزیکـی iامـین تک میگو است.

حرکت به‌وجود آمده توسط سایر تک میگوها: میگوها تلاش می‌کنند تراکم زیـادی داشـته و بـا توجـه بـه اثرهـای متقابلشان حرکت می‌کنند. برای حرکت به‌وجود آمده، α_i، از تراکم دسته محلی (اثر محلی)، تراکم هـدف (اثـر هـدف) و تراکم دفع‌کننده دسته (اثر دفع کننده) برآورد می‌شود. برای یک میگو این حرکت می‌تواند به شکل زیر تعریف شود:

$$N_i^{new} = N^{max}\alpha_i + \omega_n N_i^{old}$$ رابطه ۱۷)

که در آن:

$$\alpha_i = \alpha_i^{local} + \alpha_i^{target}$$ رابطه ۱۸)

N^{max} حداکثر سرعت ایجاد شده، ω_n وزن گریز از مرکز حرکـت ایجـاد شـده در محـدوده [۰,۱]، N_i^{old} آخـرین حرکت ایجاد شده، α_i^{local} اثر محلی به‌وجود آمده توسط همسایگان و α_i^{target} اثر جهت هدف بـه‌وجـود آمـده توسـط بهترین میگو است. مقادیر اندازه‌گیری شده از بالاترین سرعت ایجـاد شـده، مقـدار (ms^{-1})۰/۰۱ را بـه‌دسـت مـی‌دهنـد (گندمی و علوی، ۲۰۱۲).

اثر همسایگان می‌تواند نوعی میل جاذبه‌ای/ دافعه‌ای میان تک میگوها برای جست‌وجوی محلی باشد. در اینجا اثـر همسایگان در حرکت یک میگو به شکل زیر مشخص می‌شود:

$$\alpha_i^{local} = \sum_{j=1}^{NN} \frac{\hat{R}_{i,j}}{\hat{X}_{i,j}}$$ رابطه ۱۹)

Archive of SID

www.SID.ir

رابطه ۲۰)
$$\hat{X}_{i,j} = \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\| + \varepsilon}$$

رابطه ۲۱)
$$\hat{K}_{i,j} = \frac{K_j - K_i}{\|K^{worst} - K^{best}\| + \varepsilon}$$

که در آن K^{best} و K^{worst} بهترین و بدترین مقادیر برازش تک میگوها تاکنون هستند. K_i مقدار تابع هدف برای iامین تک میگو، K_j برازش jامین (j = ۱, ۲, ..., N) همسایه، X موقعیت‌های مربوط و NN تعداد همسایگان است. برای آنکه مخرج صفر نشود، یک عدد مثبت کوچک (ε) به آن اضافه می‌شود.

سمت راست معادلات ۱۹ تا ۲۱ شامل چند بردار واحد و چند مقدار برازش نرمال شده است. بردارها، جهت‌های ایجاد شده توسط همسایگان مختلف و هر مقدار اثر یک همسایه را نشان می‌دهند. این جهت‌ها می‌توانند جاذب یا دافع باشند؛ زیرا مقدار نرمال شده می‌تواند منفی یا مثبت باشد.

استراتژی‌های مختلفی برای انتخاب همسایگان وجود دارد. برای مثال می‌توان نسبت همسایگی را تعریف کرد که تعداد نزدیک‌ترین تک میگوها را می‌یابد. با استفاده از رفتار واقعی تک میگوها، فاصله حسی (d_s) در اطراف تک میگو تعیین شده و به‌کمک آن همسایگان پیدا می‌شوند.

فاصله حسی برای هر میگو با استفاده از روش‌های فراابتکاری مختلف مشخص می‌شود و در اینجا به‌کمک رابطه ۲۲ برای هر تکرار این فاصله تعیین شده است.

رابطه ۲۲)
$$d_{s,i} = \frac{1}{5N}\sum_{j=1}^{N}\|X_i - X_j\|$$

که در آن $d_{s,i}$ فاصله حسی iامین میگو و N تعداد میگو است. عدد ۵ در مخرج به‌طور تجربی به‌دست آمده است. طبق رابطه ۲۲، اگر فاصله دو میگو کمتر از فاصله حسی تعریف شده باشد، همسایه محسوب می‌شوند.

بردار هدف برای هر میگو کمترین برازش آن است. اثر هر میگو با بهترین برازش آن، بر iامین میگو از طریق رابطهٔ ۲۳ مشخص می‌شود. این اثر آن را به نقاط بهینه سراسری هدایت می‌کند و به شکل زیر است:

رابطه ۲۳)
$$\alpha_i^{target} = C^{best}\hat{K}_{i,best}\hat{X}_{i,best}$$

که در آن C^{best} ضریب مؤثر تک میگو با بهترین برازش برای iامین میگو است. از آنجا که α_i^{target} راه حل را به نقاط بهینه سراسری هدایت می‌کند، این ضریب تعریف شده و باید از سایر تک میگوها مانند همسایگان مؤثرتر باشد. در اینجا مقدار C^{best} به شکل زیر معین می‌شود:

رابطه ۲۴)
$$C^{best} = 2\,(rand + \frac{1}{I_{max}})$$

که در آن $rand$ عددی تصادفی میان ۰ و ۱ بوده و برای ارتقای جست‌وجو به‌کار می‌رود. همچنین I شماره تکرار و I_{max} حداکثر تعداد تکرارهاست.

