*Publisher: Shahid Beheshti University*
*Journal of Financial Management Perspective*
**2022, Vol. 12, No.39**
PP: 147-169
DOI: https://doi.org/ 10.52547/JFMP.12.39.147
© Copyright: Author(s)

P-ISSN: 2645-4637
E-ISSN: 2645-4645

# Cardinality-constrained Value at Risk based Portfolio Optimization Using Krill Herd Metaheuristic Algorithm (Case study: Tehran Stock Exchange)

**Somayeh Mousavi[*], Abbasali Jafari Nodoushan[**], Mahsa Sangestani[***], Maryam Moradi[****]**

Research Paper

## Abstract

One of the most fundamental problems in investment decisions and portfolio optimization is choosing a suitable measure for risk assessment and management. In this study, the performance of the krill herd Algorithm is investigated for solving the mean-value at risk and mean-conditional value at risk portfolio optimization models considering the cardinality constraints, among 35 active companies in Tehran Stock Exchange. For algorithm training, the rolling window method has been used in 2011-2018 and 2012-2019. The Sharpe ratio and the conditional Sharpe ratio of the models have been evaluated and they are compared using the Wilcoxon test. According to the numerical results, the mean–conditional value at risk model outperforms the mean–value at risk model in terms of the rate of return. Also, the model's profitability improved using cardinality constraint with 5 stocks. Based on the empirical studies, we concluded that there is no significant difference between the performance of the value at risk and conditional value at risk based models. Furthermore, the portfolios with lower number of stocks have shown the better performance.

**Keywords: Cardinality Constraints; Conditional Value at Risk; Krill Herd Algorithm; Stock Portfolio Optimization; Tehran Stock Exchange.**

---

Received: 2022. July. 10, Accepted: 2023. January. 09.
[*] Assistant Prof., Department of Industrial Engineering, Meybod University, Meybod, Iran (Corresponding Author). E-Mail: mousavi@meybod.ac.ir
[**] Assistant Prof., Department of Industrial Engineering, Meybod University, Meybod, Iran. E-Mail: a.jafari@meybod.ac.ir
[***] MSc. Student in financial Systems, Meybod University, Meybod, Iran. E-Mail: stu.sangestani@meybod.ac.ir
[****] MSc. Student in financial systems, Meybod University, Meybod, Iran. E-Mail: stu.moradi@meybod.ac.ir

**ناشر: دانشگاه شهیدبهشتی**
**نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی**
۱۴۰۱، دوره ۱۲، شماره ۳۹
ص‌ص. ۱۴۷- ۱۶۹
© نویسندگان
شاپای چاپی: ۴۶۳۷- ۲۶۴۵
شاپای الکترونیکی: ۴۶۴۵- ۲۶۴۵

# بهینه‌سازی سبد سهام با سنجه‌های مبتنی بر ارزش در معرض ریسک و محدودیت تعداد سهام با استفاده از الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو (مطالعه موردی: بورس اوراق بهادار تهران)

**سمیه السادات موسوی*، عباسعلی جعفری ندوشن**، مهسا سنگستانی***، مریم مرادی*****

مقاله پژوهشی

## چکیده

همواره یکی از اساسی‌ترین مسائل در تصمیمات سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی سبد سهام انتخاب یک سنجه مناسب برای بررسی ریسک و کاهش آن بوده است. در این مطالعه، به بررسی عملکرد الگوریتم دسته‌های میگو در بهینه‌سازی مدل‌های میانگین-ارزش در معرض ریسک و میانگین-ارزش در معرض ریسک شرطی با در نظر گرفتن محدودیت تعداد سهام برای ۳۵ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته شده‌است. برای آموزش الگوریتم از روش پنجره غلتان در دوره‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ و ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۸ استفاده شده‌است. همچنین نسبت شارپ و نسبت شارپ شرطی سبدهای حاصله مقایسه‌شده و معناداری تفاوت مدل‌ها با آزمون ویلکاکسون ارزیابی شده است. یافته‌ها حاکی از آن است که بیشترین مقدار بازده با اختلاف کمی متعلق به مدل با سنجه ارزش در معرض ریسک شرطی می‌باشد. لیکن در هر دو روش، سبدهای متشکل از ۵ سهم دارای عملکرد بهتری می‌باشند. با توجه به بررسی‌های صورت‌گرفته در میان خروجی‌ها و مقایسات میان رده‌ای، این نتیجه حاصل گردید که بین عملکرد مدل‌های بهینه‌سازی مبتنی بر سنجه‌ی ارزش در معرض ریسک و ارزش در معرض ریسک شرطی تفاوت معناداری وجود ندارد. همچنین محدودیت کاردینالیتی عملکرد مدل را بهبود می‌بخشد و سبد با تعداد سهام کمتر بازدهی بهتری از خود نشان می‌دهد.

**کلیدواژه‌ها: ارزش در معرض ریسک شرطی؛ الگوریتم دسته‌های میگو؛ بهینه‌سازی سبد سهام؛ بورس اوراق بهادار تهران؛ محدودیت تعداد سهام.**

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۴/۱۹، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۰/۱۹.

* استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه میبد، میبد، ایران (نویسنده مسئول).
E-Mail: mousavi@meybod.ac.ir

** استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه میبد، میبد، ایران.
E-Mail: a.jafari@meybod.ac.ir

*** دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه میبد، میبد، ایران.
E-Mail: stu.sangestani@meybod.ac.ir

**** دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه میبد، میبد، ایران.
E-Mail: stu.moradi@meybod.ac.ir

## ۱. مقدمه

بورس اوراق بهادار به جهت تأمین منابع مالی پروژه‌های سرمایه‌گذاری بلندمدت، یکی از بازارهای رسمی و امنی است که بخش‌های خصوصی و افراد می‌توانند بخشی از سرمایه خود را در آن سرمایه‌گذاری کنند؛ بنابراین بورس اوراق بهادار، از اساسی‌ترین اجزای بازارهای مالی به شمار می‌رود که به دلیل نقش مؤثر آن در اقتصاد کشور، سال‌های زیادی است که اکثر پژوهش‌های مالی به سمت مدیریت و بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری سوق پیداکرده‌اند. همواره سرمایه‌گذاران به دنبال راه حلی بوده‌اند که با توجه به میزان ریسکی که برایشان قابل‌تحمل است بازده را به حداکثر و یا طبق آن بازده‌ای که انتظار دارند ریسک را به حداقل برسانند. ازاین‌رو مدل میانگین- واریانس($MV^{1}$) به‌عنوان اولین و اساسی‌ترین قدم درراه بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری قرار گرفت و واژه بازده و ریسک معانی ویژه‌ای پیدا کردند و بیش‌ازپیش موردتوجه قرار گرفتند [۱۷]. در مدل میانگین-واریانس، بازده با معیار میانگین و ریسک با معیار واریانس اندازه‌گیری می‌شود که می‌توان با روش‌های ریاضی تنها در شرایطی که تعداد دارایی‌های موجود زیاد نباشند به مرز کارا دست یافت [۱]. مارکویتز با فرض اینکه بازده دارایی‌ها دارای توزیع نرمال است، از معیار واریانس استفاده کرد. درصورتی‌که با در نظر گرفتن واریانس، انحرافات مثبتی که برای سرمایه‌گذاران مطلوب است نوعی ریسک در نظر گرفته می‌شود و این در حالی است که نه‌تنها انحرافات مثبت را نباید ریسک در نظر گرفت، بلکه فرض نرمال بودن توزیع بازده‌ها در دنیای واقعی نادرست است. پس از واریانس سنجه‌های مختلفی همچون نیم‌واریانس($SV^{2}$) [۱۸]، قدر مطلق انحرافات($MAD^{3}$) [۱۵]، ارزش در معرض ریسک ($VaR^{4}$) و ارزش در معرض ریسک شرطی ($CVaR^{5}$) [۲۵] برای محاسبه ریسک ارائه و مورد استفاده قرار گرفت.

در بهینه‌سازی سبد علاوه بر حداکثر کردن بازده باید به مسائل دیگری نیز همچون تنوع‌بخشی توجه نمود. البته لازم به ذکر است که افزایش تعداد دارایی‌ها می‌تواند هزینه‌های معاملاتی زیادی را به همراه داشته باشد و در نهایت موجب کاهش ثروت نهایی شود [۲۸]؛ بنابراین جهت بهینه‌سازی باید با در نظر گرفتن محدودیت‌های موجود، یک توازن میان خواسته‌های سرمایه‌گذاران برقرار کرد [۲۹].

