Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
No. 35, Autumn 2021
PP: 9-37

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

Stock portfolio optimization in fireworks algorithm using risk value and comparison with Particle Swarm Optimization (PSO)

Ali Asghar Shahriari*, Saeed Daei-Karimzadeh, Reza Behmanesh *****

Research Paper

Abstract

The nature of business and investment activities is such that earning a return requires risk tolerance. Choosing a stock portfolio is a difficult and difficult task that the investor sees in the face of the many and varied choices that she must choose as one of the best methods. The present study deals with the problem of stock portfolio optimization according to the Value at Risk based intelligent fireworks algorithm and compares it with Particle Swarm Optimization algorithm with the historical simulation method using MATLAB software. The parameters of meta-heuristic algorithms were adjusted by Taguchi method using MINITAB software. Not suspended, used. For reliability of the study, generalized Dickey-Fuller test and Phillips-Prone test were used. To evaluate the accuracy of the Conditional Value at Risk model, the kupiec proportion of failure test, Christoffersen independence test and Conditional coverage test are used. A comparison was also made between the models by Lopez test. The execution time of the Particle Swarm Optimization was less than that of the fireworks algorithm at all three levels of confidence, but the convergence speed of the fireworks algorithm was faster than that of the Particle Swarm Optimization at all levels. Findings showed that the Value at Risk model using the fireworks algorithm, despite the longer execution time due to better convergence speed and higher rank of Lopez test has a more appropriate validity for stock portfolio optimization.

Keywords: Optimal Portfolio; Value at Risk; Fireworks' Algorithm; Particle Swarm Optimization Algorithm.

Received: 2021.August.21, Accepted: 2021.November.20.

*PhD Student in Public Administration-Finance, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran.
**Associate Prof, Department of Economics, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran (Corresponding Author). E-Mail: karimzadeh@khuisf.ac.ir
***Assistant Prof, Department of Industrial Engineering, Naghshejahan Higher Education Institute, Isfahan, Iran.

دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
شماره ۳۵ ـ پاییز ۱۴۰۰
ص‌ص ۳۷-۹

شاپای چاپی: ۴۶۳۷- ۲۶۴۵
شاپای الکترونیکی: ۴۶۴۵- ۲۶۴۵

مقاله پژوهشی

بهینه‌سازی سبد سهام در الگوریتم آتش‌بازی با استفاده از ارزش در معرض خطر و مقایسه آن با الگوریتم انبوه‌ذرات

علی اصغر شهریاری *، سعید دائی کریم زاده **، رضا بهمنش ***

چکیده

ماهیت فعالیت‌های تجاری و سرمایه‌گذاری به گونه‌ای است که کسب بازدهی مستلزم تحمل ریسک است. انتخاب سبد سهام عمل دشوار و سختی است که سرمایه‌گذار خود را در مقابل انتخاب زیاد و گوناگونی می‌بیند که باید یکی از آن‌ها را به عنوان بهترین روش انتخاب کند. پژوهش حاضر به مساله بهینه‌سازی سبد سهام با توجه به ارزش در معرض خطر بر مبنای الگوریتم هوشمند آتش‌بازی و مقایسه آن با الگوریتم انبوه‌ذرات از روش شبیه‌سازی تاریخی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB می‌پردازد. تنظیم پارامترهای الگوریتم‌های فراابتکاری به روش تاگوچی با استفاده از نرم افزار MINITAB انجام شد. در این پژوهش از اطلاعات سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار که اطلاعات قیمت و بازده نقدی آن‌ها بین سال‌های ۱۳۹۶ تا شهریور ۱۳۹۹ ثبت شده است و مطابق ماده ۱۴۱ قانون تجارت مشمول تعلیق نیستند، استفاده شد. جهت پایایی پژوهش از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس پرون استفاده شد. برای ارزیابی دقت مدل ارزش در معرض خطر از آزمون نسبت شکست کوپیک، آزمون استقلال کریستوفرسن و آزمون ترکیبی استفاده شده است. همچنین مقایسه ای نیز بین مدل‌ها توسط آزمون لوپز صورت گرفت. زمان اجرای الگوریتم انبوه‌ذرات نسبت به الگوریتم آتش‌بازی در هر سه سطح اطمینان کمتر بوده است اما سرعت همگرایی الگوریتم آتش‌بازی نسبت به الگوریتم انبوه‌ذرات در همه سطوح بیشتر بوده است. یافته‌های پژوهش نشان داد که مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی علی رغم زمان اجرای بیشتر به علت سرعت همگرایی بهتر و رتبه بالاتر آزمون لوپز از اعتبار مناسب‌تری جهت بهینه‌سازی سبد سهام برخوردار است.

کلیدواژه‌ها: سبد بهینه؛ ارزش در معرض خطر؛ الگوریتم آتش‌بازی؛ الگوریتم انبوه‌ذرات.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۵/۳۰، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۸/۲۹.

* دانشجوی دکتری مدیریت دولتی گرایش مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران.

** دانشیار، گروه اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران (نویسنده مسئول).
E-Mail: karimzadeh@khuisf.ac.ir

*** استادیار، گروه مهندسی صنایع، موسسه آموزش عالی نقش جهان، اصفهان، ایران.

۱. مقدمه

با گسترش خطرات و حوادث نامطلوب گوناگون در جهان که بخشی از آن از افزایش فعالیت‌های اقتصادی، اجتماعی و ... بشر سرچشمه می‌گیرد، بی‌اطمینانی نسبت به آینده بیشتر شده است. سرمایه‌گذاری فرآیندی دو بعدی، شامل ریسک و بازده است. این دو عامل دو روی یک سکه هستند و اگر کسی بخواهد تصمیماتی در این خصوص اتخاذ کند باید هر دو روی سکه را مورد ارزیابی قرار دهد. ارزش درمعرض خطر[1](VaR)، ریسک را به صورت کمی و مفهومی اندازه‌گیری می‌کند و در حال حاضر یکی از کلیدی‌ترین ابزارهای مدیریت ریسک است. با توجه به این واقعیت که توزیع احتمال بازدهی در طول زمان ثابت نیست، مشکلاتی در محاسبه ارزش در معرض خطر به وجود می‌آید. الگوریتم آتش‌بازی[2]، به‌عنوان یک الگوریتم جدید و یک عضو جدید از خانواده الگوریتم هوشمند با تقلید از فرآیند انفجار آتش‌بازی، جستجوی کارآمد برای دستیابی به راه‌حل بهینه را فراهم می‌سازد. در این پژوهش با به‌کارگیری معیار ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی و مقایسه با الگوریتم انبوه‌ذرات[3] سبد بهینه سهام انتخاب می‌شود. برای محاسبه سبد بهینه از نرم‌افزار متلب[4] جهت برنامه‌نویسی الگوریتم‌های مذکور استفاده گردیده است. ضرورت انجام این پژوهش در گام اول مرهون این مطلب است که پیش‌بینی حداکثر میزان کاهش قیمت سهام در آینده با توجه به درجه اطمینان مشخصی است. همچنین راهنمایی سرمایه‌گذاران خرد و نهادی از طریق توسعه و آزمون تئوری‌های مالی می‌تواند یک استراتژی مناسب در توسعه فرهنگ سرمایه‌گذاری و کمک به گسترش بازار سرمایه باشد. ارزش در معرض خطر دارای نگاه رو به جلو بوده و ریسک آتی را بر اساس آخرین ترکیب دارایی‌های موجود در پرتفوی محاسبه و پیش‌بینی می‌نماید. اهداف این پژوهش شامل: (۱) محاسبه مقدار تابع هدف سبد بهینه سهام سرمایه‌گذاری بورس اوراق بهادار بر مبنای ارزش در معرض خطر و روش شبیه‌سازی تاریخی[5] و با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی و الگوریتم انبوه‌ذرات. (۲) محاسبه نسبت سهام موجود در پرتفوی بر مبنای ارزش در معرض خطر و روش شبیه‌سازی تاریخی و با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی و الگوریتم انبوه‌ذرات. نوآوری پژوهش آتش‌بازی به عنوان الگوریتم فراابتکاری جدید و هوشمندی است که قادر است مقدار تابع هدف را نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری کمتر نشان دهد که ضمن بهبود بخشیدن به بهینه‌سازی، جستجوی کارآمد راه حل بهینه را نیز نسبت به سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری فراهم می‌کند. مقایسه مقدار تابع هدف بدست آمده از نتایج حل مدل از طریق ارزش در معرض خطر نشان‌دهنده کارایی الگوریتم آتش‌بازی نسبت به الگوریتم انبوه‌ذرات می‌باشد. پس از ارائه

1 Value at Risk
2 Firework Algorithm
3 Particle Swarm Optimization (PSO)
4 Matrix Laboratory
5 Historical Simulation

مقدمه، در قسمت دوم مبانی نظری و پیشینه پژوهش ذکر گردیده و سپس در قسمت سوم به معرفی داده‌ها و روش پژوهش پرداخته شده است. قسمت چهارم پژوهش به تجزیه و تحلیل یافته‌ها پرداخته و در قسمت پایانی نیز بحث و نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

مبانی نظری

نظریه تعیین پرتفوی بهینه مبتنی بر ریسک نامطلوب بین نوسان‌های مطلوب و نامطلوب، وجه تمایز آشکاری در نظر می‌گیرد. براین اساس تنها نوسان‌های پایین‌تر از نرخ بازده هدف سرمایه‌گذار، مشمول ریسک هستند و همه نوسان‌های بالاتر از این هدف(در شرایط عدم اطمینان) به عنوان فرصت به منظور دستیابی به نرخ بازدهی مطلوب محسوب می‌شوند. به عبارت بهتر، این نظریه بر اساس رابطه بازدهی و ریسک نامطلوب به تبیین رفتار سرمایه‌گذار و معیار انتخاب سبد بهینه می‌پردازد[۷]. اشکال دیگر سنجه در نظر گرفته شده توسط مارکویتز، این بود که واریانس مفهوم مشخصی به عنوان ریسک نداشت. از آنجا که تحلیل واریانس به عنوان سنجه ریسک کارایی چندانی نداشت، دسته جدیدی از سنجه‌های ریسک مطرح شدند که میزان ریسک را به صورت عددی بر مبنای ضرر و از جنس واحد پولی مورد نظر محاسبه می‌کردند . این سنجه‌ها که به نوعی میزان ضرر احتمالی سرمایه‌گذار از یک سرمایه‌گذاری را محاسبه می‌کردند، به راحتی قابل تحلیل بوده و برای سارمایه‌گذاران قابل فهم بودند. از جمله این سنجه‌ها می توان به ارزش در معرض خطر اشاره کرد که یکی از کلیدی‌ترین شاخص‌های اندازه‌گیری ریسک است که جهت محاسبه ریسک در سبد سرمایه‌گذاری امروزی که شامل انواع ابزارهای مالی از جمله سهام است از طریق این شاخص قابل اندازه‌گیری است[۱۶].