Archive of SID

www.SID.ir

حرکت غذایابی: حرکت برای یافتن غذا با دو پارامتر اصلی فرموله می‌شود: اولی مکان غذا و دومی تجربه قبلی درباره مکان غذاست. این حرکت برای iامین میگو به شکل زیر تعریف می‌شود:

رابطه ۲۵) $$f_i = V_f \beta_i + \omega_f F_i^{old}$$

به‌طوری که:

رابطه ۲۶) $$\beta_i = \beta_i^{food} + \beta_i^{best}$$

V_f سرعت غذایابی، ω_f وزن گریز از مرکز حرکت غذایابی در فاصله [۰,۱]، F_i^{old} آخرین حرکت غذایابی، β_i^{food} جذب غذا و β_i^{best} اثر بهترین برازش بر iامین میگو تا اینجاست. مقدار سرعت غذایابی (ms^{-1}) ۰/۰۲ به‌دست آمده است.

اثر غذا با مکان آن تعریف می‌شود. ابتدا باید مرکز غذا پیدا شده و سپس جذب غذا فرموله شود. در این مطالعه مرکز تقریبی تمرکز غذا بر اساس توزیع برازش تک میگوها برآورد می‌شود. این روش از مفهوم «مرکز جرم» الهام گرفته است. مرکز غذا در هر تکرار به شکل زیر فرموله می‌شود (گندمی و علومی، ۲۰۱۲):

رابطه ۲۷) $$X^{food} = \frac{\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{K_i} X_i}{\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{K_i}}$$

بنابراین جذب غذا برای iامین تک میگو به شکل زیر تعیین می‌شود:

رابطه ۲۸) $$X_i^{food} = C^{food} \widehat{K}_{i,food} \widehat{X}_{i,food}$$

که در آن C^{food} ضریب غذاست. از آنجا که اثر غذا در تشکیل دسته میگوها طی زمان کم می‌شود، ضریب غذا به‌صورت زیر مشخص می‌شود:

رابطه ۲۹) $$C^{food} = 2(1 - \frac{I}{I_{max}})$$

جذب غذا به این علت تعریف می‌شود که در صورت امکان، دسته میگو را به نقاط بهینه سراسری جذب کند. بر اساس این تعریف، تک میگوها به‌طور طبیعی پس از چند تکرار در اطراف نقاط بهینه سراسری جمع می‌شوند. این نوعی استراتژی بهینه‌سازی سراسری مؤثر است که ویژگی سراسری بودن الگوریتم KH را تقویت می‌کند.

اثر بهترین برازش iامین تک میگو با رابطهٔ ۳۰ مشخص می‌شود:

رابطه ۳۰) $$\beta_i^{best} = \widehat{K}_{i,best} \widehat{X}_{i,best}$$

که در آن $K_{i,best}$ بهترین مکانی است که قبلاً میگوی iام در آن بوده است.

پراکندگی فیزیکی: پراکندگی فیزیکی تک میگوها فرایند تصادفی‌ای است که می‌تواند به‌کمک حداکثر سرعت پراکنده‌شدن و یک بردار جهت تصادفی به شکل زیر توصیف شود:

رابطه ۳۱) $$D_i = D^{max} \delta$$

Archive of SID

www.SID.ir

که در آن D^{max} حداکثر سرعت پراکنده شدن و δ بردار جهت تصادفی است که آرایه‌های آن مقادیر تصادفی بین ۱- و ۱ است. والپرت و مک‌ردی[1] (۱۹۹۷) برای حداکثر سرعت پراکندگی تک میگوها بازهٔ به شکل زیر پیشنهاد دادند:

$$D^{max} \in [۰/۰۰۲, ۰/۰۱۰](ms^{-۱})$$

در این بازه عددی به‌طور تصادفی انتخاب می‌شود. هرچه مکان میگو بهتر باشد، تصادفی بودن حرکت آن کمتر است. بنابراین برای در نظر گرفتن این اثر، عبارت دیگری به فرمول پراکندگی فیزیکی اضافه می‌شود. آثار حرکت ایجاد شده توسط سایر میگوها و حرکت غذایابی به‌تدریج با افزایش زمان (تکرارها) کم می‌شود. در رابطه ۱۶ مشاهده شد که پراکندگی فیزیکی یک بردار تصادفی بوده و با افزایش تعداد تکرارها کاهش باثباتی پیدا نمی‌کند. بنابراین در رابطه ۱۷ عبارت دیگری به رابطه ۱۶ اضافه می‌شود که به‌طور خطی سرعت تصادفی را با زمان کاهش داده و بر اساس یک برنامه تبرید هندسی کار می‌کند:

$$D_i = D^{max}(1 - \frac{I}{I_{max}})\delta$$ رابطه ۳۲)