VaR در راستای ساده‌سازی ابزارهای مالی بدین‌صورت مورداستفاده قرار می‌گیرد که انواع ریسک را در یک عدد خلاصه کرده و از این طریق به هدفمندسازی آن کمک می‌نماید. همچنین این سنجه به دلیل کاهش اطلاعات موردبررسی برای کمینه‌سازی ریسک، مورد

---

1. Mean-Variance
2. Semi Variance
3. Mean-Absolute Deviation
4. Value at Risk
5. Conditional Value at Risk

استقبال مدیران ارشد قرارگرفته است [۱۱]. هنگامی‌که از سنجه VaR استفاده می‌شود، مسئله بهینه‌سازی سبد سهام قابل‌حل با برنامه‌ریزی درجه دو نیست، درنتیجه برای حل این مشکل باید از روش‌های فرا ابتکاری استفاده گردد [۶]. در پژوهش‌های اخیر همچون پژوهش قدوسی، تهرانی و بشیری نیز ثابت شد که الگوریتم‌های فراابتکاری روش‌های مناسبی برای بهینه‌سازی سبد سهام هستند [۲۴]. بنابراین در پژوهش حاضر به بهینه‌سازی سبد سهام با در نظر گرفتن محدودیت تعداد سهام و سنجه‌های VaR و CVaR با استفاده از الگوریتم فراابتکاری جدیدی به نام دسته‌های میگو پرداخته می‌شود. الگوریتم دسته‌های میگو در سال ۲۰۱۲ برای اولین بار توسط آقایان گندمی و علوی مطرح شد [۸]. عملکرد این الگوریتم بر اساس حرکات جمعی دسته‌های میگو و همچنین دو عملگر ژنتیکی برای بالا بردن دقت الگوریتم می‌باشد و تابع هدف آن کمترین فاصله هر تک میگو از غذا و تراکم دسته‌های میگو در نظر گرفته‌شده است.

## ۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

مفهوم ریسک می‌تواند از نوسانات مثبت و مطلوب سرمایه‌گذار و یا نوسانات منفی و انحرافات نامطلوب نشأت گرفته باشد که بخشی از این نوسانات مربوط به ریسک غیر سیستماتیک است که می‌توان به کمک تنوع‌بخشی در سرمایه‌گذاری آن را به حداقل و در بهترین شرایط حذف کرد. در پژوهش حاضر ریسک سرمایه‌گذاری تنها بر مبنای انحرافات نامطلوب حول میانگین اندازه‌گیری شده است. در ادامه به دو مدل بهینه‌سازی سبد سهام با معیارهای ریسک متفاوت اشاره خواهد شد.

مدل میانگین – ارزش در معرض ریسک: ارزش در معرض ریسک بیانگر حداکثر زیان مورد انتظار دارایی‌ها در طول افق زمانی معین در سطح اطمینان مشخص می‌باشد که با سه متغیر میزان زیان بالقوه، احتمال رخداد زیان و بازه زمانی اندازه‌گیری می‌شود. مدل میانگین–VaR (روابط ۱–۳) بر مبنای مدل مارکویتز است که با جایگزینی واریانس با VaR به‌عنوان یک معیار ریسک و به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه فرموله می‌شود که در آن بازده مورد انتظار بیشینه و VaR کمینه می‌شود [۱۶].

رابطه (۱)
$$\min \varphi(w) = \min \mathrm{VaR}_{\alpha}(w) = -\inf\left\{k_t(w) = \sum_{i=1}^{N} r_{it} w_i \mid \sum p_t \geq \alpha\right\}$$

رابطه (۲)
$$\mathrm{Max}\ \mu(w) = \max k_t(w) * p_t$$

St:

رابطه (۳)
$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$

$$0 \leq w \leq 1 \quad , \quad i = 1,2,3,\ldots,N \quad , \quad t = 1,2,3,\ldots,T$$

$r_{it}$ : بازده مشاهده‌شده دارایی $i$ در زمان $t$

$w_i$ : سهم بودجه سرمایه‌گذاری شده در دارایی $i$
$p_t$ : احتمال رخداد زیان در کل بازه زمانی

مدل میانگین–ارزش در معرض ریسک شرطی: ارزش در معرض ریسک شرطی حالت توسعه‌یافته سنجه VaR می‌باشد و عبارت است از زیان مورد انتظار با فرض اینکه زیان‌ها بیشتر از سطح ارزش در معرض ریسک باشند. CVaR از لحاظ تئوری جذاب‌تر، کاراتر و دقیق‌تر از VaR می‌باشد، اما به دلیل اینکه آزمون بازخورد برای سنجه CVaR سخت‌تر است کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مدل رابطه (۱) با رابطه (۴) جایگزین می شود که در آن $P(x)$ احتمال بازدهی با مقدار x و C نقطه شکست VaR می‌باشد.

رابطه (۴)
$$CVaR = \frac{1}{1-C}\int_{0}^{VaR} xP(x)dx$$

پس از معرفی مدل اولیه میانگین– واریانس [۱۷] محققان تلاش زیادی در جهت بهبود و رفع کمبودهای این مدل با توجه به اتفاقاتی که در دنیای واقعی رخ می‌دهد، انجام دادند. بخشی از این بهبودها که در انتخاب پرتفوی بهینه برای سرمایه‌گذاران داخلی می‌تواند مفید باشد شامل ارائه مدل‌هایی با محدودیت حداکثر میزان فروش استقراضی، حداکثر تعداد دارایی، حد بالا و پایین هر دارایی و حفظ تنوع‌بخشی سبد بوده است [۱۰]. درواقع مدل‌هایی با در نظر گرفتن محدودیت تعداد سهام، در عمل مؤثرتر بوده و با زمان اجرای بیشتر، راه‌حل‌هایی نزدیک‌تر به واقعیت ارائه می‌دهند [۷].

انگلی، مانسینی و سپرانزا[1] معیارهای MAD و CVaR را مورد مقایسه قرار داده و برخی ارتباطات بین آن‌ها را بیان نمودند [۳]. در پژوهش نشاطی‌زاده و حیدری با در نظر گرفتن محدودیت تعداد سهام و محدودیت سقف و کف برای هر سهم و همچنین رویکرد میانگین–واریانس، میانگین–SV، میانگین– MAD و میانگین– CVaR به بهینه‌سازی سبد سهام به روش الگوریتم رقابت استعماری پرداخته و دریافتند رویکرد میانگین– CVaR از دقت بالاتری در الگوریتم رقابت استعماری برخوردار است [۲۲]. همچنین در پژوهش انی، ونگسکول[2] که بر اساس شبیه‌سازی مونت‌کارلو انجام شد دریافتند در یک سیستم استنتاج فازی مرز کارا در مدل میانگین–MAD نیز نسبت به میانگین–CVaR پایین‌تر است[۳۰]. اما باید به این نکته توجه داشت که مدل‌های ناپارامتریک ازجمله شبیه‌سازی مونت‌کارلو، ارزش در معرض ریسک را بیشتر از حد، برآورد کرده است [۹]. همچنین نتایج پژوهش مظفری و نیکومرام نشانگر آن است که شاخص VaR در مقایسه با روش‌های سنتی ارزیابی ریسک از دقت پیش‌بینی بالاتر و نسبت تخطی (خطای آزمون) پایین‌تری برخوردار بوده است [۲۱]. در ادامه در پژوهش شهریاری و

1. Angeleli, Mansini and Speranza
2. Unni and Ongsakul

همکاران بهینه‌سازی سبد سهام با معیار VaR به روش شبیه‌سازی تاریخی انجام گردیده که در آن از الگوریتم هوشمند آتش‌بازی استفاده شده‌است. در پژوهش مذکور، تنظیم پارامترها به کمک روش تاگوچی (یک استراتژی جهت بهبود کیفیت فرآیند و رسیدن به محصول تقویت شده با استفاده از روش طراحی آزمایش‌ها) و نرم افزار مینی‌تب انجام شده است. برای پایایی پژوهش از آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته و آزمون فیلیپس پرون و برای ارزیابی دقت مدل VaR از آزمون نسبت شکست کوپیک، آزمون استقلال کریستوفرسن و آزمون ترکیبی استفاده گردیده است. بر اساس یافته‌های پژوهش زمان اجرای الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به الگوریتم آتش‌بازی کمتر بوده اما سرعت همگرایی الگوریتم آتش‌بازی نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات بیشتر است. همچنین یافته های پژوهش نشان داد کارایی الگوریتم آتش‌بازی در بهینه‌سازی سبد سهام بهتر از الگوریتم ازدحام ذرات است [۲۶].

برای حل مسئله بهینه‌سازی سبد سهام، یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک می‌باشد که تاکنون دستخوش تغییرات زیادی شده است. در سال ۲۰۰۰ برای نخستین بار در بهینه‌سازی سبد از الگوریتم‌های فرا ابتکاری ژنتیک، شبیه‌سازی تبریدی و جستجوی ممنوعه استفاده شد [۴]. در ادامه در پژوهشی دیگر یک نوع الگوریتم ژنتیک ترکیبی بر پایه زندگی شیرها طراحی شد که به جهت کسب بازدهی بیشتر، با تعیین تخمین‌های بدبینانه، محتمل و خوشبینانه سعی در مدیریت ریسک شده است. در پژوهش مذکور برای نزدیک شدن به واقعیت از محدودیت حداقل و حداکثر تعداد سهام، و برای ارزیابی نتایج نیز از الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ استفاده شده است. سپس با کمک آزمون‌های آماری به این نتیجه رسیدند که انحراف معیار بازدهی سبدهای ارائه شده توسط الگوریتم ژنتیک ترکیبی و الگوریتم نهنگ تفاوت معناداری باهم ندارند؛ لیکن میانگین بازدهی سبد الگوریتم ژنتیک ترکیبی پیشنهادی از میانگین بازدهی سبد الگوریتم نهنگ بیشتر است و علاوه بر آن الگوریتم ترکیبی در زمان کمتری به جواب بهینه می‌رسد یعنی الگوریتم پیشنهادی، عملکرد بهتری دارد[۱۹].