ریسک

ریسک به عنوان پدیده‌ای غیر قابل اجتناب جزء لاینفک بازار مالی کشور شده است. اولین بار هنری فایول صاحب‌نظر برجسته مدیریت، خطرات پیش روی سازمان را به عنوان جزئی قابل توجه در تصمیم گیری مدیریت مورد توجه قرار داد. طی دهه‌های ۱۹۵۰ و ۱۹۶۰ جامعه سرمایه‌گذران به مباحث ریسک پرداختند اما معیارهای مشخص و مخصوصی برای ریسک وجود نداشت. اولین بار هری مارکویتز شاخص عددی برای ریسک معرفی کرد. در این دیدگاه ریسک، نوسانات احتمالی بازده (مثبت و منفی) است. دیدگاه دیگری در خصوص ریسک وجود دارد که تنها به جنبه منفی نوسانات توجه دارد(هیوب، ۱۹۸۸). به طور کلی برای ریسک دو دیدگاه می توان ارائه کرد: دیدگاه اول: ریسک هرگونه نوسانات احتمالی بازدهی اقتصادی در آینده است. دیدگاه دوم: ریسک نوسانات احتمالی منفی بازدهی اقتصادی در آینده است[۱۸]. با توجه به تغییرات مداوم در عوامل محیطی و سیستم‌های اقتصادی، هر روز ریسک‌های مختلفی بر ساختار مالی موسسات بازرگانی اثر می‌گذارند. ریسک در تقسیم‌بندی کلی به ریسک مالی (ریسک بازار

سرمایه، ریسک اعتباری و ...)و ریسک غیر مالی (ریسک سیاسی، صنعت و ...) تقسیم می‌شود[۱۸].

اندازه‌گیری ریسک

از آنجا که شناسایی، تجزیه و تحلیل و اندازه‌گیری متغیرهای کمی به‌مراتب ساده‌تر از متغیرهای کیفی است، کوشش‌های زیادی در جهت کمی‌سازی ریسک و ارائه مدل‌های ریاضی انجام شده است که هدف آن، تجزیه وتحلیل و سپس مدیریت ریسک است[۲۱]. به دلیل آن که کار محاسبه داده‌ها در آن پیچیده و وقت‌گیر بود، مدل وی، در عمل مورد استفاده قرار نگرفت. پس از مارکویتز، محققان اشکالاتی را بر تئوری مارکویتز، از بعد سنجش ریسک آن وارد می‌دانستند. از جمله اینکه طبق نظریه مارکویتز، بازده‌های بالاتر از مقدار مورد انتظار نیز به عنوان ریسک در نظر گرفته می‌شد این در حالی است که از نظر منطقی، بازده بالاتر از مقدار مورد انتظار در واقع برای سرمایه‌گذار امری مطلوب است و در نظر گرفتن آن به عنوان ریسک، باعث کاهش امکان وقوع آن می‌گردد[۹]. مدل میانگین- واریانس مارکویتز، بر اساس سطح مشخصی از مقادیر بازده، مقادیر بهینه ریسک را بر اساس حداقل کردن واریانس مجموع دارایی‌های درون سبد مالی به دست می‌آورد (مارکوئیتز، ۱۹۵۲).

بازده مورد انتظار و واریانس پرتفوی به صورت زیر قابل تعریف است:

رابطه ۱) $E(P) = \sum_{i=1}^{M} X_i \mu_i$

رابطه ۲) $v(P) = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{M} X_i X_j \sigma_{ij}$

بنابراین مدل مارکویتز به صورت یک مسئله دو تابع هدفه به صورت مدل زیر(۲-۱ (نوشته می‌شود:

رابطه ۳) $Min = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{M} X_i X_j \sigma_{ij}$

رابطه ۴) $Max = \sum_{i=1}^{M} X_i \mu_i$

S.t: $\sum_{i=1}^{M} X_i = 1$

$0 \leq X\, i \leq upper(i),\ i = 1, \dots M$

M= تعداد دارایی‌های موجود که پرتفوی باید از بین آن‌ها انتخاب شود.

$X\, i$= کسری ازسرمایه که در دارایی i ام سرمایه‌گذاری می‌شود به طوری که $\mathrm{i} \in \{1, \dots M\}$ ، بنابراین X یک بردار M عضوی است که حاوی جواب مسئله می‌باشد.

$upper(i)$= حداکثر کسری از سرمایه است که سرمایه‌گذار حاضر است در دارایی i ام سرمایه‌گذاری کند و طبیعتاً حداکثر مقدار آن ۱ می‌باشد.

σ_{ij} = بیانگر کواریانس بین بازده دارایی‌های i و j می‌باشد.

μ_i = بازده مورد انتظار دارایی i ام می‌باشد.

ارزش در معرض خطر

ارزش درمعرض خطر، معیاری آماری برای اندازه‌گیری زیان است و ریسک را به صورت کمی و مفهومی اندازه‌گیری می‌کند. از این رو در زمره سنجه‌های ریسک نامطلوب قرار می‌گیرد. بنا به تعریف، ریسک نامطلوب، احتمال نوسان‌های منفی بازده در آینده است. مفهوم ارزش در معرض خطر اولین بار از سوی بامول در سال ۱۹۶۳، به هنگام بررسی مدلی با عنوان معیار حد اطمینان عایدی[1] موردانتظار پیشنهاد شد. در عین حال در نگاه کلی‌تر می‌توان گفت که مدل‌های ایمنی[2] استادان مالی چون روی[3] در سال ۱۹۵۲ و تلسر[4] در سال ۱۹۵۵، مقدمه شکل‌گیری مدل‌های ارزش در معرض خطر بوده است. در اواخر دهه ی ۱۹۸۰، او مدیر بخش پژوهشات بانک جی .پی .مورگان بود. جی پی مورگان یکی از اولین بانک‌هایی بود که VAR را معرفی و کاربردی نمود. ارزش در معرض خطر در ژوئیه ۱۹۹۳ راه خود را درگزارش گروه سی[5] که نماینده ی جی .پی .مورگان هم در آنجا بود، پیدا کرد. این اولین بار بود که از عبارت ارزش در معرض خطر، به شکل گسترده می‌شد. ارزش در معرض ریسک تلاشی است برای اینکه عدد معینی به تحلیل‌گر ارائه کند و در آن عدد اطلاعات در مورد ریسک بدره یا سبد سرمایه‌گذاری‌ها به طور فشرده و تلخیص شده منتشر شود تا بدین وسیله اطلاعات مفید و قابل استفاده ای برای مدیریت ارشد فراهم سازد. مفهوم ارزش در معرض خطر ، حداکثر زیان ممکن یک معادله در دوره خاص، در یک سطح احتمال معین می‌باشد. محاسبه ارزش در معرض خطر، با در نظر گرفتن سطح اطمینان به صورت زیر فرمول‌نویسی می‌شود:

رابطه ۵) $$VaR_{\alpha}(x) = \min\{\mathbb{z} | f_x(\mathbb{z}) \geq \alpha\}$$

ارزش در معرض خطر شرطی اولین بار توسط اوریاسف و راکفلر(۲۰۰۰) معرفی شد که ابزار محبوبی برای مدیریت ریسک است. این معیار، زیان مورد انتظار را برابر و یا بالاتر از ارزش در معرض خطر ، در سطح اطمینان مشخص، برآورد می‌کند. از این رو این دیدگاه نسبت به دیدگاه قبلی محافظه کارتر است[۷]. راکفلر و یورآسو در سال ۲۰۰۰، یک روش CVaR ارائه می‌کنند که توسط معادله زیر محاسبه می‌شود:

رابطه ۶) $$CVaR_{\alpha}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbb{z} \, \mathrm{d} \, f_x^{\alpha}(\mathbb{z})$$

طبق تعریف $f_x^{\alpha}(\mathbb{z})$ عبارت است از:

رابطه ۷) $$f_x^{\alpha}(\mathbb{z}) = \begin{cases} 0 & \mathbb{z} < VaR_{\alpha}(x) \\ \frac{fx(\mathbb{z}) - \alpha}{1-\alpha} & \mathbb{z} \geq VaR_{\alpha}(x) \end{cases}$$

بنابراین ارزش در معرض خطر شرطی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

1 Expected-gain Confidence Limit Criterion
2 Safety Models
3 Roy
4 Telser
5Group of Thirty (G-30)

$$CVaR_{\alpha}(x) = \frac{1}{1-\alpha}\int_{VaR_{\alpha}(x)}^{+\infty} \mathrm{z}\, f_x(\mathrm{z})\mathrm{d}\mathrm{z}$$ رابطه ۸)

به زبان دیگر ارزش در معرض خطر شرطی به این صورت نیز تعریف می‌شود:

$$CVaR_{\alpha}(x) = \mathrm{E}\{x|\, x \geq VaR_{\alpha}(x)\}$$ رابطه ۹)

در نهایت مدل تعیین سبد بهینه به صورت زیر خواهد بود:

$$CVaR_{\alpha}(x) = \sum_{j=1}^{n} x_j$$ رابطه ۱۰)

$$\text{s.t.} \quad x_j \geq 0 \quad , \quad \forall_j = 1,2,\dots,n$$

الگوریتم انبوه ذرات

الگوریتم PSO یک الگوریتم جستجوی اجتماعی است که از روی رفتار اجتماعی و حرکات منظم جمعی ماهی‌ها اقتباس شده است. علی‌رغم توانایی محدود هر ذره در یافتن بهترین الگو، رفتار جمعی آن‌ها قابلیت و توانایی زیادی در پیداکردن بهترین مسیر یا به عبارت دیگر بهترین جواب در مسائل بهینه‌سازی دارد زیرا تغییر موقعیت هر ذره بر اساس تجربه خود ذره در حرکات قبلی و تجربه ذرات همسایه صورت می‌گیرد. پس از تولید جمعیت اولیه (ذرات) و در نظر گرفتن یک سرعت اولیه برای هر ذره بر اساس موقعیتش مورد محاسبه قرار می‌گیرد. هر ذره در فضای جستجو نمایانگر یک راه حل برای مساله می‌باشد و سرعت خود را بر اساس بهترین پاسخ به دست آمده در گروه ذرات (بهترین فرد گروه) و بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته است تغییر می‌دهد. این سرعت با موقعیت ذره جمع شده، موقعیت جدید ذره بدست می‌آید. در تکرارهای بعدی بهترین ذره از لحاظ شایستگی به سایر ذرات کمک می‌کند و حرکت آن‌ها را اصلاح می‌کند و پس از تکرارهای متوالی مساله به سمت جواب بهینه همگرا خواهد شد. ساختار کلی طراحی شده در پژوهش حاضر برای روش PSO در ادامه آمده است.

شکل ۱. مدل مفهومی الگوریتم انبوه‌ذرات[۱۷]

مکانیزم الگوریتم انبوه‌ذرات طبق شکل (۱) به این صورت است که مثلا ذره یا متغیر X در یک وضعیتی در حال حرکت می‌باشد که موقعیت فعلی ذره است، همچنین هر ذره دارای بهترین

موقعیتی که تا الان در آن قرار داشته، نیز می‌باشد برای پیدا کردن موقعیت جدید نیاز به سه بردار موقعیتی داریم که از برآیند این سه بردار موقعیت جدید بدست می‌آید. اولین بردار که با بردار سبز رنگ مشخص شده است مقداری از موقعیت فعلی است. دومین بردار که با بردار آبی مشخص شده است مقداری از بهترین موقعیت تجربه شده ذره می‌باشد و سومین بردار که با بردار بنفش نشان داده شده است مقداری از موقعیت بهترین ذره در جمعیت موجود می‌باشد. از برآیند این سه بردار، بردار نارنجی بدست می‌آید که موقعیت جدید ذره می‌باشد که بهترین موقعیت فعلی ذره است. هر ذره برای مقایسه‌شدن با سایر ذره‌ها از نظر بهترین موقعیت انتخابی باید با ذره همسایگی مقایسه شود. علت اینکه با بهترین موقعیت ذره ممکن مقایسه نمی‌شود به این دلیل است که مثلا اگر شخصی در ایران جهت تولید Windows بومی از اطلاعات مایکروسافت استفاده کند به علت نبود، مطابقت سیاسی و جغرافیایی شاید نتواند به خوبی از آن اطلاعات جهت تولید Windows بومی استفاده کند اما یک کارآفرین در ایران به علت بومی بودن و شرایط سیاسی یکسانی که با شخص تولید کننده Windows بومی دارد و در همسایگی آن‌ها می‌باشد این کار بسیار موثرتر است. پس موقعیت ذره ایجاد شده با موقعیت ذره همسایگان بررسی می‌شود و در صورتی که شرایط خاتمه حاصل شود موقعیت و سرعت ذره نقطه بهینه را مشخص می‌کند. در غیر این صورت چرخه ادامه پیدا می‌کند تا نقطه بهینه به‌دست آید.