فرایند حرکتی الگوریتم KH

به‌طور کلی حرکت‌های توصیف شده دائم، موقعیت میگو را به‌سمت بهترین برازش تغییر می‌دهند. حرکت غذایابی و حرکت ایجاد شده به سبب سایر میگوها، شامل دو استراتژی سراسری و دو استراتژی محلی است. این استراتژی‌ها به‌طور موازی کار می‌کنند و باعث می‌شوند KH الگوریتم قدرتمندی باشد. بر اساس رابطه‌های این حرکت‌ها برای iامین میگو، اگر مقدار برازش مربوط به هر یک از فاکتورهای نام برده (K_j، K^{best}، K^{food} یا K_i^{best}) بهتر (کمتر) از برازش iامین میگو باشد، این فاکتور اثر جاذبه‌ای و در غیر این صورت اثر دافعه‌ای خواهد داشت. پراکندگی فیزیکی در روش پیشنهاد شده، جست‌وجویی تصادفی اجرا می‌کند. با استفاده از پارامترهای حرکتی مختلف مؤثر طی زمان، بردار مکان تک میگو در بازه t تا $t + \Delta t$ از رابطهٔ زیر به‌دست می‌آید:

$$X_i(t + \Delta t) = X_i(t) + \Delta t \frac{dX_i}{dt}$$ رابطه ۳۳)

باید توجه شود که Δt یکی از مهم‌ترین ثابت‌هاست و باید بر اساس مسئله بهینه‌سازی به‌دقت تعیین شود؛ زیرا این پارامتر نقش فاکتور مقیاس بردار سرعت را دارد. Δt کاملاً به فضای جست‌وجو بستگی داشته و از رابطهٔ زیر به‌راحتی محاسبه می‌شود.

$$\Delta t = C_t \sum_{j=1}^{NV} UB_j - LB_j$$ رابطه ۳۴)

که در آن NV تعداد کل متغیرها و LB_j و UB_j به‌ترتیب حدود پایین و بالای jامین متغیرها (j = ۱, ۲, …, NV)

1. Wolpert & Macready

Archive of SID

www.SID.ir

هستند، بنابراین قدر مطلق اختلاف آنان فضای جست‌وجو را نشان می‌دهد. به‌طور تجربی درمی‌یابیم که C_t عدد ثابتی بین [۰,۲] است.

عملگرهای ژنتیک

برای بهبود عملکرد الگوریتم، سازوکارهای بازتولید ژنتیکی به الگوریتم اضافه می‌شوند. سازوکارهای بازتولید ژنتیک تطبیقی که در ادامه معرفی می‌شوند، ترکیب[1] و جهش[2] نام دارند.

ترکیب: عملگر ترکیب ابتدا در GA به‌عنوان استراتژی مؤثر برای بهینه‌سازی سراسری به‌کار گرفته شده است. در پژوهش حاضر، نوعی ترکیب برداری تطبیقی به‌کار رفته است. ترکیب با احتمالی برابر با Cr کنترل می‌شود. هر ترکیب واقعی به دو شکل دوجمله‌ای و نمایی است. حالت دوجمله‌ای، عمل ترکیب را روی هر یک از d جزء یا متغیر/ پارامتر انجام می‌دهد. mامین جزء X_i، یعنی $x_{i,m}$ با تولید عددی تصادفی با توزیع یکنواخت بین ۰ و ۱ به شکل زیر به‌دست می‌آید:

رابطه ۳۵)
$$x_{i,m} = \begin{cases} x_{r,m} & rand_{i,m} < Cr \\ x_{i,m} & else \end{cases}$$

رابطه ۳۶)
$$Cr = 0/2\widehat{K}_{i,best}$$

که در آن $r \in \{1, 2, \ldots, i-1, i+1, \ldots, N\}$ است. با استفاده از این احتمال ترکیب، احتمال ترکیب برای بهترین نقطه سراسری برابر با صفر بوده و با کاهش برازش زیاد می‌شود.

جهش: جهش نقش مهمی در الگوریتم‌های تکاملی ایفا می‌کند. این عملگر با احتمالی برابر (Mu) کنترل می‌شود. طرح جهش تطبیقی که در اینجا استفاده شده به شکل زیر است:

رابطه ۳۷)
$$x_{i,m} = \begin{cases} x_{gbes,m} + \mu(x_{p,m} - x_{q,m}) & rand_{i,m} < Mu \\ x_{i,m} & else \end{cases}$$

رابطه ۳۸)
$$\mu = \frac{0/05}{\widehat{K}_{i,best}}$$

به‌طوری که $p, q \in \{1, 2, \ldots, i-1, i+1, \ldots, K\}$ و μ عددی بین صفر و ۱ است. باید توجه داشت که در $\widehat{K}_{i,best}$ صورت کسر $K_i - K^{best}$ است. با استفاده از این احتمال جهش جدید، احتمال جهش برای بهترین نقطه سراسری برابر با صفر بوده و با کاهش برازش، زیاد می‌شود.