در استفاده از روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه آن دسته از سهامی که کمترین VaR را دارند، بیشترین وزن را در سبد بهینه به خود اختصاص می‌دهند. به این ترتیب سبد تشکیل‌شده به این روش ریسک پایین‌تر و درعین‌حال بازده بیشتری را شامل می‌شود [۱۳]. در پژوهشی دیگر، روشی جدید برای بهینه‌سازی سبد با استفاده از الگوریتم ژنتیک و تکاملی پارتو با سه استراتژی SV و CVaR و ترکیب این دو استراتژی موردبررسی قرارگرفته است [۱۴]. همچنین کلیکی، پولت و اکبای[1] با در نظر گرفتن معیار واریانس و با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های مورچگان، ژنتیک و کلونی زنبور عسل به بهینه‌سازی سبد پرداختند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم پیشنهادی دارای پتانسیل زیادی در بهینه‌سازی سبد سهام می‌باشد [۱۲]. در همین راستا نتایج

1. Kalayci, Polat and Akbay

مشابهی در پژوهش ستیاوان[1] گویای برتری عملکرد الگوریتم گرگ خاکستری در مقایسه با الگوریتم‌های ژنتیک، بهینه‌سازی ملخ، بهینه‌سازی کرم شب‌تاب، بهینه‌سازی شعله پروانه، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و بهینه‌سازی سنجاقک با در نظر گرفتن سنجه CVaR می‌باشد [۲۵].

مرادی در پژوهش خود از الگوریتم فراابتکاری چرخه آب چند هدفه جهت بهینه‌سازی سبد سهام بورس اوراق بهادار تهران با هدف حداقل‌سازی ریسک و حداکثرسازی بازده استفاده کرد و برای ارزیابی نتایج به مقایسه این الگوریتم با الگوریتم ژنتیک چند هدفه و الگوریتم پرندگان چند هدفه پرداخت، و بدین منظور از ۴ معیار ارزیابی عملکرد برای مقایسه این سه الگوریتم بهره گرفت که عبارت‌اند از: معیار فاصله از پارتو، فاصله بین راه حل‌ها، پوشش و معیار تنوع. در پایان این پژوهش دریافت که نتایج حاصل از الگوریتم چرخه آب مطلوب‌تر از نتایج حاصل از دو الگوریتم دیگر است [۲۰]. قاسمی و فرزاد به بررسی جامع الگوریتم‌های کلونی مورچگان، کرم شب‌تاب، زنبورعسل، الگوریتم تجمعی ذرات، جستجوی هارمونی و الگوریتم جغرافیای زیستی پرداختند و در جدولی مزایا، معایب و کاربرد هرکدام را در زمینه‌ی مالی به صورت خلاصه بیان نمودند که کمک بزرگی برای سرمایه‌گذاران و پژوهشگران درخصوص پیش‌بینی‌های مالی و تصمیمات سرمایه‌گذاری است [۲۳].

الگوریتم دسته‌های میگو[2] برای اولین بار در سال ۲۰۱۲ توسط آقایان گندمی و علوی مطرح گردید [۸]. در سال ۲۰۱۴ با اضافه کردن یک عملگر تکامل تفاضلی جدید (HDE[3]) به فرآیند بروزسازی، کارایی این الگوریتم بهبود یافت [۳۲]. در همان سال در پژوهشی دیگر الگوریتم دسته‌های میگو مبتنی بر جغرافیای زیستی با استفاده از یک اپراتور جدید به نام مهاجرت (BBKH[4]) برای حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده ارائه شد. بر اساس نتایج تجربی، رویکرد BBKH عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم کلاسیک دسته‌های میگو و سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی دارد [۳۱].

روند پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه بهینه‌سازی سبد سهام و همچنین جایگاه این پژوهش در ادبیات حاضر، در جدول ۱ نشان داده شده‌است.

---

1. Setiawan
2. Krill Herd
3. Hybrid differential evolution
4. Biogeography-based krill herd

*جدول ۱. جایگاه پژوهش حاضر در بین پژوهش‌های مرتبط*

| سال | روش حل | معیار | محدودیت | نتیجه گیری |
|---|---|---|---|---|
| ۲۰۰۰[۴] | الگوریتم های ژنتیک، جستجوی ممنوعه و تبرید شبیه‌سازی شده | واریانس | کاردینالیتی، سقف و کف هر سهم و وزن | کارایی هر سه الگوریتم در یافتن مرز کارا |
| ۲۰۰۸[۳] | برنامه نویسی خطی عدد صحیح مخلوط | MAD و CVaR | کاردینالیتی و هزینه معاملات | برتری مدل CVaR نسبت به مدل MAD |
| ۲۰۱۲[۸] | الگوریتم دسته‌های میگو و مقایسه با الگوریتم مورچگان، ژنتیک و ازدحام ذرات | | | برتری الگوریتم دسته‌های میگو با اپراتور crossover |
| [۱۰] ۲۰۱۳ | مدل تکه هدفه (کمینه سازی واریانس پرتفوی) | VaR | کاردینالیتی و فروش استقراضی | کارایی مدل در انتخاب پرتفوی بهینه با در نظر گرفتن فروش استقراضی |
| [۳۱] ۲۰۱۴ | ارائه الگوریتم دسته های میگو با اپراتور جغرافیای زیستی و مقایسه با الگوریتم‌های کلونی زنبور، مورچگان، خفاش، کوکو، تکامل تفاضلی، تکاملی، ژنتیک، جستجوی هارمونی، یادگیری مبتنی بر جمعیت، ازدحام ذرات و ژنتیک چند هدفه | | | برتری الگوریتم دسته‌های میگو با جغرافیای زیستی اپراتور |
| [۲۰] ۲۰۱۷ | چرخه آب چندهدفه ، ژنتیک چندهدفه، پرندگان چندهدفه | | وزن | برتری الگوریتم چرخه آب نسبت به دو مورد دیگر |
| [۲۹] ۲۰۱۸ | الگوریتم دسته های میگو، رقابت استعماری، ازدحام ذرات | واریانس، SV، CVaR | وزن | برتری الگوریتم دسته های میگو در یافتن مرز کارا |
| [۲۲] ۲۰۱۸ | الگوریتم رقابت استعماری | واریانس، SV، MAD، CVAR | کاردینالیتی و سقف و کف هر سهم | برتری سنجه Cvar نسبت به سنجه های دیگر |
| [۱۴] ۲۰۱۹ | الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تکاملی پارتو | SV، CVaR | | برتری الگوریتم پیشنهادی هر هر سه معیار مورد بررسی |
| [۱۲] ۲۰۲۰ | الگوریتم ترکیبی مورچگان، ژنتیک، کلونی زنبور عسل | VaR ، CVaR | کاردینالیتی و سقف و کف هر سهم | کارایی الگوریتم پیشنهادی |
| [۲۵] ۲۰۲۰ | الگوریتم ژنتیک، ملخ، کرم شب تاب، شعله پروانه، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و سنجاقک | VaR ، CVaR | وزن | برتری الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری |
| [۲۱] ۲۰۲۰ | روش شبیه سازی تاریخی ، روش واریانس- کوواریانس، نظریه ارزش فرین | VaR | وزن | برتری سنجه VaR از نظر دقت پیش بینی و نسبت تخطی |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| [۱۹] ۲۰۲۰ | الگوریتم فرابتکاری ترکیبی ژنتیک و بهینه‌سازی شیر | واریانس | کاردینالیتی و حداقل نرخ برگشت مورد انتظار | برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم نهنگ در معیارهای بازده، ریسک و زمان رسیدن به جواب |
| ۲۰۲۰[۹] | مدل میانگین متحرک موزون نمایی، شبیه سازی مونت کارلو و مدل گارچ | VaR | | برتری الگوی میانگین متحرک موزون نمایی |
| [۳۰] ۲۰۲۰ | سیستم استنتاج فازی | واریانس، MAD، CVAR | وزن | برتری روش ارائه شده با معیار CVaR |
| ۲۰۲۱[۷] | الگوریتم های تکاملی موازی | CVaR | کاردینالیتی | افزودن محدودیت تعداد دارایی به مدل نتایج دقیق تری ارائه می دهد. |
| [۱۳] ۲۰۲۱ | الگوریتم ژنتیک چندهدفه و ماکزیمم نسبت شارپ | CVaR | وزن | برتری الگوریتم ژنتیک چند هدفه نسبت به ماکزیمم شارپ |
| [۲۶] ۲۰۲۱ | الگوریتم هوشمند آتش بازی و الگوریتم انبوه ذرات | VaR | کاردینالیتی | زمان اجرای الگوریتم انبوه ذرات کمتر و سرعت همگرایی آن بیشتر است. |
| پژوهش حاضر | الگوریتم دسته های میگو | VaR و CVaR | کاردینالیتی و وزن | عملکرد مدل با سنجه CVaR بهتر است اما تفاوت معنادار نیست. محدودیت کاردینالیتی عملکرد مدل را بهبود می دهد. |