الگوریتم آتش بازی

با الهام گرفتن از مشاهده انفجار آتش بازی، یک الگوریتم هوش تجمعی جدید به نام الگوریتم آتش‌بازی برای بهینه‌سازی توابع پیچیده پیشنهاد شد. الگوریتم آتش‌بازی نیز مانند بسیاری از الگوریتم‌های هوش تجمعی دیگر از جمله ژنتیک و انبوه‌ذرات از رفتارهای موجود در طبیعت برای بهینه‌سازی الگوبرداری می‌کند. این الگوریتم از جرقه بازی در شب الهام گرفته شده است. الگوریتم آتش‌بازی در ابتدا توسط یانگ تان[۱](۲۰۱۰) استاد دانشکده برق و الکترونیک دانشگاه پکینگ[۲] چین مطرح شد. الگوریتم آتش‌بازی با شبیه‌سازی فرایند انفجار در آتش‌بازی ارائه و پیاده‌سازی می‌شود. از دیدگاه الگوریتم جستجو، یک آتش‌بازی خوب مشخص می‌کند که آتش‌بازی در ناحیه‌ای محتمل قرار دارد که ممکن است به موقعیت بهینه نزدیک باشد. بنابراین مناسب است که از جرقه‌های بیشتری برای جستجوی ناحیه محلی حول آتش‌بازی استفاده شود. در مقایسه، یک آتش‌بازی بد به این معنی است که نقطه بهینه ممکن است از جایی که آتش‌بازی در ان جا رخ می دهد دور باشد. پس، شعاع جستجو باید بزرگتر باشد. در آتش بازی، جرقه‌های بیشتری تولید می‌شوند و دامنه انفجار برای یک آتش‌بازی خوب در مقایسه با آتش‌بازی بد کوچکتر است[۲۲].

---

[۱] Ying Tan

2Peking University

الگوریتم آتش‌بازی عمدتا شامل چهار بخش زیر می‌باشد: عملگر انفجار، عملگر جهش، قانون نگاشت و استراتژی انتخاب. عملگر جهش با استفاده از جهش، تنوع جمعیت را افزایش می‌دهد. عملگر انفجار، مولفه اصلی الگوریتم آتش‌بازی می‌باشد، و آن از سه بخش تشکیل می‌شود: شدت انفجار، دامنه انفجار و عملگر جابجایی. به طور مستقیم، شدت انفجار توسط تعداد جرقه‌های انفجار اندازه‌گیری می‌شود، در حالی که دامنه انفجار توسط فاصله جابجایی اندازه‌گیری می‌شود.

مکانیزم ارائه الگوریتم آتش‌بازی طبق شکل (۲) به این صورت است:

مرحله (۱): ایجاد n مکان اولیه تصادفی و انجام n آتش‌بازی در آنجا و ارزیابی کیفیت مکان‌ها.

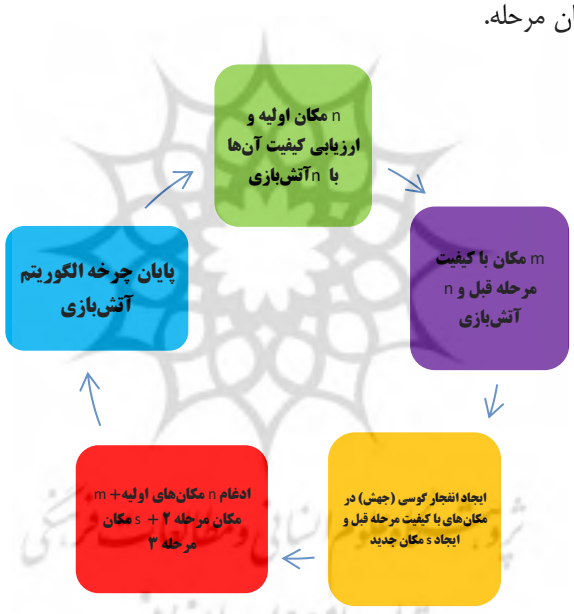
مرحله (۲): انتخاب مکان‌های با کیفیت مرحله قبل و انجام n آتش‌بازی در آن‌ها و ایجاد مکان‌های جدید.

مرحله (۳): انتخاب مکان‌های با کیفیت مرحله ۲ و اعمال انفجار گوسی (جهش) در آن‌ها و ایجاد مکان‌های جدید.

مرحله (۴): ادغام n مکان اولیه، مکان‌های حاصل از مرحله ۲ و مکان‌های حاصل از انفجار گوسی و ایجاد مکان‌های جدید.

مرحله (۵): اگر شرایط خاتمه فراهم نشده باشد مرحله ۲ را تکرار می کنیم.

مرحله (۶): پایان مرحله.



شکل ۲. مدل مفهومی الگوریتم آتش‌بازی [۲۲]

تعداد جرقه‌های حاصل از آتش‌بازی به این صورت به‌دست می‌آید:

$$s_i = m \cdot \frac{y_{max} - f(x_i) + \xi}{\sum_{i=1}^{n}(y_{max} - f(x_i)) + \xi}$$ رابطه (۱۱)

که s_i تعداد جرقه‌هایی است که توسط آتش‌بازیiام تولید می‌شود؛ m، یک مقدار ثابت است که به مقدار کل جرقه‌ها محدود می‌شود؛$f(x_i)$ مقدار تناسب آتش‌بازیiام می‌باشد؛

$$y_{max} = max(f(x_i))(i = ,2, \dots, n)$$ رابطه ۱۲)

ماکزیمم (بدترین) مقدار تابع هدف در بین n آتش‌بازی است؛ و ξ یک مقدار ثابت مثبت کوچک برای اجتناب از تقسیم بر صفر می‌باشد. همانطور که تعداد جرقه‌های تولید شده ممکن است بسیار بیشتر یا بسیار کمتر برای الگوریتم باشد، ما محدودیت بیشتری روی تعداد جرقه‌ها تعیین می‌کنیم و محدوده s_i به صورت زیر نشان داده می‌شود:

رابطه ۱۳)

$$\hat{s}_i = \begin{cases} round\,(a.m)\ if\ s_i < a\ m \\ round\,(b.m)\ if\ s_i > b\ m\ , a<b<1 \\ round\,(s_i)\quad otherwise \end{cases}$$

که $\hat{s}_i$ تعداد جرقه‌هایی است که توسط آتش‌بازیiام تولید می‌شود،$round\,(.)$ یک تابع بازگشتی است که یک عدد صحیح را باز می‌گرداند، و a و b مقادیر ثابت مشخص شده در پیشرو هستند. دامنه انفجار توسط فاصله جابجایی اندازه‌گیری شد، که توسط فرمول (۱۷) نمایش داده می‌شود:

$$A_i = \hat{A}.\ \frac{f(x_i) - y_{min} + \xi}{\sum_{i=1}^{n}(f(x_i) - y_{min}) + \xi}$$ رابطه ۱۴)

که A_i دامنه انفجار آتش‌بازی i ام را نشان می‌دهد،$\hat{A}$ یک مقدار ثابت است، که حد بالای دامنه انفجار را نشان می‌دهد. نحوه محاسبه $\hat{A}$ به این شکل است که چون بالاترین دامنه انفجار بدترین حالت ممکن در بین n آتش‌بازی است. پس $\hat{A}$ را یک عدد ثابت مثلا ۱ فرض می‌کنیم و هیچ دامنه‌ی انفجاری بیشتر از این نمی‌شود. این پارامتر باعث می‌شود دامنه انفجار آتش بازی‌ها را در یک محدوده مثلا بین صفر تا یک نشان داده شوند. پس از اینکه شدت و دامنه انفجار بدست آمد، به صورت تصادفی z بعد انتخاب شده، تا رانش آتش‌بازی را ایجاد کنیم(چنگ و همکاران) [۵]. این فرمول، این عملیات را به صورت زیر انجام می‌دهد:

$$Z = round\,(d.rand(0,1))$$ رابطه ۱۵)

در اینجا، d بعدی از x می‌باشد، و $rand(0,1)$ یک تابع برای تولید یک عدد تصادفی توزیع یکنواخت واحد بین ۰ و ۱ می باشد. برای بعد انتخاب شده، فرمول جابجایی به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$\Delta x_i^k = x_i^k + rand(0, A_i)$$ رابطه ۱۶)

که $rand(0, A_i)$ نیز یک عدد تصادفی بین ۰ و A_i را بر می‌گرداند. از عملیات بالا، ما تعدادی جرقه بدست می‌آوریم و تنها تعدادی را می توان برای نسل بعدی انتخاب کرد. ایده اصلی استراتژی انتخاب این است که مطمئن شویم که این جرقه در جمعیت اخیر با کوچکترین

مقدار تناسب، همیشه انتخاب خواهد شد و n-1 جرقه باقیمانده توسط فاصله اقلیدسی بین آن جرقه و جرقه‌های دیگر تعیین می‌شود. فاصله اقلیدسی به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$R(x_i) = \sum_{j\epsilon k} d(x_i, x_j) = \sum_{j\epsilon k} \|(x_i - x_j)\|$$ رابطه ۱۷)

که K یک مجموعه کامل از جمعیت اخیر است، که نه تنها شامل آتش‌بازی‌ها می باشد بلکه همچنین شامل جرقه‌های نتیجه شده از انفجارها می باشد. به منظور تضمین گوناگونی، جرقه‌هایی که دورتر از موقعیت‌های دیگر هستند، با احتمال بیشتری انتخاب خواهند شد. احتمال انتخاب مربوطه به هر جرقه توسط فرمول زیر مشخص می‌شود:

$$P(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{j\epsilon k} R(x_i)}$$ رابطه ۱۸)

این معادله نشان می‌دهد که جرقه ای که فاصله میانگین بزرگتری دارد، به احتمال بیشتر انتخاب خواهد شد، در حالی که جرقه‌ای با فاصله میانگین کوچکتر، به احتمال کمتری انتخاب خواهد شد. فرمول‌ها از یک مرحله کامل تکرار الگوریتم‌های آتش‌بازی تشکیل می‌شوند، و جرقه‌های انتخاب شده در این مرحله، موقعیت اولیه تکرار بعدی خواهد بود. تکرار تعیین می‌کند که چه زمانی معیار توقف برآورده می‌شود.

پیشینه پژوهش

فلاح و سینا(۱۳۹۹) در پژوهش خود تحت عنوان مقایسه عملکرد مدل‌های ارزش در معرض ریسک و کاپیولا- CVaR جهت بهینه‌سازی پرتفوی در بورس اوراق بهادار تهران کوشیدند تا مدلی کاراتر برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری ارائه کنند که با در نظر داشتن شرایط عدم قطعیت سرمایه‌گذاری، بازدهی بیشتری را فراهم کند، به همین منظور مدل VaR با رویکرد واریانس-کووارایانس با مدل CVaR-Copula برای استخراج مرز کارا مقایسه شد. قلمرو زمانی پژوهش از سال ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۷ و جامعه آماری نیز ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران بوده است. نتایج پژوهش نشان داد که تشکیل سبد سهام بهینه با استفاده از مدل ترکیبی یعنی مدل CVaR-Capula عملکرد بهتری داشته است[۸].