روش‌شناسی پژوهش

داده‌های مربوط به این پژوهش، قیمت‌های تعدیل شده ۵ سال اخیر از تاریخ ۱۳۹۱/۰۷/۰۱ تا ۱۳۹۶/۰۶/۳۱ برای ۵۰

1. Crossover
2. Mutation

Archive of SID

www.SID.ir

شرکت فعال‌تر بورس بوده و مربوط به سه ماه اول سال ۱۳۹۶ است. پس از محاسبه میانگین بازدهی‌ها، به‌کمک الگوریتم دسته‌های میگو و با روش‌ها و رابطه‌های بیان شده، سبد سهام بهینه‌سازی شد. با توجه به در نظر گرفتن داده‌های ۵ سال اخیر، سهام آن دسته از شرکت‌هایی در سبد گنجانده شده که پیش از تاریخ ۱۳۹۱/۰۶/۳۱ عرضه عمومی شده‌اند. در جدول ۱ نماد بورسی این شرکت‌ها همراه با آماره‌های توصیفی هریک آمده است.

جدول ۱. آماره‌های توصیفی نمونه آماری پژوهش

ردیف	نماد	میانگین بازدهی‌ها	انحراف معیار بازدهی‌ها	ردیف	نماد	میانگین بازدهی‌ها	انحراف معیار بازدهی‌ها
۱	اخابر	۰/۰۰۰۴۷	۰/۰۱۵۳۸۶	۲۲	شپنا	۰/۰۰۰۴۶۸	۰/۰۵۶۸۶
۲	البرز	۰/۰۰۰۹۰۳	۰/۰۱۸۶۴۴	۲۳	شتران	۰/۰۰۵۳۶۴	۰/۱۵۲۲۸۱
۳	بترانس	۰/۰۰۱۷۶۷	۰/۰۲۲۴۱۵	۲۴	شخارک	۰/۰۰۱۴۳۹	۰/۰۱۴۴۴۱
۴	پارسان	۰/۰۰۰۶۲۹	۰/۰۲۸۸۰۹	۲۵	فاذر	۰/۰۰۱۴۱۲	۰/۰۲۵۹۰۹
۵	پکرمان	۰/۰۰۱۶۰۴	۰/۰۲۷۶۳۱	۲۶	فاراک	۰/۰۰۱۶۲۹	۰/۰۲۴۵۵۱
۶	ثاژن	۰/۰۰۰۶۰۶	۰/۰۳۸۳۱۹	۲۷	فباهنر	۰/۰۰۲۱۶	۰/۰۲۸۴۹۹
۷	خاور	۰/۰۰۰۶۹۶	۰/۰۲۶۵۶۲	۲۸	فخاس	۰/۰۰۰۰۲۱	۰/۰۱۸۴۴۶
۸	خبهمن	۰/۰۰۰۶۶	۰/۰۲۳۷۳۴	۲۹	فملی	۰/۰۰۰۴۷۸	۰/۰۱۷۳۷۵
۹	خپارس	۰/۰۰۱۵۴۱	۰/۰۳۰۲۶۴	۳۰	فنوال	۰/۰۰۱۶۵۶	۰/۰۳۱۴۶۵
۱۰	خزامیا	۰/۰۰۰۷۵۶	۰/۰۳۰۵۸۳	۳۱	فولاد	۰/۰۰۰۹۰۶	۰/۰۱۷۱۲۸
۱۱	خساپا	۰/۰۰۱۰۶۶	۰/۰۲۹۸۳۳	۳۲	کسرا	۰/۰۰۱۲۱۲	۰/۰۲۳۷۳۱
۱۲	خکاوه	۰/۰۰۰۱۲۱	۰/۰۳۱۹۹۴	۳۳	کماسه	۰/۰۰۱۸۶۳	۰/۰۲۹۲۰۲
۱۳	خودرو	۰/۰۰۰۶۸۱	۰/۰۲۶۷۷۲	۳۴	واتی	۰/۰۰۱۶۳	۰/۰۳۰۶۴۶
۱۴	دجابر	۰/۰۰۱۸۱۶	۰/۰۱۷۲۶۳	۳۵	وامید	۰/۰۰۰۸۳۹	۰/۰۱۱۱۶۱
۱۵	دعبید	۰/۰۰۳۰۱۱	۰/۰۲۲۴۵۴	۳۶	وبانک	۰/۰۰۱۶۰۱	۰/۰۱۷۲۷۹
۱۶	رتاپ	۰/۰۰۰۹۵۶	۰/۰۱۶۴۴۲	۳۷	وبملت	-۰/۰۰۰۱۶۴	۰/۰۲۶۲۹۳
۱۷	رمپنا	۰/۰۰۱۳۸	۰/۰۱۹۵۶۳	۳۸	وبیمه	۰/۰۰۰۷۰۸	۰/۰۲۴۰۹۸
۱۸	شاراک	۰/۰۰۰۱۰۴	۰/۰۳۶۲۳۶	۳۹	وتجارت	۰/۰۰۰۳۶۸	۰/۰۲۱۰۱۵
۱۹	شبندر	۰/۰۰۱۱۴۸	۰/۰۳۴۲۰۶	۴۰	وساپا	۰/۰۰۰۵۹۵	۰/۰۲۹۵۳
۲۰	شپاکسا	۰/۰۰۰۹۰۹	۰/۰۶۰۵۲۹	۴۱	ولساپا	۰/۰۰۰۹	۰/۰۲۳۳۸۵
۲۱	شپلی	۰/۰۰۱۴۶۶	۰/۰۳۷۷۹۴	۴۲	ومعادن	۰/۰۰۰۸۰۸	۰/۰۱۸۴۳۹