همانطور که در جدول ۱ قابل مشاهده است، با وجود عملکرد بسیار مناسب الگوریتم دسته‌های میگو در بهینه‌سازی سبد سهام، تنها یک پژوهش به بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم دسته‌های میگو انجام شده است که در آن مسئله با معیارهای ریسک واریانس، نیم‌واریانس و CVaR مدلسازی شده‌است [۲۹]. هر چند VaR ویژگی زیرجمع‌پذیری[1] را ندارد و بنابراین یک معیار ریسک منسجم محسوب نمی‌شود، اما همچنان یک معیار ریسک محبوب و رایج در بین سرمایه‌گذاران و فعالان بازار به شمار می‌رود. تاجایی که در قوانین کمیته بال به دلیل سادگی محاسبه و همچنین قابلیت درک بهتر VaR، در سنجش ریسک از این معیار استفاده می شود. در پژوهش حاضر با بررسی و مقایسه عملکرد بهینه‌سازی سبد با معیار VaR، لزوم سنجش ریسک سبد با معیار CVaR مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. همچنین در پژوهش [۲۹] محدودیت‌های رایج در مسئله بهینه‌سازی سبد سهام در نظر گرفته نشده‌است. در واقعیت سهامداران به دلیل هزینه‌های بالای معاملاتی و همچنین نیاز به مدیریت و کنترل مداوم نوسانات سهام مختلف،

[1] Subadditivity

تمایلی به سرمایه‌گذاری در سبدهای بسیار متنوع ندارند. در این پژوهش محدودیت کاردینالیتی به مدل بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم دسته‌های میگو اضافه می‌شود و اثر آن در کارایی مدل مورد سنجش و ارزیابی قرار می‌گیرد.

## ۳. روش‌شناسی پژوهش

در این تحقیق برای تشکیل سبد سهام بهینه، قیمت‌های تعدیل‌شده ۳۵ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار در بازه زمانی ۱۰ ساله یعنی از ۱۳۹۰/۰۱/۰۱ تا ۱۴۰۰/۰۱/۰۱ مورداستفاده قرارگرفته است (قیمت تعدیل‌شده، همان قیمت پایانی است که سود تقسیمی و افزایش سرمایه نیز در آن لحاظ شده‌است). در ادامه برای دستیابی به نتایجی نزدیک به واقعیت از روش پنجره غلتان استفاده گردیده است که در آن داده‌های آموزش در مرحله اول از ۱۳۹۰/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۸/۰۱/۰۱ و داده‌های آزمایش از ۱۳۹۸/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۸/۱۲/۲۹ بود و در ادامه برای مرحله دوم بازه زمانی دوره آموزش از ۱۳۹۱/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۹/۰۱/۰۱ و داده‌های آزمایش از ۱۳۹۹/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۹/۱۲/۲۹ قرار داده شده است. لازم به ذکر است که در پژوهش حاضر به جهت تک هدفه کردن مدل‌ها از رابطه بازده اضافی روی VaR [۵] برای مدل میانگین–VaR که از این پس مدل I خوانده خواهد شد، و از رابطه نسبت شارپ شرطی [۲] برای مدل میانگین–CVaR که از این پس مدل II خوانده خواهد شد، استفاده گردیده است که در هر دو مدل برای محاسبه ریسک سالیانه از شبیه‌سازی تاریخی به کمک قیمت‌های تعدیل شده و محدودیت تعداد دارایی استفاده شده است که به شکل زیر می‌باشد:

$$Max \frac{(\sum_{i=1}^{N} r_{it} * w_i)p_t - r_f}{VaR\left(\square\right) \text{ یا } CVaR\left(\square\right)}$$

*S.t:* رابطه (۵)

$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$ رابطه (۶)

$$\sum_{i=1}^{n} \delta_i = k \quad , \quad \delta_i = \begin{cases} 0 & wi \leq 0 \\ 1 & wi > 0 \end{cases} \quad , i = 1,2,\dots,n$$ رابطه (۷)

$0 \leq w \leq 1 \quad , \quad i = 1,2,3,\dots..,N$ رابطه (۸)

در روابط بالا $k$ حداکثر تعداد دارایی‌های سبد منتخب می‌باشد و $\delta_i$ یک متغیر دو دویی است که در صورتی که از یک دارایی در سبد استفاده گردد یک و در غیر این صورت صفر می‌شود.

### مدل مفهومی رفتار جمعی میگوها

الگوریتم دسته‌های میگو یک الگوریتم جدید الهام گرفته ازنظر زیست‌شناختی برای حل مسائل بهینه‌سازی و مبتنی بر شبیه‌سازی رفتار جمعی میگوها است. در این الگوریتم کمترین

مسافت هر تک میگو تا غذا و کمترین مسافت هر تک میگو تا بالاترین تراکم دسته میگوها به‌عنوان تابع هدف در نظر گرفته می‌شود. موقعیت وابسته به زمان یک میگو توسط سه عامل اصلی حرکت ایجادشده توسط سایر تک میگوها، فعالیت غذایابی و پراکندگی تصادفی تعیین می‌شود و مدل لاگرانژی آن طبق رابطه (۹) است که در آن $N_i$، حرکت ایجادشده توسط سایر تک میگوها، $F_i$ حرکت جهت غذایابی و $D_i$، پراکندگی تصادفی $i$ امین تک میگو است [۸].

$$\frac{dX_i}{dt} = N_i + F_i + D_i$$ رابطه (۹)

برای یک میگو، حرکت جدید با رابطه (۱۰) قابل‌محاسبه است.

$$N_i^{new} = N^{max}\alpha_i + W_n N_i^{old}$$ رابطه (۱۰)

$$\alpha_i = \alpha_i^{local} + \alpha_i^{target}$$ رابطه (۱۱)

که در آن، $N^{max}$، حداکثر سرعت ایجادشده، $w_n$، وزن گریز از مرکز ناشی از حرکت ایجادشده در دامنه [۰،۱]، $N_i^{old}$، آخرین حرکت ایجادشده، $\alpha_i^{local}$، اثر محلی است که توسط همسایگان ایجادشده و $\alpha_i^{target}$، اثر جهت هدف به وجود آمده توسط بهترین میگو است. اثر محلی ایجادشده توسط همسایگان را می‌توان از رابطه (۱۲) به‌دست آورد:

$$\alpha_i^{local} = \sum_{j=1}^{NN} \hat{K}_{i,j}\,\hat{X}_{i,j}$$ رابطه (۱۲)

$$\hat{K}_{i,j} = \frac{K_j - K_i}{\|K^{worst} - K^{best}\| + \varepsilon}$$ رابطه (۱۳)

$$\hat{X}_{i,j} = \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\| + \varepsilon}$$ رابطه (۱۴)

Kbestو Kworst، بهترین و بدترین مقادیر تابع هدف تک میگوها تاکنون هستند. Ki، مقدار تابع هدف برای iامین تک میگو، Kj مقدار تابع هدف برای jامین همسایه $X\ (j = 1,2,\dots,N)$، موقعیت‌های مربوط و NN تعداد همسایگان است. دلیل استفاده از ε صفر نشدن مخرج است.

برای انتخاب همسایه می‌توان یک نسبت همسایگی به کمک رابطه (۱۵) تعریف کرد تا تعداد نزدیک‌ترین تک میگوها برای هر تکرار پیدا شود. در این رابطه $d_{s,i}$ همان نسبت همسایگی و $N$ تعداد میگو است:

$$d_{s,i} = \frac{1}{5N}\sum_{j=1}^{N}\|X_i - X_j\|$$ رابطه (۱۵)

تأثیر هر میگو با بهترین مقدار تابع هدف آن از رابطه زیر قابل‌محاسبه است که در آن $C^{best}$ ضریب مؤثر هر تک میگو می‌باشد:

$$\alpha_i^{target} = C^{best}\hat{K}_{i,best}\hat{X}_{i,best}$$ رابطه (۱۶)

$$C^{best} = 2\left(rand + \frac{1}{I_{max}}\right)$$ رابطه (۱۷)

حرکت غذایابی ازنظر دو پارامتر اصلی غذا و تجربه قبلی درمورد محل غذا فرموله شده است. این حرکت را می‌توان برای i امین میگو به کمک روابط زیر محاسبه کرد:

$$f_i = V_f \beta_i + w_f F_i^{old}$$ رابطه (۱۸)

$$\beta_i = \beta_i^{food} + \beta_i^{best}$$ رابطه (۱۹)

$$X^{food} = \frac{\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{K_i} X_i}{\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{K_i}}$$ رابطه (۲۰)

$$X_i^{food} = C^{food} \hat{K}_{i,food} \hat{X}_{i,food}$$ رابطه (۲۱)

$$C^{food} = 2\left(1 - \frac{I}{I_{max}}\right)$$ رابطه (۲۲)

$$\beta_i^{best} = \hat{K}_{i,best} \hat{X}_{i,best}$$ رابطه (۲۳)

$V_f$ سرعت غذایابی می‌باشد که برابر است با $0.002\ ms^{-1}$، $w_f$ وزن گریز از مرکز، $F_i^{old}$ آخرین حرکت غذایابی، $\beta_i^{food}$ جذب غذا، $\beta_i^{best}$ اثر بهترین تابع هدف بر i امین میگو، $C^{food}$ ضریب غذا و $\hat{K}_{i,best}$ بهترین مکانی است که قبلاً i امین میگو در آن قرار داشته‌است.