بحری ثالث و همکاران(۱۳۹۷)در پژوهش خود تحت عنوان انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از مدل میانگین-نیمه واریانس مارکویتز با بهره‌گیری از الگوریتم‌های مختلف با استفاده از سه الگوریتم انبوه‌ذرات، ژنتیک و فرهنگی به تشکیل مرز کارا و پرتفوی بهینه پرداختند. در این پژوهش ۱۰۶ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در دوره زمانی ۱۳۸۶ الی ۱۳۹۳ انتخاب گردیدند. نتایج پژوهش نشان داد که الگوریتم ازدحام‌ذرات مقدار تابع هدف کمتری داشته یا به عبارتی با کمترین خطا به بهترین نتیجه رسیده است، پس نسبت به الگوریتم‌های دیگر بهتر عمل کرده است و نشان دهنده برتری نسبی این الگوریتم در انتخاب سبد سهام بهینه است[۲].

بیات و اسدی(۱۳۹۶) در پژوهش خود تحت عنوان بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز جهت انتخاب سبد سهام از الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز استفاده کردند. از میان شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران تعداد ۶۵ شرکت برای دوره زمانی ۱۳۸۸تا ۱۳۹۲ انتخاب و به عنوان حجم نمونه آمار در تجزیه و تحلیل داده‌ها وارد گردید. نتایج پژوهش در ارتباط با مقایسه الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز حاکی از آن بود که الگوریتم پرندگان در مقایسه با مدل مارکویتز دارای خطای کمتری در انتخاب سبد بهینه سرمایه‌گذاری می باشد[۳]. خالوزاده و جمشیدی عینی(۱۳۹۵) به بررسی روش‌های هوشمند در حل مسئله سبد سهام مفید در بازار سهام تهران پرداختند. برای این منظور، از الگوریتم فراابتکاری ژنتیک، رقابت استعماری و انبوه‌ذرات برای حل مسئله بهینه سازی سبد سهام استفاده کردند. نتایج عملی برای حل مسئله بهینه‌سازی سبد سرمایه در بازار بورس اوراق بهادار تهران، با انتخاب ۲۰ شرکت از میان ۳۰ صنعت فعال موجود، همراه با اعتبارسنجی آن‌ها، بیانگر کارایی بهتر روش الگوریتم انبوه‌ذرات نسبت به روش الگوریتم است. موشخیان و نجفی(۱۳۹۴) در پژوهشی با عنوان بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگوریتم چند هدفه ازدحام ذرات برای مدل احتمالی چند دوره‌ای میانگین- نیم واریانس -چولگی نشان دادند که الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام‌ذرات چند هدفه نتایج بهتری نسبت به الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تک هدفه ایجاد می‌کند[۱۷]. رجبی و خالوزاده(۱۳۹۴) به پژوهشی در مورد بهینه‌سازی و مقایسه سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با بهره‌مندی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی چندهدفه پرداختند. برای این منظور، دو روش مهم و پرکاربرد الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II)[۱] و بهینه‌سازی چندهدفهٔ ازدحام ذرات (MOPSO)[۲] با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج عملکرد بهتر روش NSGA-II را نسبت به MOPSO برای هر دو معیار همگرایی و گستردگی جبهه های بهینه پارتو نشان داد. همچنین در پیش‌بینی سبد سهام بهینه، انطباق جبهه‌های بهینه پارتوی واقعی و پیش‌بینی‌شده، نشان‌دهندهٔ کارایی بسیار مناسب روش-های استفاده شده است[۲۰]. راعی و علی بیگ(۱۳۸۹) با استفاده از روش بهینه‌سازی تجمع ذرات به حل مسئله بهینه‌سازی مارکوئیتز و تعیین مرز کارای سرمایه‌گذاری ،زمانی که تعداد دارایی‌های قابل سرمایه‌گذاری محدودیت‌های موجود در بازار زیاد باشد، می‌پردازند. آن‌ها با استفاده از اطلاعات قیمت ۲۷ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در فاصله زمانی مهر ۱۳۸۵تا شهریور ۱۳۸۷ اقدام به ترسیم مرز کارای سرمایه‌گذاری می‌پردازند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد روش بهینه‌سازی تجمع‌ذرات در بهینه سازی سبد سهام با وجود محدودیت‌های بازار بسیار موفق است[۱۹].

---

[۱] Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm-II

[۲] Multi-objective Particle Swarm Optimization

چنگ و همکاران(۲۰۱۹)[۱] در پژوهشی با عنوان الگوریتم آتش‌بازی جهت بهینه‌سازی، الگوریتم آتش‌بازی بهبود یافته را در توابع بهینه‌سازی با استفاده از تبادل اطلاعات ارائه کردند. بر اساس این پژوهش الگوریتم آتش‌بازی بهبود یافته، مزیت رقابتی خود را در برابر الگوریتم‌های اکتشافی انبوه‌ذرات و پتانسیل حل مشکلات را به صورت اثربخش نشان داد[۵]. ژنگ و همکاران(۲۰۱۴)[۲] در پژوهشی با عنوان الگوریتم آتش‌بازی بهبودیافته، یک نسخه بهبودیافته از الگوریتم اتش‌بازی را براساس برخی اصلاحات در عملگرها ارائه کردند. براساس این پژوهش، الگوریتم آتش‌بازی جستجوی پویاتر و سازگارتری را نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک و انبوه‌ذرات نشان داد و اصلاحات پیاده شده بر روی الگوریتم، عملکرد بهتری را نشان دادند[۲۳]. لیو و همکارا(۲۰۱۲)[۳]، در مقاله خود با نام انتخاب سبد سهام چند دوره‌ای فازی با معیارهای چندگانه، سبد سرمایه‌گذاری چند دوره را با در نظر گرفتن معیارهای ریسک، بازده، چولگی و هزینه‌های معاملاتی در محیط فازی مدل کردند .آن‌ها از روش تاپسیس برای تلفیق توابع هدف و یکی کردن آن‌ها استفاده و سپس مدل را به یک سیستم دینامیکی به همراه بازخورد ارتقا دادند. آن‌ها برای حل مدل از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند و ضمن یک مثال عددی کارایی مدل طراحی شده خود را نشان دادند[۱۴]. کورا[۴](۲۰۰۹)، مدل میانگین واریانس مارکوئیتز را با در نظر گرفتن محدودیت عدد صحیح با الگوریتم انبوه‌ذرات حل کرد و مرز کارا را به دست آورد. او نتایج این الگوریتم را با الگوریتم ژنتیک، جستجوی تابو و سخت‌سازی شبیه‌سازی شده مقایسه کرد و نشان داد در سرمایه گذاری با ریسک پایین، روش PSO نسبت به سایر روشها کارآمدتر عمل می‌کند[۶]. یین و وانگ(۲۰۰۶)[۵] روش PSO را در مسئله غیرخطی تخصیص منابع به کار گرفته‌اند و کارایی این روش را با الگوریتم ژنتیک مقایسه کرده و نتیجه گرفته‌اند تکنیک PSO از الگوریتم ژنتیک کاراتر است[۲۴].

سرمایه‌گذاران در تشکیل سبد سهام بهینه با یک مشکل اساسی رو به رو هستند، این مشکل ناکارایی روش‌های ریاضی در حل مساله انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام می باشد. الگوریتم هوشمند آتش‌بازی با بهره‌گیری از فرآیند انفجار که در طبیعت رخ داده است قادر است این محدودیت‌ها را در بر بگیرد و این کار را بسیار کاراتر از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری انجام می‌دهد. به علت شرایط غیر قابل پیش‌بینی اقتصادی برای بازه بلندمدت و متغیرهای زیاد سیاسی، اجتماعی و.. از ارزش در معرض خطر به عنوان معیاری که می تواند در بدترین شرایط ممکن زیان ما را نشان دهد استفاده شده است. همچنین ممکن است بر اثر زیان‌های وارده از

---

۱ Cheng et al.
۲ Zheng et al
۳ Liu et al
۴ Cura
5Yin. P & Wang. J

شرایط، حداقل نصف سرمایه شرکت از بین برود و شرکت‌ها مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شوند که در این پژوهش سعی شده است جهت از بین نرفتن سرمایه سهامداران، نمادهای مشمول این ماده حذف گردند. در این پژوهش جهت افزایش حجم نمونه و استفاده حداکثری از نمادهای موجود در بورس اوراق بهادار تهران، تنها محدودیت حذف نمادهای تعلیقی ماده ۱۴۱ قانون تجارت اعمال گردید که افزایش حجم نمونه به صورت دقیق تر و کارامدتر به مساله سبد بهینه می‌پردازد.

سؤالات پژوهش

۱-پرتفوی بهینه مبتنی بر ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی چگونه است؟

۲- پرتفوی بهینه مبتنی بر ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم انبوه‌ذرات چگونه است؟

۳- چه تفاوتی بین بهینه سازی مبتنی بر ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی در مقایسه با الگوریتم انبوه‌ذرات وجود دارد؟

۳. روش شناسی پژوهش

این پـژوهش را می‌تـوان در زمـره پژوهش‌هـای کـاربردی و از نظـر ماهیـت توصـیفی قـرار داد. بـه منظـور جمـع‌آوری داده‌هـای لازم بـرای دسـتیابی بـه هـدف تحقیـق از روش اسـنادکاوی صـورتهای مـالی حسابرسـی شـده اسـتفاده می‌شـود. جهـت ارزیـابی و تشـخیص ریسـک از ارزش در معـرض و جهـت محاسـبه ارزش در معـرض خطـر از روش شبیه‌سـازی تاریخی استفاده شـده اسـت. جامعـه آمـاری ایـن پـژوهش، تمـام شـرکت‌های پذیرفتـه شـده بـورس اوراق اطلاعـات قیمـت و بـازده نقـدی آن‌هـا در سـازمان بـورس اوراق بهـادار بـین سال‌های ۱۳۹۶ تـا شـهریور ۱۳۹۹ ثبـت شـده اسـت و مطـابق قـانون ۱۴۱ تجـارت مشـمول تعلیـق نیسـتند. در پـژوهش حاضـر از بـین شـرکت‌های پذیرفتـه شـده در بـورس، ۳۱۷ شـرکت، اطلاعـات قیمـت سـهام آن‌هـا در بـازه‌ی زمـانی پـژوهش ثبـت شـده بـود کـه بـا استفاده از فرمـول کـوکران ۱۷۴ شـرکت انتخـاب شـدند. بـا توجـه بـه پیشـنهاد کمیتـه بـازل، دوره مشـاهده ۲۵۰ روز بـرای تخمـین اسـتفاده شـد. بنـابراین داده‌هـای هـر شـرکت عضـو نمونـه، از بـین ۷۲ روز کـاری هـر سـال مـورد بررسـی، انتخـاب گردیـده کـه در بـین همـه ماه‌های سال پخش شده اسـت. اگـر طـول دوره مشـاهده بـیش از حـد کوتـاه انتخـاب شـود، باعث کاهش دقت مدل می‌شود. دوره مشـاهده بـیش از حـد بلنـد نیـز باعـث کنـدی عکـس العمل مدل به تغییرات در نوسان بازده پرتفوی می‌شود.

روش تاگوچی

این روش که یک اسـتراتژی جهـت بهبـود کیفیـت فرآینـد و رسـیدن بـه محصـول تقویـت شده با استفاده از روش طراحـی آزمـایش‌هـا اسـت، اولـین بـار توسـط مهنـدس ژاپنـی بـه نـام

جنیچی تاگوچی[۱] در سال ۱۹۸۶ معرفی گردید مراحل اجرای روش طراحی آزمایش‌ها به روش تاگوچی با در نظر گرفتن جزئیات و به ترتیب اهمیت به این قرار است: (۱) معرفی عوامل مؤثر در واکنش (۲) تعداد آزمایشات مورد نیاز (۳) تحلیل جواب‌ها (۴) ارزیابی شرایط بهینه. پس از معین کردن تعداد آزمایش‌ها یک ماتریس تشکیل می‌دهیم که سطرهای این ماتریس مشخص‌کننده شرایط آزمایش هست. تحلیل آزمایش از نسبت سیگنال به نویز (S/N)[۲] مقدار S/N میزان پراکندگی را حول یک مقدار مشخص بیان می‌کند یا به بیان دیگر اینکه جواب‌های ما در بین چند آزمایش انجام شده چگونه تغییر کرده‌اند. اما چگونه بفهمیم کدام مقدار بهتر است؟

برای بدست آوردن این مقدار ۳ رابطه وجود دارد که هر کدام در شرایط خاصی کاربرد دارند.