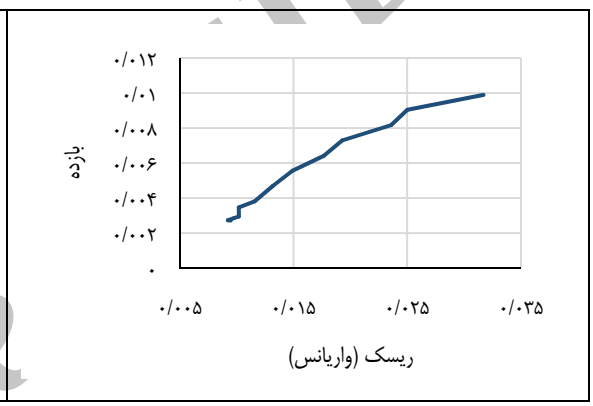
یافته‌های پژوهش

در این پژوهش، بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم دسته‌های میگو، با سه رویکرد متفاوت اندازه‌گیری ریسک؛ یعنی واریانس، نیم‌واریانس و ریزش مورد انتظار صورت گرفته است. در ادامه نتایج این اقدام به تفصیل تشریح می‌شود.

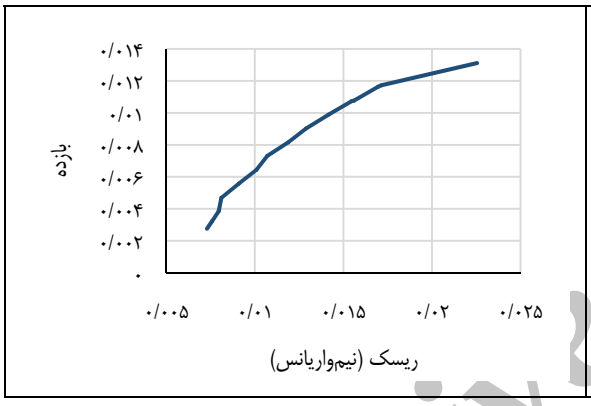
www.SID.ir

مرزهای کارای به‌دست آمده از الگوریتم KH

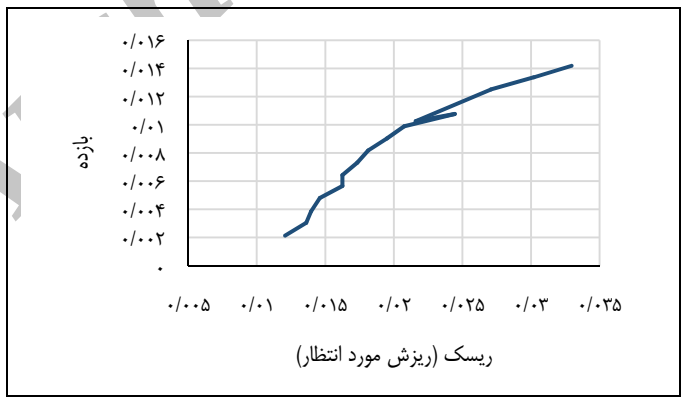
ابتدای کار و پیش از یافتن پرتفوی بهینه، ضروری است که مرز کارا با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌های میگو برای سه روش مد نظر مشخص شود. مرزهای هر یک از این سه روش به‌کمک ۴۰ سبد متفاوت به‌دست آمده است. شکل‌های ۱ تا ۳ مرزهای کارای مربوط به سه روش را نشان می‌دهند. شباهت تقریبی سه مرز کارای به‌دست آمده، گویای ثبات الگوریتم در یافتن مرز کاراست. همچنین، مرز کارای روش‌های ریزش مورد انتظار و میانگین ـ نیم‌واریانس، بیشتر از روش میانگین ـ واریانس است؛ زیرا این دو روش در مقایسه با روش میانگین ـ واریانس جدیدترند. در این دو روش، نوسان‌های نامطلوب و منفی، ریسک در نظر گرفته شده و موجب بهبود بهینه‌سازی می‌شوند.