انتشار فیزیکی تک میگوها یک فرایند تصادفی محسوب می‌شود. این حرکت می‌تواند به کمک حداکثر سرعت انتشار پراکنده شدن ($D^{max}$) و یک بردار جهت‌دار تصادفی که آرایه‌های آن مقادیر تصادفی بین ۱- تا ۱ هستند ($\delta$) به شرح زیر بیان شود:

$$D_i = D^{max} \delta$$ رابطه (۲۴)

ولپرت و مک ردی[1] [۳۳] برای حداکثر سرعت پراکندگی تک میگوها بازه‌ای به شکل زیر پیشنهاد دادند:

$$D^{max} \epsilon [0/002 . 0/010] (ms^{-1})$$ رابطه (۲۵)

در این بازه عددی به‌طور تصادفی انتخاب می‌شود. هرچه موقعیت میگو بهتر باشد، تصادفی بودن حرکت آن کمتر است؛ بنابراین اصطلاح دیگری به فرمول انتشار فیزیکی اضافه شده است تا این تأثیر را در نظر بگیرد:

$$D_i = D^{max} \left(1 - \frac{I}{I^{max}}\right) \delta$$ رابطه (۲۶)

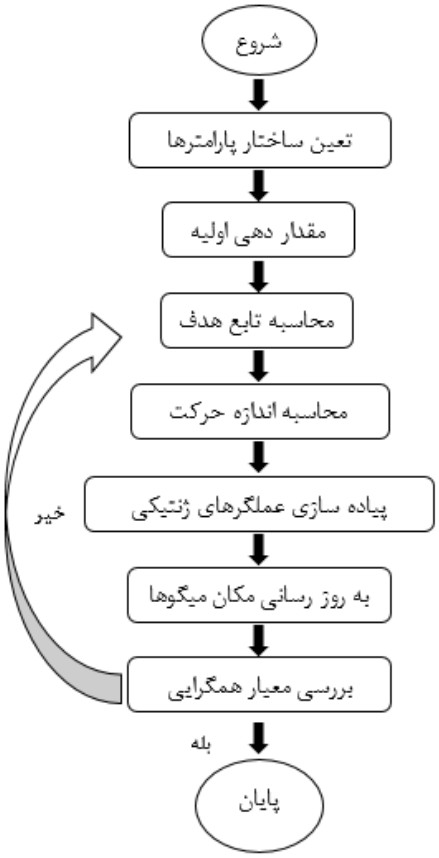
گام‌های اجرایی الگوریتم دسته‌های میگو به صورت زیر است. فلوچارت الگوریتم نیز در شکل ۱ نشان داده‌شده است.

1. Wolpert and Macready

۱. تعیین فرمت متغیرها
۲. مقداردهی اولیه پارامترها
۳. تعیین حد بالا و پایین متغیرها
۴. ایجاد جمعیت اولیه میگوها به طور تصادفی
۵. با توجه به محدودیت تعداد سهام باید به همان تعداد بهترین میگوها را انتخاب و موقعیت دیگر میگوها را صفر قرار داد (رابطه ۶ و ۷). (لازم به ذکر است که در این مرحله باید جمع X ها (مکان میگوها) به دلیل وجود محدودیت وزن کل سهام موجود در سبد برابر با ۱ شود)
۶. محاسبه تابع هدف برای هر میگو (رابطه ۵)
۷. محاسبه تابع هدف بهترین میگو و موقعیت مکانی آن (بهینه سراسری)
۸. محاسبه اندازه حرکت ایجاد شده توسط سایر میگوها (روابط ۱۰ تا ۱۷)
- محاسبه اثر همسایگی برای میگوهای همسایه نسبت به بهترین میگو (در این پژوهش حداکثر تعداد همسایگان قابل قبول ۵ در نظر گرفته شده‌است)
- محاسبه اثر بهترین میگو

۹. محاسبه اندازه حرکت ایجاد شده برای غذایابی (روابط ۱۸ تا ۲۳)
- ایجاد موقعیت غذا و قرار دادن آن به عنوان تابع هدف برای هر میگو به اندازه حداکثر تعداد تکرار
- محاسبه موقعیت غذا (تابع هدف) برای هر میگو (در این مرحله اگر بعد از تکرار دوم تابع هدف بهبود پیدا نکرد باید از مقادیر هدف در تکرار قبلی استفاده گردد)
- محاسبه فاصله هر میگو تا غذا، فاصله هر میگو تا بهترین میگو و فاصله هر میگو با میگوی دیگر

۱۰. محاسبه انتشار تصادفی یا انتشار فیزیکی (روابط ۲۴ تا ۲۶)
۱۱. پیاده‌سازی عملگرهای ژنتیکی
۱۲. به‌روزرسانی مکان میگو (موقعیت قبلی میگو به اضافه تغییرات مکان میگو)
۱۳. محاسبه تابع هدف با توجه به موقعیت مکانی جدید میگو در فضای جست و جو
۱۴. در صورت بهبود تابع هدف گام‌های الگوریتم ادامه می‌یابد و در غیر این صورت برگشت به مرحله ۶
۱۵. اگر تابع هدف بهتر از تابع هدف بهینه سراسری شده است، مقدار جدید به‌دست‌آمده جایگزین شود و برگشت به مرحله ۶، در غیر این‌صورت برگشت به مرحله ۶ با تابع هدف بهینه سراسری قبلی
۱۶. ادامه الگوریتم تا دستیابی به معیار خاتمه (ماکزیمم تکرار)




*شکل ۱: فلوچارت الگوریتم دسته‌های میگو*

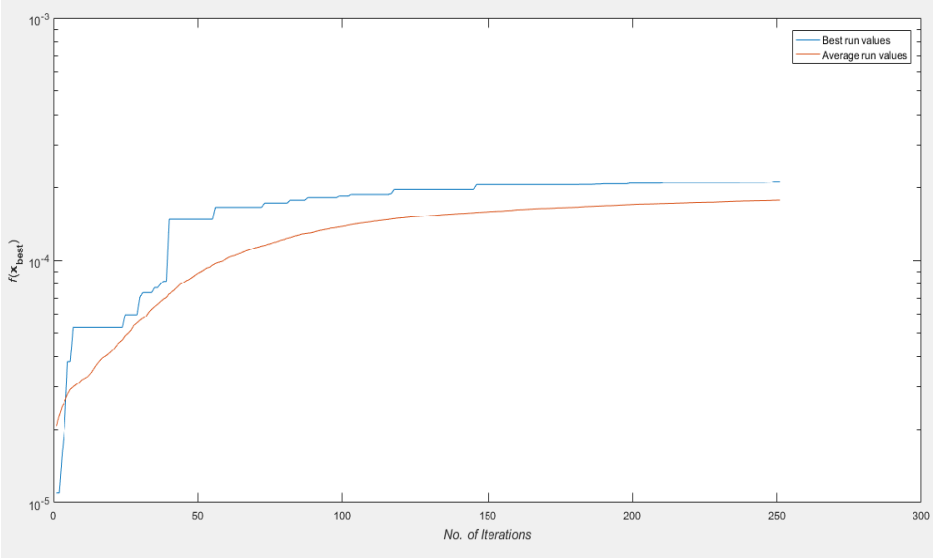
## ٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

در این بخش پس از اجرای الگوریتم و بدست آوردن سبدهای بهینه برای دو مدل I و II با تعداد سهام متفاوت، نسبت شارپ و شارپ شرطی محاسبه گردیده و کارایی این دو مدل با کاردینالیتی‌های مختلف به کمک آزمون ویلکاکسون مورد مقایسه قرار گرفته‌است. بازه مورد بررسی پژوهش سال ۹۱ تا ۹۸ است و عملکرد مدل‌ها در دو دوره، به روش پنجره غلتان، مورد ارزیابی قرار گرفته‌است.

پس از کدنویسی الگوریتم در نرم‌افزار متلب، تنظیم پارامترهای الگوریتم با روش سعی و خطا و اجرای مکرر آن مشخص شد. بنابر بررسی صورت گرفته، بهترین مقدار حداکثر تعداد تکرار در الگوریتم و اندازه جمعیت، در هر دو مدل به ترتیب ۲۵۰ و ۱۵۰ است. هرچند با تعداد تکرار بیشتر مقادیر تابع هدف بهبود می‌یابد ولی طبق شکل ۲ بعد از تکرار ۲۵۰ تغییر چشمگیری در بهبود نتایج مشاهده نمی‌شود.