در روش تاگوچی از یک تابع زیان[۳] برای محاسبه تغییرات موجود بین نتایج و مقدار موردنظر استفاده می‌شود. این تابع با توجه به شرایط مسئله دارای حالتهای مختلف است.

۱- مقدار کوچکتر بهترین است:

$$SB = \frac{1}{n}\sum(y_i)^2$$ رابطه ۱۹)

۲- مقدار بزرگتر بهترین است:

$$LB = \frac{1}{n}\sum(\frac{1}{y_i})^2$$ رابطه ۲۰)

۳- اندازه اسمی بهترین است.

(۱) رابطه اول در مواردی کاربرد دارد که یک خصوصیت نامنفی بررسی شود که ایده آل آن برای ما صفر است در این حالت هرچه مقدار بدست آمده کمتر باشد بهتر است. (۲) رابطه دوم زمانی کاربرد دارد که از قبل معیاری تعیین نشده باشد. در این صورت هرچه مقدار بدست آمده بیشتر باشد، بهتر است. (۳) آخرین رابطه مربوط به مواقعی است که یک خصوصیت مشخص بررسی شود و مقدار انحراف مورد نظر زیاد نباشد. در تمام موارد بالا و به طور کلی زمانی که از مقدار S/N برای تحلیل استفاده می‌کنیم، آزمایش‌ها چند بار تکرار می‌شوند و در نهایت شرایط بهینه برای آزمایش را بدست می آوریم. پس از محاسبه مقدار تابع زیان برای هر خروجی از فرمول زیر مقدار سیگنال به نویزکل (Overall S/N ratio) را محاسبه می‌کنیم :

$$S/N = -10Log(L_i)$$ رابطه ۲۱)

در نهایت باید شرایط را در نظر گرفت و آزمایش را تحت این شرایط انجام داد تا ببینیم آیا بازده مطلوب را به ما می‌دهد یا خیر.

---

۱ Genichi Taguchi

۲ Signal-to-noise

۳ Loss function

آزمون کوپیک[۱]

برای ارزیابی توانایی پیش‌بینی مدل‌ها با استفاده از ارزش در معرض خطر شمارش دفعاتی است که مقدار زیان واقعی از مقدار زیان پیش‌بینی شده توسط ارزش در معرض خطر بزرگتر بوده است، یک معیار مهم در این زمینه توجه به تعداد یا نسبت تخطی‌ها یا شکست‌ها می باشد. چنانچه ارزش در معرض خطرهای روزانه مستقل فرض شوند، آنگاه مقایسه نتایج واقعی سود و زیان روزانه از زیان برآورد شده توسط مدل بیشتر است و این رویداد به عنوان یک شکست محسوب می‌شود و اگر زیان واقعی کوچک‌تر از زیان موردانتظار باشد، این رویداد به عنوان یک موفقیت ثبت می‌شود. حال اگر احتمال وقوع هر تخطی ثابت در نظر گرفته شود، در این صورت تعداد کل خطاها از یک توزیع دوجمله‌ای پیروی می‌کند که T تعداد نمونه و α نرخ پوشش می باشد یعنی می‌توان نوشت:

$$\begin{cases} Ho: -\hat{\alpha} = -\alpha \\ H1: \quad \hat{\alpha} \neq -\alpha \end{cases}$$

که $\hat{a}$ نسبت تخطی‌ها به کل پیش‌بینی‌ها یا همان نسبت شکست است. کوپیک به منظور بررسی فرضیه اخیر، آزمون نسبت شکست‌ها را پیشنهاد می‌نماید. نسبت درست‌نمایی کوپیک دارای توابع کای دو با یک درجه آزادی بوده و دارای آماره زیر است.

$$LR_{PoF} = 2Ln\left[\frac{\hat{\alpha}^{T_1}1-\hat{\alpha}^{T-T_1}}{\alpha^{T_1}1-\alpha^{T-T_1}}\right]$$ رابطه ۲۲)

LR_{PF}: نسبت احتمال شکست‌ها T_1 : تعداد شکست‌ها

$\hat{\alpha}$: *نسبت شکست* α : نرخ پوشش موردنظر مدل T: *تعداد کل پیش بینی‌ها*

در صورتی که نسبت احتمال کوپیک بزرگتر از توزیع کای دو با یک درجه آزادی و سطح خطای α باشد، فرض صفر رد می‌شود و نمی توان پذیرفت که مدل ارزش در معرض خطر، ریسک را صحیح برآورد کرده است. اگر فرضیه صفر رد شود و $\hat{\alpha} > \alpha$ باشد، مدل ارزش در معرض خطر ریسک را دست بالاو اگر $\hat{\alpha} < \alpha$ دست پایین برآورد کرده است.

آزمون استقلال کریستوفرسن[۲]

کریستوفرسن (۱۹۹۸) نسبت آزمون استقلال را از طریق زنجیره‌ی مرتبه اول مارکوف ارائه کرده است که استقلال پیاپی شکست‌ها را مورد آزمون قرار می‌دهد. کریستوفرسن (۱۹۹۸) نسبت آزمون استقلال را از طریق زنجیره‌ی مرتبه اول مارکوف ارائه کرده است که استقلال پیاپی شکست‌ها را مورد آزمون قرار می‌دهد. آماره آزمون استقلال کریستوفرسن با تشکیل ماتریس گذر احتمال به صورت زیر تشکیل می‌شود.

---

[۱] Kupiec Test

[۲] Christofferssen

رابطه ۲۳)

$$LR_{ind} = 2Ln\left[\frac{(1-\pi_{01})^{T_{00}}\pi_{01}^{T_{01}}(1-\pi_{11})^{T_{10}}\pi_{11}^{T_{11}}}{\alpha^{T_0}(1-\alpha)^{T-T_0}}\right]$$

فرضیه صفر، استقلال زنجیره‌ای را در برابر فرضیه‌ی وابستگی مرتبه اول مارکوف آزمون می‌کند و آماره مذکور دارای توزیع کای دو با درجه آزادی یک می‌باشد، لذا در صورتی که LR_{ind} بزرگتر از آن باشد، فرضیه صفر رد شده و در غیر این صورت فرضیه قبول می‌شود.

آزمون ترکیبی[۱]

این آزمون، ترکیبی از آزمون نسبت شکست کوپیک و آزمون استقلال کریستوفرسن بوده و دارای توزیع کای دو با درجه آزادی دو می‌باشد. علاوه بر آن، این آزمون برابری نسبت سطح پوشش موردانتظار و مشاهده شده در نظر گرفته و به استقلال پیاپی تخطی‌ها نیز توجه می‌نماید. آماره درست نمایی آزمون ترکیبی به صورت زیر بیان می‌شود.

$$LR_{cc}= LR_{ind}+ LR_{pof} \quad (28)$$

آزمون لوپز[۲]

از طریق آزمون‌های کوپیک و کریستوفرسن دقت مدل‌های ارزش در معرض خطر به لحاظ آماری مورد آزمون قرار می‌گیرد. اگر دقت یک مدل به هر لحاظ رد نشود، مدل قابل قبول است اما در بسیاری از موارد چند مدل در اختیار داریم و آزمون‌های بازخور دقت برخی از آن‌ها را مورد تایید قرار می‌دهد. بدیهی است که در این صورت، انتخاب از میان مدل‌های تایید شده به عنوان مساله پیش روی مدیریت ریسک قرار می‌گیرد. آزمون لوپز مقایسه‌ای را بین مدل‌های موجود از نظر رتبه ای انجام می‌دهد. در این تابع که توسط لوپز (۱۹۹۹) ارائه گردید، هر مقدار زیان واقعی بیشتر از مقدار ارزش در معرض خطر باشد، آن را به عنوان یک استثناء تلقی کرده و به آن عدد یک اختصاص می‌دهد. در غیر این صورت، تابع مقدار صفر به خود می‌گیرد. به این ترتیب آزمون لوپز به صورت زیر قابل بیان است:

رابطه ۲۴)

$$\{I_t(\alpha)_= \begin{matrix} 1 & if r_t < -\%\, CVaR_{\frac{t}{t-1}}(\alpha\alpha \\ 0 & otherwise \end{matrix} \quad (29)$$

آزمون پایایی (مانایی)[۳]

در محاسبه ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی، پایا بودن سری زمانی به‌کار رفته بسیار مهم می‌باشد. بر این اساس، آزمون‌های ریشه واحد دیکی فولرتعمیمی یافته[۴] و

---

۱ Joint Test

۲ Lopez test

۳ Stationarity

۴ generalized Dickey-Fuller test

آزمون فیلیپس پرون[1] را یک بار با عرض از مبدا و روند زمانی و یک بار عرض از مبدا و بدون روند زمانی در نظر گرفته شد.

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

جهت تخمین مقدار ارزش در معرض خطر روش‌های مختلفی وجود دارد که در پژوهش حاضر، از روش شبیه‌سازی تاریخی جهت تخمین استفاده شد. جهت تعیین حجم نمونه براساس جامعه آماری با تعداد ۳۱۷ عضو، از فرمول کوکران استفاده شد. در این پژوهش جهت تعیین حجم نمونه از فرمول کوکران استفاده گردیده است که اگر اصطلاح جامعه محدود را نتوان نادیده گرفت، بصورت زیر می‌باشد:

$$n = \frac{N \times Z^2_{\alpha/2} p(1-p)}{d^2(N-1) + Z^2_{\alpha/2} P(1-P)}$$ رابطه ۲۵)

تعداد شرکت‌ها بعد از اعمال شروط برابر با ۳۱۷ می‌باشد و حجم نمونه به صورت زیر محاسبه گردیده است:

$$n = \frac{317 \times 1.96^2 \times 0/05(1-0/05)}{0/05^2(317-1) + 1.96^2 \times 0/05(1-0/05)} = 173.897$$

همان طور که مشاهده می‌شود حجم نمونه برابر با ۱۷۳/۸۹۷ محاسبه گردیده که در این تحقیق ۱۷۴ در نظر گرفته شده است. برای اجرای یک شبیه‌سازی، داده‌های سری زمانی از طریق روش پارامتریک (واریانس – کواریانس) بدست می‌آید.