شکل ۱. مرز کارای M-V



شکل ۲. مرز کارای M-SV



شکل ۳. مرز کارای M-ES

سبدهای بهینه به‌دست‌آمده از الگوریتم KH

پس از رسم مرز کارا با الگوریتم دسته‌های میگو برای هریک از روش‌ها، شاخص شارپ سبدهای چهل‌گانهٔ هریک از مرزهای کارا محاسبه شدند. سبدهای بهینه در جدول ۲ نشان داده شده است.

www.SID.ir

جدول ۲. سبدهای بهینه به دست آمده از الگوریتم KH

ردیف	نماد	MSV	MV	ES	ردیف	نماد	MSV	MV	ES
۱	اخابر	۰/۰۴۲	۰/۰۲۳	۰/۰۱۹	۲۲	شپنا	۰/۰۰۲	۰/۰۰۳	۰
۲	البرز	۰/۰۰۸	۰/۰۳۶	۰/۰۰۸	۲۳	شتران	۰/۰۴۱	۰/۰۳۴	۰/۰۴
۳	بترانس	۰/۰۳	۰/۰۴۸	۰/۰۳۳	۲۴	شخارک	۰/۰۵۵	۰/۰۴۵	۰/۰۶۹
۴	پارسان	۰	۰/۰۰۳	۰/۰۰۳	۲۵	فاذر	۰/۰۱۸	۰/۰۰۱	۰
۵	پکرمان	۰/۰۴۹	۰/۰۴۷	۰/۰۶۹	۲۶	فاراک	۰/۰۵۴	۰/۰۴۸	۰/۰۶۶
۶	ثاژن	۰/۰۰۹	۰/۰۲	۰/۰۰۷	۲۷	فباهنر	۰/۰۰۲	۰/۰۲۳	۰/۰۱۷
۷	خاور	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱	۰	۲۸	فخاس	۰/۰۳۳	۰/۰۱۳	۰/۰۶
۸	خبهمن	۰/۰۰۶	۰/۰۰۱	۰/۰۰۵	۲۹	فملی	۰/۰۱۶	۰/۰۱۳	۰/۰۳۷
۹	خپارس	۰/۰۰۳	۰/۰۰۶	۰	۳۰	فنوال	۰/۰۴۳	۰/۰۴	۰/۰۵۱
۱۰	خزامیا	۰/۰۰۶	۰/۰۰۳	۰/۰۰۲	۳۱	فولاد	۰/۰۳۸	۰/۰۴۷	۰/۰۶۳
۱۱	خساپا	۰/۰۰۵	۰/۰۱۹	۰/۰۱۷	۳۲	کسرا	۰/۰۵۴	۰/۰۴۶	۰/۰۵۵
۱۲	خکاوه	۰/۰۰۷	۰	۰	۳۳	کماسه	۰/۴۵	۰/۰۴۷	۰/۰۳۲
۱۳	خودرو	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۳۴	واتی	۰/۰۳۴	۰/۰۳۹	۰/۰۰۱
۱۴	دجابر	۰/۰۵۵	۰/۰۴۸	۰/۰۷۱	۳۵	وامید	۰/۰۵	۰/۰۴۸	۰/۰۶۶
۱۵	دعبید	۰/۰۵۵	۰/۰۴۸	۰/۰۷۱	۳۶	وبانک	۰/۰۵۵	۰/۰۴۳	۰/۰۳۱
۱۶	رتاپ	۰/۰۵	۰/۰۴۸	۰/۰۶۸	۳۷	وبملت	۰	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲
۱۷	رمپنا	۰/۰۰۴	۰/۰۴۷	۰/۰۰۵	۳۸	وبیمه	۰/۰۰۲	۰/۰۱۱	۰/۰۰۹
۱۸	شاراک	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴	۰/۰۰۶	۳۹	وتجارت	۰/۰۱۷	۰/۰۰۸	۰
۱۹	شبندر	۰/۰۰۹	۰/۰۰۶	۰/۰۰۲	۴۰	وساپا	۰/۰۰۵	۰/۰۱۵	۰
۲۰	شپاکسا	۰/۰۰۱	۰	۰/۰۰۳	۴۱	ولساپا	۰/۰۰۸	۰/۰۰۴	۰/۰۰۳
۲۱	شپلی	۰/۰۵	۰/۰۳۲	۰/۰۰۷	۴۲	ومعادن	۰/۰۲۴	۰/۰۲۶	۰/۰۰۳

همان‌طور که در جدول ۳ ملاحظه می‌شود، بازدهی مورد انتظار هر سه سبد یکسان به‌دست آمده و عامل تفاوت این سه روش، نحوه محاسبه ریسک است که به ایجاد ریسک‌های متفاوت منجر شده است.

جدول ۳. ریسک و بازده سبدهای بهینه

معیار ریسک	MSV	MV	ES
بازدهی مورد انتظار	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۵
ریسک	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۹۵	۰/۰۱۴۹
شاخص شارپ	۰/۲۳۵۵۵۳	۰/۱۵۷۲۱۶	۰/۱۰۰۸۵۴