*جدول ۲. تنظیم پارامتر های الگوریتم دسته‌های میگو*

| | | | |
|---|---|---|---|
| حداکثر تعداد تکرار=۵۰ | | | |
| | تعداد میگو=۱۰۰ | تعداد میگو=۱۵۰ | تعداد میگو=۲۰۰ |
| تعداد دارایی در سبد=۵ | ۰,۰۰۱۵۵۰ | ۰,۰۰۱۵۷۵ | ۰,۰۰۱۵۶۴ |
| تعداد دارایی در سبد=۱۰ | ۰,۰۰۰۸۹۹ | ۰,۰۰۱۰۹۷ | ۰,۰۰۱۰۳۹ |
| تعداد دارایی در سبد=۱۵ | ۰,۰۰۰۶۴۹ | ۰,۰۰۰۶۵۱ | ۰,۰۰۰۶۵۱ |
| حداکثر تعداد تکرار=۱۰۰ | | | |
| | تعداد میگو=۱۰۰ | تعداد میگو=۱۵۰ | تعداد میگو=۲۰۰ |
| تعداد دارایی در سبد=۵ | ۰,۰۰۱۶۰۴ | ۰,۰۰۱۶۰۵ | ۰,۰۰۱۶۰۹ |
| تعداد دارایی در سبد=۱۰ | ۰,۰۰۱۴۵۱ | ۰,۰۰۱۵۴۲ | ۰,۰۰۱۵۶۸ |
| تعداد دارایی در سبد=۱۵ | ۰,۰۰۱۵۵۵ | ۰,۰۰۱۵۶۳ | ۰,۰۰۱۵۸۳ |
| حداکثر تعداد تکرار= ۱۵۰ | | | |
| | تعداد میگو=۱۰۰ | تعداد میگو=۱۵۰ | تعداد میگو=۲۰۰ |
| تعداد دارایی در سبد=۵ | ۰,۰۰۱۶۱۵ | ۰,۰۰۱۶۱۴ | ۰,۰۰۱۶۱۷ |
| تعداد دارایی در سبد=۱۰ | ۰,۰۰۱۶۰۲ | ۰,۰۰۱۶۰۵ | ۰,۰۰۱۵۹۶ |
| تعداد دارایی در سبد=۱۵ | ۰,۰۰۱۶۲۳ | ۰,۰۰۱۶۲۶ | ۰,۰۰۱۶۲۵ |




*شکل ۲. روند همگرایی الگوریتم دسته‌های میگو طی تکرارهای متوالی*

جدول ۳ نمایانگر سبد سهام بهینه برای مدل I و جدول ۴ نمایانگر سبد سهام بهینه برای مدل II در بازه‌ی زمانی ۱۳۹۷-۱۳۹۰ می باشد. با توجه به نتایج حاصل شده می‌توان تغییرات بازده سرمایه‌گذاری در سال ۹۸ را برای هر سه سبد ۵، ۱۰ و ۱۵ سهمی ارزیابی نمود.

همان‌طور که در جدول ۳ و ۴ مشخص است بیشترین وزن در هر دو مدل، در هر سه سبد مربوط به نماد بترانس می‌باشد که نشان‌دهنده عملکرد خوب این سهم در دوره آموزش یعنی از سال ۹۰ تا ۹۷ است. با توجه به اینکه تابع هدف هر دو مدل، حداکثرسازی بازده مبتنی بر ریسک می‌باشد، طبق جدول ۵ بهترین گزینه برای تعداد سهام مجاز در سبد ۵ و بدترین آن ۱۵ است بنابراین تنوع سازی بیش از اندازه اغلب اوقات با کاهش بازده همراه خواهد بود.

با توجه به جدول ۵ بیشترین بازده در دوره آموزش در روش I متعلق به مدل ۵ سهمی با ۴۳۴ درصد و در روش II متعلق به مدل ۵ سهمی با ۴۳۷ درصد می‌باشد. به همین ترتیب طبق جدول ۶ بهترین بازده برای سال‌های ۹۰ تا ۹۷، برای هر دو مدل ۳۵۰ درصد می‌باشد.

بر اساس نتایج جدول ۶ نیز درمی‌یابیم بهترین بازده‌ها در سبد ۹۱ تا ۹۸ و همچنین ۹۹ متعلق به سبد ۵ سهمی می‌باشد، همچنین بهترین مقدار تابع هدف در هر دو روش متعلق به مدل ۵ سهمی است و لازم به ذکر است که بیشترین مقدار بازده متعلق به مدل ۵ سهمی در روش II است که با اختلاف خیلی کمی نشان از برتری این روش دارد.

*جدول ۳. سبد پیشنهادی مدل I (میانگین-VaR) برای دوره اول*

| **حداکثر تعداد تکرار=۲۵۰ , تعداد میگو=۱۵۰** | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **حداکثر تعداد سهام=۱۵** | | **حداکثر تعداد سهام=۱۰** | | **حداکثر تعداد سهام=۵** | |
| **نماد شرکت** | **وزن** | **نماد شرکت** | **وزن** | **نماد شرکت** | **وزن** |
| آسیا | ۰/۱۵۳۸۰۵۵۳ | البرز | ۰/۰۰۵۷۳۴۴۹ | بترانس | ۰/۹۷۰۲۵۶۱۷ |
| بترانس | ۰/۵۴۱۱۶۶۰۹ | آسیا | ۰/۱۶۴۸۸۶۴۴ | حکشتی | ۰/۰۱۸۷۶۱۸۴ |
| بنیرو | ۰/۰۰۰۰۹۳۵۹ | بترانس | ۰/۷۲۴۷۲۴۴۵ | خساپا | ۰/۰۰۰۰۰۱۱۶ |
| پدرخش | ۰/۱۱۱۱۵۴۵۷ | پدرخش | ۰/۰۰۱۹۳۴۳۷ | رانفور | ۰/۰۰۲۷۵۱۸۴ |
| حکشتی | ۰/۱۵۵۳۷۸۹۷ | حکشتی | ۰/۰۶۱۴۳۸۱۵ | شاراک | ۰/۰۰۸۲۲۸۹۸ |
| رانفور | ۰/۰۰۹۴۰۷۲۷ | خگستر | ۰/۰۰۸۰۶۱۸۵ | | |
| شاراک | ۰/۰۲۵۹۲۶۵۹ | رانفور | ۰/۰۱۶۴۲۳۹۱ | | |
| فخوز | ۰/۰۰۲۸۴۲۳۹ | شاراک | ۰/۰۱۱۷۴۵۴۶ | | |
| کچاد | ۰/۰۰۰۰۱۱۹۳ | فخاس | ۰/۰۰۵۰۴۲۲۸ | | |
| وپارس | ۰/۰۰۰۰۰۰۰۵ | کچاد | ۰,۰۰۰۰۰۸۶۰ | | |
| وصندوق | ۰/۰۰۰۲۱۳۰۲ | | | | |

*جدول ۴. سبد پیشنهادی مدل II (میانگین-CVaR) برای دوره اول*

| حداکثر تعداد تکرار=۲۵۰ , تعداد میگو=۱۵۰ | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| حداکثر تعداد سهام=۱۵ | | حداکثر تعداد سهام=۱۰ | | حداکثر تعداد سهام=۵ | |
| نماد شرکت | وزن | نماد شرکت | وزن | نماد شرکت | وزن |
| اخابر | ۰/۰۰۰۰۰۰۰۱ | بترانس | ۰/۷۵۴۳۵۰۵۳ | بترانس | ۰/۹۸۲۸۱۴۹۷ |
| البرز | ۰/۰۰۱۹۱۴۵۶ | پدرخش | ۰/۰۵۸۴۸۷۷۹ | رانفور | ۰/۰۰۰۳۳۳۸۳ |
| آسیا | ۰/۰۵۶۳۸۱۹۲ | حکشتی | ۰/۱۰۷۸۶۰۴۸ | شاراک | ۰/۰۱۰۸۰۳۸۳ |
| بترانس | ۰/۵۳۹۸۴۷۳۴ | خگستر | ۰/۰۰۱۰۵۸۳۴ | فخاس | ۰/۰۰۵۹۴۸۰۵ |
| پدرخش | ۰/۱۵۹۷۴۱۷۴ | رانفور | ۰/۰۲۱۳۷۵۱۰ | فخوز | ۰/۰۰۰۰۹۹۳۳ |
| حکشتی | ۰/۱۵۷۹۷۰۷۶ | شاراک | ۰/۰۲۲۹۶۱۵۷ | | |
| خساپا | ۰/۰۰۰۰۰۰۰۸ | فاراک | ۰/۰۰۲۰۴۶۷۸ | | |
| خگستر | ۰/۰۰۰۰۰۰۰۹ | فخاس | ۰/۰۲۷۶۳۶۲۴ | | |
| خودرو | ۰/۰۰۱۰۹۶۷۱ | فخوز | ۰/۰۰۴۲۲۱۳۳ | | |
| رانفور | ۰/۰۲۷۸۷۰۵۵ | لپارس | ۰/۰۰۰۰۰۱۸۵ | | |
| شاراک | ۰/۰۵۴۱۲۹۹۰ | | | | |
| شبریز | ۰/۰۰۰۲۸۳۰۸ | | | | |
| فاراک | ۰/۰۰۰۲۵۶۳۴ | | | | |
| لپارس | ۰/۰۰۰۰۰۰۰۱ | | | | |
| وپارس | ۰/۰۰۰۵۰۶۹۱ | | | | |