جدول۱. توصیف آماری بازدهی سهام ۵۰ شرکت از نمونه آماری طی دوره مورد مطالعه

ردیف	نام شرکت	الگوریتم آتش بازی		الگوریتم انبوه ذرات	
		میانگین بازدهی	انحراف معیار بازدهی	میانگین بازدهی	انحراف معیار بازدهی
۱	معدنی و صنعتی گل گهر	۱/۲۷	۰/۸۳	۱/۷۰	۰/۶۶
۲	معدنی‌وصنعتی‌چادرملو	۲/۴۱	۰/۷۷	۴/۲۶	۰/۵۵
۳	توسعه معدنی و صنعتی صبانور	۲/۵۷	۰/۸۵	۲/۳۹	۰/۸۱
۴	معادن بافق	۳/۸۷	۰/۸۳	۱/۷۴	۰/۸۹
۵	توسعه معادن روی ایران	۲/۴۸	۰/۵۹	۲/۸۷	۰/۷۱
۶	توسعه‌معادن‌وفلزات	۲/۰۴	۰/۵۶	۱/۹۴	۰/۵۵
۷	ایران مرینوس	۳/۳۵	۱/۰۰	۱/۶۲	۰/۶۳
۸	گروه صنعتی ملی (هلدینگ	۲/۴۱	۰/۵۹	۳/۰۱	۰/۵۸
۹	گروه صنایع کاغذ پارس	۱/۷۲	۰/۵۲	۱/۶۴	۰/۶۴
۱۰	کارتن ایران	۲/۴۵	۰/۷۸	۱/۸۷	۰/۷۲
۱۱	افست	۳/۴۶	۰/۹۴	۳/۳۲	۰/۷۶

[1] Phillips-Prone test

۱۲	پالایش نفت بندرعباس	۲/۴۶	۰/۸۳	۳/۹۴	۰/۷۳
۱۳	نفت پارس	۱/۷۱	۰/۶۰	۲/۹۲	۰/۹۴
۱۴	پالایش نفت اصفهان	۱/۷۷	۰/۶۸	۱/۲۳	۰/۷۶
۱۵	پالایش نفت تبریز	۲/۵۵	۰/۷۳	۱/۴۸	۰/۹۷
۱۶	نفت سپاهان	۱/۶۴	۰/۹۹	۲/۴۷	۰/۸۲
۱۷	پالایش نفت تهران	۳/۲۴	۰/۵۸	۴/۰۱	۰/۹۸
۱۸	سرمایه‌گذاری صنعت نفت	۲/۶۴	۰/۹۳	۲/۲۵	۰/۶۲
۱۹	گروه صنعتی بارز	۳/۵۰	۰/۸۲	۱/۸۱	۰/۸۴
۲۰	ایران تایر	۳/۹۴	۰/۶۹	۲/۸۲	۰/۶۴
۲۱	کویر تایر	۰/۹۴	۰/۶۰	۲/۷۲	۰/۸۴
۲۲	صنایع لاستیکی سهند	۱/۳۳	۰/۷۱	۴/۰۹	۰/۸۵
۲۳	پلاسکوکار	۴/۱۶	۰/۷۴	۳/۷۵	۰/۵۳
۲۴	درخشان تهران	۱/۳۶	۰/۵۶	۲/۶۹	۰/۶۳
۲۵	فولاد مبارکه اصفهان	۲/۶۹	۰/۷۹	۲/۲۵	۰/۶۱
۲۶	فروسیلیس ایران	۲/۳۱	۰/۶۱	۱/۹۰	۰/۸۳
۲۷	نوردوقطعات فولادی	۴/۲۸	۰/۶۹	۳/۹۵	۰/۹۲
۲۸	گروه‌صنعتی‌سپاهان	۱/۵۸	۰/۷۹	۱/۹۴	۰/۶۷
۲۹	فولاد امیرکبیرکاشان	۲/۸۷	۰/۶۳	۲/۹۰	۰/۸۹
۳۰	فولاد خراسان	۰/۹۷	۰/۶۵	۲/۴۵	۰/۸۴
۳۱	لوله‌وماشین‌سازی‌ایران	۳/۶۵	۰/۸۱	۳/۲۳	۰/۵۰
۳۲	فولاد کاوه جنوب کیش	۱/۵۳	۰/۶۳	۲/۹۸	۰/۸۰
۳۳	آلومینیوم‌ایران	۴/۲۸	۰/۹۱	۳/۶۸	۰/۶۹
۳۴	سرمایه‌گذاری‌توکافولاد(هلدینگ	۳/۰۰	۰/۹۹	۱/۵۵	۰/۹۶
۳۵	صنایع آذرآب	۳/۹۱	۰/۸۷	۳/۸۳	۰/۵۰
۳۶	ماشین سازی اراک	۱/۵۸	۰/۶۷	۳/۸۲	۰/۷۳
۳۷	لامیران	۲/۵۴	۰/۷۹	۲/۸۲	۰/۷۱
۳۸	صنعتی آما	۱/۸۷	۰/۵۵	۲/۷۹	۰/۷۳
۳۹	تولیدی چدن سازان	۳/۹۰	۰/۹۵	۲/۷۷	۰/۸۹
۴۰	پمپ سازی ایران	۲/۲۳	۰/۹۴	۱/۵۲	۰/۶۶
۴۱	تکنوتار	۴/۲۰	۰/۹۱	۲/۶۲	۰/۸۹
۴۲	سرما آفرین	۲/۷۹	۰/۶۳	۳/۵۰	۰/۷۴
۴۳	پارس خزر	۲/۸۷	۰/۸۰	۳/۲۷	۰/۵۲
۴۴	سرمایه گذاری پارس توشه	۲/۱۷	۰/۵۱	۳/۶۱	۰/۵۹
۴۵	پارس سویچ	۲/۴۷	۰/۷۱	۳/۵۴	۰/۸۶
۴۶	لامپ پارس شهاب	۳/۵۱	۰/۶۶	۲/۰۳	۰/۷۴
۴۷	پارس الکتریک	۳/۷۵	۰/۵۸	۳/۹۱	۰/۵۸
۴۸	ایران خودرو	۲/۰۷	۰/۵۹	۲/۲۱	۰/۶۷
۴۹	گروه‌بهمن	۲/۰۲	۰/۷۱	۲/۷۸	۰/۶۶
۵۰	سایپا	۳/۱۹	۰/۵۵	۳/۴۶	۰/۵۵

برای تنظیم برخی پارامترهای الگوریتم‌های پیشنهادی از نرم افزار مینی‌تب استفاده شده است. پارامترهای اندازه‌ی جمعیت، نرخ جهش و نرخ تقاطع و تعداد تکرار الگوریتم در الگوریتم ژنتیک و اندازه جمعیت (تعداد مکانهای آتش بازی)، حد بالای دامنه انفجار و پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m) و تعداد تکرار الگوریتم در الگوریتم آتش‌بازی جزو این پارامترها هستند. برای تنظیم پارامترهای الگوریتم‌ها، مقادیر هر کدام از این پارامترها در سه سطح بررسی شده است که این سطوح در جدول(۲)،(۳)و (۴) نمایش داده شده است. برای انجام تحلیل از یک معیار به نام درصد انحراف نسبی[۱] (GDP)، استفاده شده است که نحوه‌ی محاسبه‌ی آن در زیر نشان داده شده است:

$$GDP = \frac{\mathrm{Sol}_{algorithm} - \mathrm{Sol}_{best}}{\mathrm{Sol}_{best}}$$ رابطه ۲۵)

$\mathrm{Sol}_{algorithm}$: مقدار تابع هدف با ترکیب پارامترها Sol_{best} : بهترین مقدار تابع هدف

جدول۲. سطوح پارامترهای الگوریتم انبوه ذرات

تعداد تکرار الگوریتم	تعداد تکرار جستجوی همسایگی	اندازه جمعیت
۱۵۰	۵	۷۰
۳۰۰	۱۰	۱۵۰
۳۰۰	۱۵	۲۰۰

جدول۳. سطوح پارامترهای الگوریتم آتش‌بازی

تعداد تکرار الگوریتم	پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m)	حد بالای دامنه انفجار	اندازه جمعیت
۱۵۰	۰/۵	۵	۷۰
۳۰۰	۱	۱۰	۱۵۰
۳۰۰	۲	۱۵	۲۰۰

جدول۴. جدول آرتوگونال برای تنظیم پارامترهای الگوریتم آتش بازی

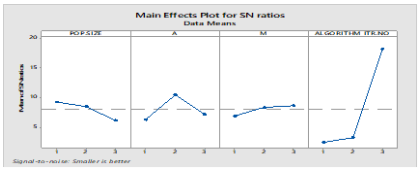
مقدار GAP	تعداد تکرار الگوریتم	پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m)	حد بالای دامنه انفجار	اندازه جمعیت	شماره آزمایش
۰/۸۸۴	۱۵۰	۰/۵	۵	۷۰	۱
۰/۴۲۵	۳۰۰	۱	۱۰	۷۰	۲
۰/۱۰۹	۵۰۰	۲	۱۵	۷۰	۳
۰/۱۳۵	۵۰۰	۱	۵	۱۵۰	۴
۰/۴۹۲	۱۵۰	۲	۱۰	۱۵۰	۵
۰/۸۰۰	۳۰۰	۰/۵	۱۵	۱۵۰	۶
۰/۹۵۱	۳۰۰	۲	۵	۲۰۰	۷
۰/۱۲۹	۵۰۰	۰/۵	۱۰	۲۰۰	۸
۰/۹۷۳	۱۵۰	۱	۱۵	۲۰۰	۹

[۱] Relative perecentage deviation (RPD)

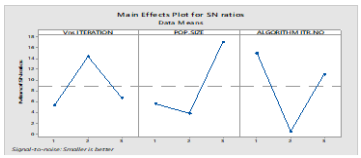
جدول۵. جدول آرتوگونال برای تنظیم پارامترهای الگوریتم انبوه ذرات

شماره آزمایش	اندازه جمعیت	تعداد تکرار جستجوی همسایگی	تعداد تکرار الگوریتم	مقدار GAP
۱	۷۰	۵	۱۵۰	۰/۸۰۴
۲	۱۵۰	۵	۳۰۰	۰/۸۹۰
۳	۲۰۰	۵	۵۰۰	۰/۲۲۰
۴	۷۰	۱۰	۳۰۰	۰/۹۸۳
۵	۱۵۰	۱۰	۵۰۰	۰/۵۴۳
۶	۲۰۰	۱۰	۱۵۰	۰/۱۳۰
۷	۷۰	۱۵	۵۰۰	۰/۱۸۲
۸	۱۵۰	۱۵	۱۵۰	۰/۵۵۰
۹	۲۰۰	۱۵	۳۰۰	۰/۹۷۲

نتایج نرم افزار Minitab در نمودارهای زیر نشان داده شده است.



نمودار۱. تنظیم پارامترهای الگوریتم انبوه ذرات



نمودار۲. تنظیم پارامترهای الگوریتم آتش بازی

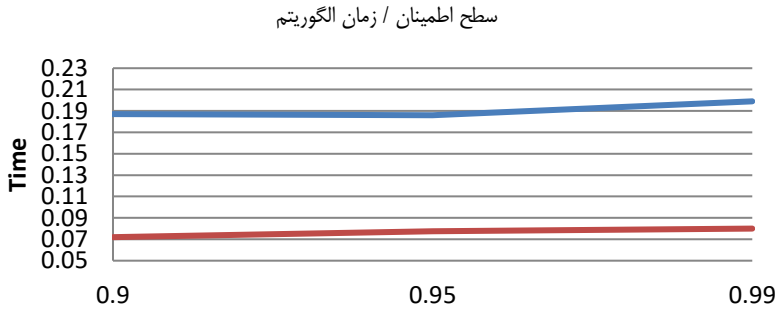
نمودار (۱) تحلیل به روش تاگوچی جهت تنظیم پارامتر برای الگوریتم انبوه‌ذرات را نشان می‌دهند که در نمودار (۱) مشاهده می‌شود که سایز جمعیت در سطح ۲، تعداد تکرار الگوریتم در سطح ۲ و جستجوی همسایگی در سطح ۱ موثر می‌باشد. به عبارتی در الگوریتم انبوه ذرات، اندازه جمعیت برابر با ۱۵۰، تعداد تکرار VNS برابر با ۵ و تعداد تکرار الگوریتم برابر با ۳۰۰ در نظر گرفته می شود.