ارزیابی عملکرد الگوریتم KH

به‌منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌های میگو در مسئله بهینه‌سازی سبد سهام، عملکرد این الگوریتم با سایر الگوریتم‌های فراابتکاری مقایسه می‌شود. برای انجام این مقایسه، از الگوریتم‌های پرکاربردتر، یعنی الگوریتم ازدحام

www.SID.ir

ذرات[1] و الگوریتم رقابت استعماری[2] با جمعیت اولیه یکسان ۴۰ پاسخ برای یافتن سبدهای بهینه استفاده شده و پس از آن شاخص شارپ این سبدها در جدول ۴ با یکدیگر مقایسه می‌شود. ملاحظه می‌شود که عملکرد الگوریتم دسته‌های میگو، در هر سه روش از الگوریتم ازدحام ذرات عملکرد بهتری داشته و نسبت به این روش مزیت دارد. همچنین در مقایسه با الگوریتم رقابت استعماری، در دو روش میانگین واریانس و ریزش مورد انتظار شاخص شارپ بیشتری داشته، اما در روش میانگین ـ نیم‌واریانس عملکرد ضعیف‌تری دارد. در مجموع می‌توان گفت که این الگوریتم در مقایسه با دو الگوریتم گفته شده به نتیجه بهتری منجر می‌شود.

جدول ٤. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های KH، IC و PSO

الگوریتم	روش	بازدهی	ریسک	شاخص شارپ
KHA	MV	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۹۵۴۱	۰/۱۵۷۲۱۶
	MSV	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۶۳۶۸	۰/۲۳۵۵۵۳
	ES	۰/۰۰۱۵	۰/۰۱۴۸۷	۰/۱۰۰۸۵۴
ICA	MV	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۹۸۹۶	۰/۱۴۱۴۷۱
	MSV	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۵۴۰۱	۰/۲۷۷۷۲۶
	ES	۰/۰۰۱۵	۰/۰۱۹۵۲۶	۰/۰۷۶۸۲۱
PSO	MV	۰/۰۰۱۳	۰/۰۱۰۲۱۲	۰/۱۲۷۳۰۱
	MSV	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۶۵۲۱	۰/۲۳۰۰۲۶
	ES	۰/۰۰۱۵	۰/۰۱۵۱۵۱	۰/۰۹۹۰۰۳

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله، به بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌های میگو پرداخته شد. برای محاسبه ریسک، از سه روش استفاده شد و برای هر سه روش، مدل‌سازی صورت گرفت و مسئله بهینه‌سازی سبد سهام حل شد. روش‌های ارزیابی ریسک استفاده شده در این مقاله، واریانس، نیم‌واریانس و ریزش مورد انتظار بودند. ذکر این نکته ضروری است که برای مدل‌سازی مسئله بهینه‌سازی سبد سهام، ابتدا از مدل میانگین ـ واریانس استفاده شد و در دو مدل دیگر، به‌جای واریانس، یکی از معیارهای مورد استفاده در این تحقیق جایگزین گردید. در نهایت مرز کارای مسئله و وزن هر یک از سهام در سبد بهینه با مدل‌های مختلف به‌دست آمد. با توجه به مقایسه نتیجهٔ الگوریتم پیشنهاد شده با نتایج دو الگوریتم فرابتکاری دیگر، به شرکت‌های سرمایه‌گذاری پیشنهاد می‌شود از این الگوریتم جدید برای حل مسئله بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کنند.

1. Particle Swarm Optimization
2. Imperialist Competitive

www.SID.ir

منابع

اسلامی بیدگلی، غلامرضا؛ طیبی ثانی، احسان (۱۳۹۳). بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری بر اساس ارزش در معرض ریسک با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان. *فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۸، ۱۶۳– ۱۸۴.

افشار کاظمی، محمدعلی؛ فلاح شمس، میرفیض؛ کارگر، مرضیه (۱۳۹۳). تدوین مدلی جدید برای بهینه‌سازی پرتفوی بورس با استفاده از روش مارکوویتز و اصلاح آن توسط مدل کسینوس‌ها و حل آن توسط الگوریتم ژنتیک. *فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۸، ۸۱– ۱۰۴.

الهی، مرتضی؛ یوسفی، محسن؛ زارع مهرجردی، یحیی (۱۳۹۳). بهینه‌سازی سبد سهام با رویکرد میانگین ـ واریانس و با استفاده از الگوریتم فراابتکاری جست‌وجوی شکار. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۱۶(۱)، ۳۷– ۵۶.

تقی زاده یزدی، محمدرضا؛ فلاح‌پور، سعید؛ احمدی مقدم، محمد (۱۳۹۵). انتخاب پرتفوی بهینه با استفاده از برنامه‌ریزی فراآرمانی و برنامه‌ریزی آرمانی ترتیبی توسعه‌یافته. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۱۸(۴)، ۵۹۱–۶۱۲.

خواجوی، شکرالله؛ غیوری مقدم، علی (۱۳۹۱). تحلیل پوششی داده‌ها، روشی برای انتخاب پرتفوی بهینه با توجه به میزان نقدشوندگی سهام (مورد مطالعه: شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران). *مجله پیشرفت‌های حسابداری*، ۴(۲)، ۲۷–۵۲.

راعی، رضا؛ محمدی، شاپور؛ علی‌بیگی، هدایت (۱۳۹۰). بهینه‌سازی سبد سهام با رویکرد میانگین ـ نیم‌واریانس و با استفاده از روش جست‌وجوی هارمونی. *فصلنامه پژوهش‌های مدیریت در ایران*، ۱۵(۳)، ۱۰۵–۱۲۸.