*جدول ۵. نتایج حاصل از الگوریتم میگو برای هر دو مدل در دوره اول مورد بررسی*

| | میانگین-ارزش در معرض خطر( I ) | | | میانگین-ارزش در معرض خطر شرطی( II ) | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | حداکثر تعداد سهام=۱۵ | حداکثر تعداد سهام=۱۰ | حداکثر تعداد سهام=۵ | حداکثر تعداد سهام=۱۵ | حداکثر تعداد سهام=۱۰ | حداکثر تعداد سهام=۵ |
| بهترین مقدار تابع هدف در دوره آموزش | ۰/۰۰۰۲۲ | ۰/۰۰۰۱۲ | ۰/۰۰۰۲۸ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۰۰۰۲۳ | ۰/۰۰۰۲۶ |
| بدترین مقدار تابع هدف در دوره آموزش | ۰/۰۰۰۱۲ | ۰/۰۰۰۲۱ | ۰/۰۰۰۰۴ | ۰/۰۰۰۱۲ | ۰/۰۰۰۱۵ | ۰/۰۰۰۲۵ |
| بازده سالانه سبد در دوره آموزش(۹۰-۹۸) | ۳/۰۹۰۰۱ | ۳/۵۲۵۲۷ | ۴/۳۴۹۴۰ | ۳/۲۶۵۳۱ | ۳/۸۴۸۹۷ | ۴/۳۷۳۲۸ |
| بازده سالانه سبد در دوره تست(۹۸) | ۲/۷۲۲۰۱ | ۲/۹۹۶۸۷ | ۲/۸۴۷۰۹ | ۲/۴۹۱۱۳ | ۲/۶۳۲۱۰ | ۲/۸۵۳۷۲ |
| نسبت شارپ | ۰/۶۱۲۱ | ۰/۵۰۵۶ | ۰/۴۷۱۱ | ۰/۶۳۱۴ | ۰/۵۳۳۳ | ۰/۴۶۷۹ |
| نسبت شارپ شرطی | ۰/۰۰۰۲۰ | ۰/۰۰۰۲۲ | ۰/۰۰۰۲۶ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۰۰۰۲۳ | ۰/۰۰۰۲۶ |

*جدول ۶. نتایج حاصل از الگوریتم میگو برای هر دو مدل در دوره دوم مورد بررسی*

| | **میانگین-ارزش در معرض خطر( I )** | | | **میانگین-ارزش در معرض خطر شرطی( II )** | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | حداکثر تعداد سهام=۱۵ | حداکثر تعداد سهام=۱۰ | حداکثر تعداد سهام=۵ | حداکثر تعداد سهام=۱۵ | حداکثر تعداد سهام=۱۰ | حداکثر تعداد سهام=۵ |
| بهترین مقدار تابع هدف در دوره آموزش | ۰/۰۰۰۲۱ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۰۰۰۲۱ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۰۰۰۲۲ |
| بدترین مقدار تابع هدف در دوره آموزش | ۰/۰۰۰۱۱ | ۰/۰۰۰۱۳ | ۰/۰۰۰۲۲ | ۰/۰۰۰۰۹ | ۰/۰۰۰۱۰ | ۰/۰۰۰۱۹ |
| بازده سالانه سبد در دوره آموزش(۹۱-۹۹) | ۳/۲۵۴۴۹ | ۳/۳۳۶۴۶ | ۳/۵۰۸۲۲ | ۳/۲۶۳۰۳ | ۳/۳۱۵۶۴ | ۳/۵۰۹۹۷ |
| بازده سالانه سبد در دوره تست(۹۹) | ۰/۱۱۳۴۶ | ۰/۰۳۵۶۴ | ۰/۱۳۹۸۴ | ۰/۱۰۵۲۱ | ۰/۰۵۳۰۵ | ۰/۱۳۹۹۴ |
| نسبت شارپ | ۰/۶۱۹۸ | ۰/۵۷۰۲ | ۰/۴۲۲۸ | ۰/۶۱۵۰ | ۰/۶۰۶۱ | ۰/۴۲۳۰ |
| نسبت شارپ شرطی | ۰/۰۰۰۲۱ | ۰/۰۰۰۱۸ | ۰/۰۰۰۲۲ | ۰/۰۰۰۲۱ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۰۰۰۲۲ |

به‌منظور اطمینان از نتایج حاصل و به دلیل عدم برقراری فرض نرمال بودن نمونه از آزمون ویلکاکسون در نرم‌افزار *SPSS* استفاده گردیده است. برای این منظور نسبت شارپ و شارپ شرطی برای هر دو مدل محاسبه شده و به مقایسه زوجی آن‌ها پرداخته شده است که نتایج حاصل از آن در جدول ۷ آمده‌است.

رابطه (۲۷)
$$\begin{cases} H_0: \mu_1 = \mu_2 \\ H1: \mu_1 \neq \mu_2 \end{cases}$$

*جدول ۷. آزمون ویلکاکسون زوجی نسبت شارپ شرطی (۱) و نسبت شارپ (۲) مدل‌های مبتنی بر VaR*

| | | N | میانگین رتبه | مجموع رتبه ها | Z | Asymp. Sig. (2-tailed) | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| رتبه های منفی | ۸[a 1] | ۱۰/۷۵ | ۸۶ | −۰/۰۲۲[a] | ۰/۹۸۳ | ۱ |
| رتبه های مثبت | ۱۰[b 2] | ۸/۵۰ | ۸۵ | | | |
| روابط | ۰[c 1] | | | | | |
| جمع | ۱۸ | | | | | |
| رتبه های منفی | ۱۱[a] | ۱۱/۱۸ | ۱۲۳ | −۱/۶۳۳[a] | ۰/۱۰۲ | ۲ |
| رتبه های مثبت | ۷[b] | ۶/۸۶ | ۴۸ | | | |
| روابط | ۰[c] | | | | | |
| جمع | ۱۸ | | | | | |

با توجه به اینکه مقدار معناداری (*Sig*) در آزمون انجام‌شده برای نسبت شارپ شرطی مدل‌ها برابر ۰/۹۸۳ است و بزرگ‌تر از ۰/۰۵ می‌باشد، فرض صفر رد نمی‌شود و با سطح اطمینان ۹۵ درصد نتایج نسبت شارپ شرطی مدل میانگین-VaR از تفاوت معناداری با نتایج نسبت شارپ شرطی مدل میانگین-*CVaR* برخوردار نیست. همچنین با توجه به اینکه مقدار معناداری (Sig)

در آزمون انجام‌شده برای نسبت شارپ روش‌ها برابر ۰/۱۰۲ است و کوچک‌تر از ۰/۰۵ نمی‌باشد فرض صفر رد نمی‌شود.

## ۵. بحث و نتیجه‌گیری

به‌طورکلی تنوع‌بخشی و افزایش تعداد سهام می‌تواند ریسک غیرسیستماتیک را کاهش دهد اما افزایش بیش از اندازه تعداد سهام مطلوب نیست، چراکه اداره یک سبد با تعداد سهام بالا نیاز به مدیریت پویا و تحلیل‌های وقت‌گیر دارد و اگر سهمی در این میان کنترل نشود افزایش ریسک را به همراه خواهد داشت. همچنین افزایش بیش از اندازه تعداد معاملات، افزایش هزینه معاملات و کاهش سود را به همراه دارد. طبق نتایج حاصل از اجرا و پیاده‌سازی مدل‌های پژوهش حاضر، محدودیت کاردینالیتی عملکرد مدل بهینه‌سازی سبد را بهبود می‌بخشد و سبد متشکل از ۵ سهم بازدهی بهتری نسبت به سبد متشکل از ۱۰ و ۱۵ سهم دارد. همچنین توانایی الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو در بهینه‌سازی سبد سهام عضو بازار بورس تهران از نظر نسبت شارپ و شارپ شرطی تایید شد. در پایان بنا بر نتایج حاصل از جداول و آزمون فرض مشخص گردید که هرچند مدل میانگین-CVaR نسبت به میانگین-VaR نسبت شارپ و شارپ شرطی بهتری را ارائه می‌کند اما این برتری معنادار نیست.

نتایج حاصل از پژوهش حاضر در مقایسه معیارهای سنجش ریسک برای بهینه‌سازی سبد، مشابه نتایج پژوهش‌های پیشین است. از جمله انگلی و همکاران [۳] با مقایسه معیارهای MAD وCVaR برتری معیار CVaR را ثابت کردند. نشاطی‌زاده و همکاران[۲۲] در مقایسه معیارهای SV ، MAD و CVaR به برتری CVaR رسیدند. همچنین روکافلر [۲۵] عملکرد VaR و CVaR را در بهینه‌سازی سبد با الگوریتم‌های ژنتیک، ملخ، کرم شب تاب، شعله پروانه، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و سنجاقک بررسی کرد و عملکرد CVaR را بهتر از VaR ارزیابی کرد.

### ٦. پیشنهادات و محدودیت‌های پژوهش

سرمایه‌گذاران همواره خواهان آن هستند که با حداقل معاملات و به‌طبع پایین‌ترین هزینه‌های معاملاتی به سبد بهینه با حداکثر بازده و حداقل ریسک دست یابند. بر اساس نتایج تحقیق، به سرمایه‌گذاران و مدیران سرمایه‌گذاری پیشنهاد می‌شود برای کسب نتایجی بهتر، الگوریتم فرا ابتکاری دسته‌های میگو با سنجه‌ی ارزش در معرض خطر شرطی را جایگزین روش‌های قبلی نمایند. همچنین به سرمایه‌گذاران پیشنهاد می‌شود از انتخاب سبدهای با تنوع بیش از حد اجتناب کنند. در ادامه نیز برای بهبود و ارتقای سطح تحقیقات آتی حوزه‌های زیر به محققین علاقه‌مند پیشنهاد می‌گردد:

۱. مقایسه و تلفیق الگوریتم فرا ابتکاری دسته‌های میگو با الگوریتم‌های موفق در بهینه‌سازی سبد سهام ازجمله ژنتیک چندهدفه، ازدحام ذرات، چرخه آب و زنبورعسل.
۲. درنظرگرفتن دیگر محدودیت‌های مطلوب سرمایه‌گذاران جهت مدیریت سبد در دنیای واقعی
۳. مدل‌سازی مسئله انتخاب سبد چند نوع دارایی با محدودیت‌های دنیای واقعی و بررسی کارایی الگوریتم دسته‌های میگو در بهینه‌سازی آن

## منابع


1. Afshar Kazemi, M., Shams, M., Kargar, M. (2014). Development of a new model for stock market portfolio optimization using Markowitz method and its correction by cosine model and its solution by genetic algorithm. Islamic Azad University, Central Tehran Branch, *Financial Engineering and Securities Management.* , 5(18), 81-104.(in pesrian)

2. Agarwal, V., & Naik, N. Y. (2004). Risks and portfolio decisions involving hedge funds. *The Review of Financial Studies*, 17(1), 63-98.

3. Angelelli, E., Mansini, R., & Speranza, M. G. (2008). A comparison of MAD and CVaR models with real features. *Journal of Banking & Finance*, *32*(7), 1188-1197.

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

5. Dowd, K. (2000). Adjusting for risk:: An improved Sharpe ratio. *International review of economics & finance*, 9(3), 209-222.

6. Eslami Bidgoli, G., Vafi Sani, J., Alizadeh, M., Bajelan, S. (2009). Optimization and evaluation of the effect of diversity on portfolio performance using Ant Algorithm. *Journal of Securities Exchange*., 2(5), 57-75.(in pesrian)

7. Ferreira, F. G., & Cardoso, R. T. (2021). Mean-CVaR Portfolio Optimization Approaches with Variable Cardinality Constraint and Rebalancing Process. Archives of Computational Methods in Engineering, 1-18.

8. 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.

9. Ghanbari memeshi, E., nabavi chashmi, S., memarian, E. (2020). Value at Risk Assessment in Tehran Stock Exchange using Non-parametric and parametric Approaches. , 12(46), 252-272.(in pesrian)

10. Ghasemi, H., Najafi, A. (2013). Portfolio Optimization in terms of Justifiability Short Selling and Some Market Practical Constraints. *Financial Research Journal*, 14(2), 117-132. doi: 10.22059/jfr.2013.51062.(in pesrian)

11. Hanifi, F. (2001). Value at risk, A new approach to risk management. Capital(1).(in pesrian)

12. Kalayci, C. B., Polat, O., & Akbay, M. A. (2020). An efficient hybrid metaheuristic algorithm for cardinality constrained portfolio optimization. Swarm and Evolutionary Computation, 54, 100662.

13. Karimi, A. (2021). Stock portfolio optimization using multi-objective genetic algorithm (NSGA II) and maximum Sharp ratio. 12(46), 389-410.(in pesrian)

14. Kaucic, M., Moradi, M., & Mirzazadeh, M. (2019). Portfolio optimization by improved NSGA-II and SPEA 2 based on different risk measures. *Financial Innovation*, 5(1), 1-28.

15. Konno, H., & Yamazaki, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Management science*, 37(5), 519-531.

16. Lwin, K. T., Qu, R., & MacCarthy, B. L. (2017). Mean-VaR portfolio optimization: A nonparametric approach. *European Journal of Operational Research*, 260(2), 751-766.

17. Markowitz, H. (1952). Modern portfolio theory. *Journal of Finance*, *7*(11), 77-91.

18. Markowitz, H. M. (1959). Efficient diversification of investments. *John Wiley and Sons*, 12, 26-31.

19. Mirabi, M., Zarei Mahmoudabadi, M. (2020). Optimization Portfolio Selection in Risk Situations with Combined Meta-Heuristic Algorithm of Genetic Algorithm (GA) and Lion Optimization Algorithm (LOA). *Journal of Financial Management Perspective*, 10(32), 33-56. doi: 10.52547/JFMP.10.32.33. (in pesrian)

20. Moradi, M. (2017). Portfolio Optimization in Tehran Stock Exchange by Water Cycle Algorithm. *Journal of Financial Management Perspective*, 7(20), 9-32. (in pesrian)

21. Mozaffari, M., Nikoomaram, H. (2020). Assessing the Efficiency of the Value-at-Risk Index (VAR) using Extreme Value Theory in comparison with traditional risk assessment methods. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 13(46), 179-191.(in pesrian)

22. Neshatizade, L., Haidari, H. (2018). Studying of Volatility and Risk in Portfolio-Optimization Model Using of Imperialist Competitive Algorithm. *Journal of Econometric Modelling*, 3(4), 11-35. doi: 10.22075/jem.2019.14615.1162

23. QASEMI, J., FARZAD, S. (2019). An Overview of the Application of Meta Heuristic Algorithms in Financial Field. *Commercial Surveys*, 17(96), 56-77. Qodosi, S., Tehrani, R., Bashiri, M. (2015). Portfolio optimization with simulated annealing algorithm. *Financial Research Journal*, 17(1), 141-158. doi: 10.22059/jfr.2015.52036.(in pesrian)

24. Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *Journal of risk*, 2, 21-42.

25. Setiawan, E. P. (2020, July). Comparing bio-inspired heuristic algorithm for the mean-CVaR portfolio optimization. In Journal of Physics: Conference Series, 1581(01) , 012014.

26. Shahriari, A., Daei- Karimzadeh, S., Behmanesh, R. (2021). Stock portfolio optimization in fireworks algorithm using risk value and comparison with Particle Swarm Optimization (PSO). *Journal of Financial Management Perspective*, 11(35), 9-37. doi: 10.52547/jfmp.11.35.9. (in pesrian)

27. Shiri Ghehi, A., Didehkhani, H., Khalili Damghani, K., Saeedi, P. (2018). Developing a Fuzzy Multibjective Model for Multiperiod Portfolio Optimazation Considering Average Value at Risk. 9(35), 131-151.(in pesrian)

28. Taghizadeh Yazdi, M., Fallahpour, S., Ahmadi Moghaddam, M. (2017). Portfolio selection by means of Meta-goal programming and extended lexicograph goal programming approaches. *Financial Research Journal*, 18(4), 591-612. doi: 10.22059/jfr.2017.62580.(in pesrian)

29. Tehrani, R., Fallah Tafti, S., & Asefi, S. (2018). Portfolio optimization using krill herd metaheuristic algorithm considering different measures of risk in Tehran stock exchange. *Financial research journal*, 20(4), 409-426.

30. Unni, A. C., & Ongsakul, W. (2020). Fuzzy-based novel risk and reward definition applied for optimal generation-mix estimation. Renewable Energy, 148, 665-673.

31. Wang, G. G., Gandomi, A. H., & Alavi, A. H. (2014). An effective krill herd algorithm with migration operator in biogeography-based optimization. *Applied Mathematical Modelling*, 38(9-10), 2454-2462.

32. Wang, G. G., Gandomi, A. H., Alavi, A. H., & Hao, G. S. (2014). Hybrid krill herd algorithm with differential evolution for global numerical optimization. *Neural Computing and Applications*, 25(2), 297-308.

33. Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*, *1*(1), 67-82.

**استناد**

موسوی، سمیه السادات؛ جعفری ندوشن، عباسعلی؛ سنگستانی، مهسا و مرادی، مریم (۱۴۰۱). بهینه‌سازی سبد سهام با سنجه‌های مبتنی بر ارزش در معرض ریسک و محدودیت تعداد سهام با استفاده از الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو (مطالعه موردی: بورس اوراق بهادار تهران). *چشم‌انداز مدیریت مالی*، ۱۲(۳۹)، ۱۴۷-۱۶۹.

**Citation**

Mousavi, Somayeh; Jafari Nodoushan, Abbasali; Sangestani, Mahsa & Moradi, Maryam (2022). Cardinality-constrained Value at Risk based Portfolio Optimization Using Krill Herd Metaheuristic Algorithm (Case study: Tehran Stock Exchange). *Journal of Financial Management Perspective*, 12(39), 147 - 169. (*in Persian*)