نمودار (۲) تحلیل به روش تاگوچی جهت تنظیم پارامتر برای الگوریتم آتش‌بازی را نشان می‌دهند که در نمودار (۲) مشاهده می‌شود، سطح ۱ برای پارامترهای کنترل الگوریتم؛ سطح ۳ برای اندازه جمعیت و سطح ۱ برای تکرار الگوریتم موثرتر می‌باشد. لذا مقادیر ۲۰۰ برای اندازه جمعیت، ۱۵۰ برای تکرار الگوریتم، مقدار ۱۰ برای حد بالای دامنه انفجار (A) و مقدار ۱ برای پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m) در نظر گرفته شده است. جهت حل مدل از دو الگوریتم انبوه‌ذرات و آتش‌بازی استفاده شده که این دو الگوریتم برای توابع تخمین ریسک ارزش در معرض خطر برای سطوح اطمینان ۹۰٪ ، ۹۵٪ و ۹۹٪ بصورت جداگانه اجرا شده‌اند.

زمان اجرای الگوریتم‌ها

شرط خاتمه برای الگوریتم‌ها، رسیدن به یک مقدار مشخص از تابع بهینگی در برخی اجراهای پی در پی از الگوریتم می‌باشد. بازه ی زمانی اجرای الگوریتم‌ها در سه سطح اطمینان برای

الگوریتم انبوه‌ذرات (0/08-0/072) و الگوریتم آتش‌بازی(0/199-0/187) می‌باشد. طبق نمودار ۵۲۵۲۵ زمان اجرای الگوریتم انبوه‌ذرات در هر سه سطح اطمینان نسبت به الگوریتم آتش‌بازی جهت رسیدن به سطح بهینه کمتر است.



نمودار۳. زمان اجرای الگوریتم‌های آتش بازی و انبوه ذرات

زمان همگرایی الگوریتم‌ها

سرعت همگرایی دو الگوریتم نشان می‌دهد که الگوریتم آتش‌بازی به علت کیفیت بالای انفجار گوسی حول محور آتش‌بازی و جلوگیری از پراکنده شدن جرقه‌ها و ایجاد مکان‌های باکیفیت با تعداد تکرار الگوریتم کمتر دارای سرعت همگرایی بیشتری نسبت به الگوریتم انبوه‌ذرات دارد. علت همگرایی کمتر الگوریتم انبوه‌ذرات، به دلیل موقعیت نامناسب حرکت ذره به سمت بهترین تجربه شخصی خود بوده است. الگوریتم آتش‌بازی با ۱۵۰تعداد تکرار الگوریتم و اندازه جمعیت۲۰۰ در هر سه سطح اطمینان در مقایسه با الگوریتم انبوه‌ذرات با ۳۰۰ تکرار و اندازه جمعیت ۱۵۰ مقدار تابع هدف را کمتر نشان می‌دهد. مقادیر تابع هدف در هر سه سطح اطمینان مربوط به الگوریتم آتش‌بازی و انبوه‌ذرات در جدول ۶۳۶۳ نشان داده شده است.

همانطور که در جدول (۶) مشاهده می‌شود، الگوریتم آتش‌بازی برای سطح اطمینان ۹۰٪ ، ۹۵٪ و ۹۹٪ در همه موارد، بهتر از الگوریتم انبوه‌ذرات عمل کرده است.

جدول۶. نتایج حل مدل

سطح اطمینان/ مقدار تابع هدف الگوریتم‌های فراابتکاری			۱-α = ٪۹۰	۱-α = ٪۹۵	۱-α = ٪۹۹
الگوریتم آتش بازی	ارزش در معرض خطر	هدف	۰/۰۱۳۲	۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۲۲
الگوریتم انبوه ذرات	ارزش در معرض خطر	هدف	۰/۰۱۷۳	۰/۰۱۶۷	۰/۰۱۶۰

تحلیل‌ها نشان داد که در سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم‌های آتش‌بازی و انبوه‌ذرات به صورت دقیق سبد بهینه سهام را پیش بینی نمودند و با توجه به انجام پس آزمون لوپز مربوط به مدل‌های مورد پذیرش و مقایسه این مدل‌ها در پس

آزمون لوپز، الگوریتم آتش‌بازی به خوبی و دقیق‌تر از مدل الگوریتم انبوه‌ذرات سبد بهینه سهام را پیش‌بینی کرده است.

آزمون پایایی و مانایی

انجام آزمون پایایی و مانایی پژوهش امری ضروری است. جهت انجام این آزمون از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس پرون استفاده شده است. طبق جدول ۷ نتایج نشان داد که مدل بر اساس هر دو آزمون پایا می‌باشد. همان طور که ملاحظه می کنید، هر دو آزمون در سطوح اطمینان مختلف مانایی(پایایی) سری زمانی را مورد تایید قرار می‌دهد.

جدول۷. نتایج آزمون دیکی- فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس پرون

PPTest Statistic	-۱۸/٤٦٥۲۱	**%۱Critical value**	-۲/٦٦٥۲
		%۵Critical value	-۲/۲۸۷۴
		%۱۰Critical value	-۱/۹۶۲۵
ADFTest Statistic	-۷/۵۹۶۳۲	%۱Critical value	-۲/۸۵۶۳
		%۵Critical value	-۲/۲۵۶۳
		%۱۰Critical value	-۱/۲۵۶۳

بررسی سوال‌های پژوهشی

به منظور آزمون سؤالات پژوهشی از آزمون‌های بازخور ارزش در معرض خطر استفاده شده است. جهت بررسی فرضیه‌های سؤالات اول و دوم از آزمونهای کوپیک، کریستوفرسن و ترکیبی و برای بررسی فرضیه سؤال سوم از آزمون لوپز استفاده شده است. همانطور که گفته شد، جهت بررسی اعتبار و پیش‌آزمایی مدل‌ها از آزمون کوپیک استفاده شده است. برای این منظور، ابتدا سری‌های به دست آمده از ارزش درمعرض خطر با استفاده از الگوریتم‌های مدل با بازده‌های واقعی در بازه زمانی مورد مطالعه مقایسه می‌شوند. همانطور که در جدول (۸) مشاهده می‌شود، برای سطوح ٪۹۰، ٪۹۵ و ٪۹۹ مقدار آماره کوپیک برای روش ارزش در معرض خطر کمتر از آماره کای (مقدار بحرانی) است که به معنای قبول فرض بوده و می‌توان گفت روش شبیه‌سازی تاریخی، برآورد مناسبی برای ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری در همه سطوح معنادار داشته است.

جدول۸- نتایج آزمون کوپیک

آزمون کوپیک	**ارزش در معرض خطر**		**ارزش در معرض خطر**		**ارزش در معرض خطر**	
سطح اطمینان	۱-α = ٪۹۹		۱-α = ٪۹۵		۱-α = ٪۹۰	
نوع الگوریتم	آتش بازی	انبوه ذرات	آتش بازی	انبوه ذرات	آتش بازی	انبوه ذرات
آماره کوپیک	۲/۳۳	۲/۲۱	۲/۲۰	۳/۴۲	۵/۹۹	۶/۰۲
توزیع کای دو با درجه آزادی یک	۲/۷۱	۲/۷۱	۳/۸۴	۳/۸۴	۶/۶۳	۶/۶۳
نتیجه آزمون	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول

طبق جدول (۹) نتایج آزمون استقلال کریستوفرسن نشان می‌دهد که در سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ نشان داد که مقدار آماره کریستوفرسن در هر دو مدل پژوهش کمتر از توزیع کای دو با درجه آزادی یک است و در نتیجه آزمون کریستوفرسن در سطح اطمینان مذکور پیش‌بینی مناسبی از ریسک نامطلوب هر دو مدل داشته و قابل اتکا می‌باشد و امکان تشکیل سبد بهینه سهام از طریق هر دو مدل امکان پذیر است.

جدول۹. نتایج حاصل از آزمون کریستوفرسن

آزمون کریستوفرسن	**ارزش در معرض خطر**		**ارزش در معرض خطر**		**ارزش در معرض خطر**	
سطح اطمینان	۱-α = ٪۹۹		۱-α = ٪۹۵		۱-α = ٪۹۰	
نوع الگوریتم	آتش بازی	انبوه ذرات	آتش بازی	انبوه ذرات	آتش بازی	انبوه ذرات
آزمون استقلال کریستوفرسن	۲/۱۴	۲/۳۴	۱/۰۶	۱/۵۰	۲/۱۲	۲/۳۴
توزیع کای دو با درجه آزادی یک	۲/۷۱	۲/۷۱	۳/۸۴	۳/۸۴	۳/۶۳	۳/۶۳
نتیجه آزمون	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول

آزمون‌های کوپیک و کریستوفرسن هر دو دقت مدل‌های پیش‌بینی را از لحاظ آماری مورد بررسی قرار می دهد. با ترکیب آماره‌های کوپیک و کریستوفرسن، می توان آزمون توامی را بدست آورد که هر دو ویژگی یک مدل ارزش در معرض خطر خوب را مورد بررسی قرار داد. آزمون ترکیبی با جمع مقادیر آماره کوپیک و آماره استقلال کریستوفرسن و مقایسه آن با توزیع کای دو با درجه آزادی دو بهترین مدل را پیش‌بینی می‌نماید.

جدول۱۰. نتایج حاصل از آزمون ترکیبی

آزمون ترکیبی	**ارزش در معرض خطر**		**ارزش در معرض خطر**		**ارزش در معرض خطر**	
سطح اطمینان	۱-α = ٪۹۹		۱-α = ٪۹۵		۱-α = ٪۹۰	
نوع الگوریتم	آتش بازی	انبوه ذرات	آتش بازی	انبوه ذرات	آتش بازی	انبوه ذرات
آزمون ترکیبی	۴/۴۷	۴/۵۵	۳/۲۶	۴/۹۲	۸/۱۱	۸/۳۶
توزیع کای دو با درجه آزادی دو	۴/۶۰	۴/۶۰	۵/۹۹	۵/۹۹	۹/۲۱	۹/۲۱
نتیجه آزمون	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول

طبق جدول(۱۰) هر دو مدل در سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ مقدار آماره ترکیبی کمتری را نسبت به توزیع کای دو با درجع آزادی دو نشان می‌دهد که در نتیجه نتایج آزمون در سه سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ تایید می‌گردد. بنابراین با توجه به نتایج آزمون کوپیک، کریستوفرسن و ترکیبی در این پژوهش می‌توان از نظر دقت مدل به این نتیجه رسید که هر دو مدل در سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ از لحاظ آماری توانایی پیش بینی صحیح ترکیب سهام موجود در پرتقوی را دارا می‌باشند و در نتیجه در سؤالات یک و دو پژوهش، امکان تشکیل سبد

بهینه سهام بر مبنای ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم‌های آتش‌بازی و انبوه‌ذرات در سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ را مورد قبول قرار می‌دهد. برای بررسی فرضیه سؤال سوم از آزمون لوپز استفاده می‌کنیم. با توجه به آزمون قرار گرفتن دقت مدل‌های ارزش در معرض خطر شرطی در دو سؤال پژوهشی قبلی و رد نشدن مدل‌های پژوهش در سطح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ ، مقایسه مدل‌ها انجام خواهد شد تا بهترین مدل انتخاب گردد و پیش‌بینی انتخاب سهام موجود در پرتفوی در بهترین حالت انجام شود. بر این اساس، در صورتی که میزان زیان واقعی بیشتر از مقدار ارزش در معرض خطر باشد، بیانگر حالت استثنا یا وضعیت تخطی بوده و برای آن مقدار عددی یک و در غیر این صورت مقدار صفر در نظر گرفته می‌شود . برای هر دو مدل مورد بررسی تعداد تخطیها یا استثناها محاسبه می‌شود. هر مدلی که دارای تخطی کمتری باشد، رتبه آن مناسب بوده و لذا به عنوان مدل بهینه در برآورد ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری انتخاب می‌شود. با توجه به نتایج جدول۱۱می توان بیان کرد که تعداد تخطی یا حالت استثنا برای مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی۱۲ می باشد که در مقابل، مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم انبوه‌ذرات ۱۷ خطا می‌باشد که تعداد خطای مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی در هر سه سطح معنی‌داری کمتر از مدل انبوه‌ذرات می باشد. در نتیجه پس آزمون لوپز برای این مدل کمتر است. از این رو رتبه مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی بهتر از ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم انبوه‌ذرات می باشد. نتیجه بررسی فرضیه سؤال سوم به این صورت است که قدرت سنجش و پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی از الگوریتم انبوه‌ذرات بیشتر است.