عباسی، ابراهیم؛ تیمورپور، بابک؛ برجسته ملکی، منوچهر (۱۳۸۸). کاربرد ارزش در معرض ریسک (VaR) در تشکیل سبد سهام بهینه در بورس اوراق بهادار تهران. *مجله تحقیقات اقتصادی*، ۴۴(۸۷)، ۹۱–۱۱۴.

عبدالعلی‌زاده شهیر، سیمین؛ عشقی، کوروش (۱۳۸۲). کاربرد الگوریتم ژنتیک در انتخاب یک مجموعه دارایی از سهام بورس اوراق بهادار. فصلنامهٔ پژوهش‌های اقتصادی، ۵(۱۷)، ۱۷۵–۱۹۲.

قدوسی، سعید؛ تهرانی، رضا؛ بشیری، مهدی (۱۳۹۴). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش تبرید شبیه‌سازی شده. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۱۷(۱)، ۱۴۱–۱۵۸.

References

Abbassi, E., Teymourpour B. & Barjesteh Maleki, M. (2009). The use of Value at Risk (VaR) in constructing optimal portfolio in Tehran Stock Exchange. *Journal of Economic Research,* 44(27), 91-114. (*in Persian*)

Afshar Kazemi, M. A., Fallah Shams, M. F. & Kargar, M. (2014). Providing a new model for optimization of exchange portfolio using of Markowitz method and modifying that, using of hovel cosine's model using genetic algorithm. *Financial Engineering and Securities Management,* 5(18), 81-104. (*in Persian*)

Anagnostopoulos, K. P. & Mamanis, G. (2010). Using Multiobjective Algorithms to Solve the Discrete Mean-Variance Portfolio Selection. *International Journal of Economics and Finance*, 2(3),152-162.

Archive of SID

www.SID.ir

Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M. & Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical Finance*, 9(3), 203-228.

Cesarone, F., Scozzari, A. & Tardella, F. (2009). Efficient algorithms for mean-variance portfolio optimization with hard real-world constraints. *Giornale dell'Istituto Italiano degli Attuari,* 72, 37-56.

Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E. & Sharaiha, Y. M. (2000). Heuristics for cardinality constrained portfolio optimization. *Computers & Operations Research*, 27(13), 1271-1302.

Crama, Y. & Schyns, M. (2003). Simulated annealing for complex portfolio selection problems. *European Journal of Operational Research*, 150 (3), 546-571.

Deng, G.F., Lin, W.T. & Lo, C.C. (2012). Markowitz-based portfolio selection with cardinality constraints using improved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 39(4), 4558–4566.

Elahi, M., Yousefi, M. & Zare Mehrjerdi, Y. (2014). Portfolio optimization with mean-variance approach using hunting search meta-heuristic algorithm. *Financial Research Journal*, 16(1), 37-56. (*in Persian*)

Eslami Bidgoli Gh. & Tayebi Sani, E. (2014). Portfolio optimization based on Value at Risk using ant colony optimization. *Financial Engineering And Securities Management*, 5(18), 163-184. (*in Persian*)

Gandomi, A. H. & Alavi, A. H. (2012). Krill herd: A new bio-inspired optimization algorithm. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 17(12), 4831-4845.

Ghodousi, S., Tehrani, R., Bashiri, M. (2015). Portfolio Optimization with Simulated Annealing Algorithm. *Financial Research Journal*, 17(1), 141-158. (*in Persian*)

Khajavi, Sh. & Ghayouri Moghaddam, A. (2012). Data envelopment analysis, a method for selecting optimal portfolio based on liquidity of stocks, case study: companies in Tehran Securities Exchange. *Journal of Accounting Advances*, 4(2), 27-52. (*in Persian*)

Maringer, D. & Kellerer, H. (2003). Optimization of cardinality constrained portfolios with a Hybrid local search algorithm. *OR Spectrum*, 25(4), 481-495.

Moral-Escudero, R., Ruiz-Torrubiano, R. & Suarez, A. (2006). Selection of optimal investment Portfolios with cardinality constraints. *In Proceedings of the 2006 IEEE Congresson Evolutionary Computation*, 2382-2388. DOI: 10.1109/CEC.2006.1688603.

Raei, R., Mohammadi, Sh. & Ali Beigi, H. (2011). Mean-semivariance portfolio optimization using harmony search method. *Management Researches in Iran,* 15(3), 105-128. (*in Persian*)

Taghizadeh Yazdi, M., Fallahpour, S., & Ahmadi Moghaddam, M. (2017). Portfolio selection by means of Meta-goal programming and extended lexicography goal programming approaches. *Financial Research Journal*, 18(4), 591-612. (*in Persian*)

Wolpert, D. H. & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Comput*ation, 1(1), 67–82.

Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C. & Beasley, J. E. (2011). Heuristic algorithms for the cardinality constrained efficient frontier. *European Journal of Operational Research*, 213(3), 538-550.

Archive of SID

www.SID.ir