جدول ۱۱. نتایج پس آزمون لوپز برای دو مدل در سه سطح معنی‌دار

آزمون لوپز		تعداد تخطی	پس آزمون لوپز در سطح ۱۰٪	پس آزمون لوپز در سطح ۵٪	پس آزمون لوپز در سطح ۱٪	رتبه
ارزش در معرض خطر	آتش بازی	۱۲	۰/۰۵۴	۰/۰۴۸	۰/۰۴۲	۱
ارزش در معرض خطر	انبوه ذرات	۱۷	۰/۱۰۳	۰/۰۹۷	۰/۰۹۲	۲

۵. بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش الگوریتم آتش‌بازی به عنوان الگوریتم هوشمند جدید در راستای انتخاب سبد بهینه با استفاده از ارزش در معرض خطر در مقایسه با الگوریتم‌های انبوه‌ذرات مورد استفاده قرار گرفت. پس از جمع‌آوری داده‌های موردنیاز پژوهش و برآورد بازده‌های پرتفوی پایایی سری زمانی برای استفاده از مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی از طریق دو

آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته و آزمون فیلیپس -پرون مورد سنجش قرار گرفت که نتایج دو آزمون فوق پایایی سری زمانی مدل را مورد تایید قرار داد. در این پژوهش سعی گردید سبد بهینه سهام از طریق ارزش در معرض خطر با استفاده از دو الگوریتم آتش‌بازی و انبوه‌ذرات بهینه شود و با مقایسه این دو مدل بهترین روش انتخاب گردد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم آتش‌بازی برای پرتفوی متشکل از ۱۷۴ سهام از بورس اوراق بهادار تهران در سطح بازدهی مشخص، مقدار تابع هدف سبد بهینه کمتری را نسبت به الگوریتم انبوه‌ذرات در هر سه سطح اطمینان ۹۰٪ ، ۹۵٪و ۹۹٪ نشان می‌دهد. زمان اجرای الگوریتم انبوه‌ذرات از الگوریتم آتش‌بازی در هر سه سطح اطمینان کمتر می‌باشد اما سرعت همگرایی الگوریتم آتش‌بازی نسبت به الگوریتم انبوه ذرات به مراتب بهتر و بیشتر بوده است. اما جهت بررسی اعتبار و پیش‌آزمایی مدل‌ها و پاسخ به سؤالات اول و دوم پژوهش از آزمون‌های کوپیک، آزمون کریستوفرسن و آزمون ترکیبی استفاده شد. که نتایج نشان داد که هر سه آزمون اعتبار مدل‌ها را در سطوح اطمینان ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ مورد تایید قرار داد. جهت مقایسه بهینه‌سازی دو مدل و پاسخ سؤال سوم پژوهش، مقایسه مدل‌ها از طریق پس آزمون لوپز انجام شد تا رتبه مدل‌ها مشخص گردد و بهترین مدل جهت پیش‌بینی انتخاب سهام موجود در پرتفوی در بهترین حالت ممکن انتخاب شود. یافته‌های پژوهش نشان داد که در سطوح اطمینان ۹۰٪،۹۵٪ و ۹۹٪ مدل ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی به علت رتبه بالاتر در آزمون لوپز و سرعت همگرایی بیشتر الگوریتم از اعتبار مناسب و قابل اتکایی جهت سنجش ریسک بازار برخوردار می باشد. نتایج پژوهش با پژوهشات مربوط به بحری ثالث و همکاران (۱۳۹۷)، در مورد انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از مدل میانگین–نیمه واریانس مارکویتز با بهره‌گیری از الگوریتم‌های مختلف و همچنین بیات و اسدی (۱۳۹۶) در مورد بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز و همچنین راعی و علی بیگی(۱۳۸۹) در مورد استفاده از روش بهینه‌سازی تجمع ذرات به حل مسئله بهینه‌سازی مارکویتز و تعیین مرز کارای سرمایه‌گذاری مطابقت دارد و هر سه پژوهش کارایی الگوریتم انبوه‌ذرات را نشان می‌دهد. نتایج پژوهش با پژوهش‌های مربوط به کورا (۲۰۰۹)، مدل میانگین واریانس مارکویتز را با در نظر گرفتن محدودیت عدد صحیح با الگوریتم انبوه‌ذرات و همچنین یین و یانگ (۲۰۰۶) مطابقت دارد در مورد استفاده از الگوریتم انبوه‌ذرات در حل مسئله غیر خطی مطابقت دارد. درست همانند نتایج منتشر شده پژوهش حاضر که مدل‌سازی الگوریتم انبوه‌ذرات با استفاده از آزمون‌های آماری مورد تایید قرار گرفت. نتایج پژوهش با پژوهش‌های مربوط به ژنگ و همکاران (۲۰۱۳) در پژوهشی با عنوان الگوریتم آتش‌بازی بهبود یافته و همچنین پژوهش‌های چنگ و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهشی با عنوان بهینه‌سازی الگوریتم آتش‌بازی مطابقت دارد. در این پژوهش جهت حداقل کردن مقدار تابع هدف با استفاده از معیار ارزش در معرض خطر از الگوریتم آتش‌بازی که الگوریتم هوشمند و جدیدی است استفاده شده که نسبت‌های سهام موجود در پرتفوی با بالاترین

دقت ممکن بهینه گردیده است که همین موضوع نوآوری را در پژوهش ایجاد کرده است. همچنین جهت افزایش حجم نمونه تنها محدودیت حذف نمادهای تعلیقی ماده ۱۴۱ قانون تجارت اعمال گردید. محاسبه حجم نمونه با استفاده از فرمول کوکران، حاکی از مشارکت ۶۰ درصدی نمادهای بورسی از جامعه آماری داد که این مساله به صورت دقیق‌تر و کارامدتر به مساله سبد بهینه می‌پردازد.

٦. پیشنهادها

در ادامه، حوزه‌های زیر برای پژوهش‌های آتی به پژوهش‌گران پیشنهاد می‌گردد:

۱- انتخاب سبد بهینه بااستفاده از الگوریتم آتش‌بازی با در نظر گرفتن محدودیت‌های سیاسی و اقتصادی در صنعت‌های گوناگون.

۲- انتخاب سبد بهینه سهام‌های کامودیتی‌محور با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی با توجه به روند شاخص کل و شاخص هم‌وزن.

۳- انتخاب سبد بهینه با استفاده از ترکیب تکنیکال (استفاده از الگوریتم آتش بازی)، تابلوخوانی و عوامل بنیادی.

۴- انتخاب سبد بهینه با استفاده از بهبود الگوریتم آتش‌بازی و اضافه‌نمودن محدودیت‌هایی همچون حذف سهام‌هایی که نسبت P/E پایین‌تری از متوسط گروه دارند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

1.Alimi, A., & Kordestani, G. (2009). The use of Residual Income Valuation Model as a Benchmark for Portfolio Selection. *Financial Management perspective*, (1). (In Persian)

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

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

4.Chang, T. J., Yang, S. C., & Chang, K. J. (2009). Portfolio optimization problems in different risk measures using genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 36(7), 10529-10537.

5.Cheng, R., Bai, Y., Zhao, Y., Tan, X., & Xu, T. (2019). Improved fireworks algorithm with information exchange for function optimization. *Knowledge-Based Systems*(163), 82-90.

6.Cura, T. (2009). Particle Swarm Optimization Approach to Portfolio Optimization, *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, No.10, p.p.2396–2406.

7.Estrada, J. (2007). Mean-semivariance behavior: Downside risk and capital asset pricing. *International Review of Economics and Finance*, 16, 169-185.

8.Fallah, M., & Afsaneh, S. (2020). Comparison of Value Risk Models and Coppola-CVaR in Portfolio Optimization in Tehran Stock Exchange. *Financial Management Perspective*, 29 (10), 125-146. (In Persian)

9.Fallahpour, S., & Baghban, M. (2015). Application of Copula-CVaR in Portfolio Optimization and Comparative with Mean-CVaR, *Quarterly Journal of Economic Research and Policies*. 22(72): 155-172. (In Persian)

10.Fallahpour, F., & Rahimi, M. (2015). Estimating Conditional VaR Using Symmetric and Non-Symmetric Autoregressive Models in Old and Oil Markets. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 26(8), pp 1-18. (In Persian)

11.GhahtaranI, A., & NajafI, A.A. (2014). Robust Optimization of the Portfolio Se lection Problem Using Weighted Conditional Value at-Risk Approach, *Industrial Engineering & Management*.30-1(1.2) :3-10. (In Persian)

12.Gordan, A., & Baptisa, A. (2002). Economic Implication of Using Mean-VaR Model for Portfolio Selection. *Economic Dynamics & Control*, 7: 159-193.

13.Khaloozadeh, H., & JamshidiEyni, E. (2016). Using intelligent methods in Solving Constrained Portfolio in Tehran Stock Exchange, *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 29(9), pp 85-96. (In Persian)

14.Liu, Y.J., Zhang, W.G., & Xu, W.J. (2012). Fuzzy multi-period portfolio selection optimization models using multiple criteria. *Automatica*, 48 (12), pp. 3042-3053.

15.Malaei, M., SHeikhi, M. J., & KHodamoradi, Saeed. (2009). Optimization of Markowitz Risk Management Models, Value at Risk and Value at Risk Parametric Using local and Global Algorithms in Tehran Stock Exchange. *Financial Management Perspective*, (1), 67-97. (In Persian)

16.Mohammadi, Sh., Raei, R, & Feizabad, R. (2009). Forecasting Value-at-Risk Using Conditional Volatility Models: Evidence from Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 10 (25), pp. 109-124.

17.Mushkhian, S., & Najafi, A. A. (2015). Investment portfolio optimization using multi-objective particle swarm algorithm for a possible multi-period mean-half-

variance-skew model. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 23(6), pp 133-147. (In Persian)

18.Raei, R., & Saeedi, A. (2004). Fundamentals of Financial Engineering and Risk Management, The Organization For Researching and Composing University Textbooks in the Humanities, Faculty of Management University of Tehran, First Print Publication, 136-156.

19.Raei, R, & Alibeiki, H. (2010). Portfolio optimization using particle swarm optimization method, *Financial Research Journal*.12(29). pp 21-40. (In Persian)

20.Rajabi, M., & Khaloozadeh, H. (2015). Optimal Portfolio Prediction in Tehran Stock Market using Multi-Objective Evolutionary Algorithms, NSGA-II and MOPSO, *Financial Research Journal*. 2(16). pp 253-270. (In Persian)

21.Sadeghi, H., & Shams, M. (2014). Calculating the value at risk based on the Fisher Corniche approximation of the normal distribution, *Asset Management & Financing*. 2(1), pp 1-20. (In Persian)

23.Zheng, S., Janecek, A., Tan, Y.(2013). Enhanced fireworks algorithm[Z]. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2013: 2069-2077.

24.Yin Peng, Y., & Jing Yu, Wang. (2006). A particle swarm optimization approach to the nonlinear resource allocation problem. A*pplied Mathematics and Computation*, 183: 232–242.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی